



UNIVERSIDADE FEDERAL DO PIAUÍ
CENTRO DE CIÊNCIAS HUMANAS E LETRAS
CURSO DE BACHARELADO EM CIÊNCIAS ECONÔMICAS

DIFERENCIAIS SALARIAIS POR GÊNERO NO BRASIL DE 2015 A 2023

GABRIEL GAZE GONÇALVES FONTENELE GOMES

TERESINA - PI

2025

GABRIEL GAZE GONÇALVES FONTENELE GOMES

DIFERENCIAIS SALARIAIS POR GÊNERO NO BRASIL DE 2015 A 2023

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao curso de bacharelado em Ciências Econômicas, Universidade Federal do Piauí, *campus* Ministro Petrônio Portela como requisito à obtenção do grau de Bacharel em Ciências Econômicas.

Orientador: Prof. Dr. Julio Vicente Cateia

TERESINA – PI

2025

GABRIEL GAZE GONÇALVES FONTENELE GOMES

DIFERENCIAIS SALARIAIS POR GÊNERO NO BRASIL DE 2015 A 2023

Trabalho de Conclusão de Curso
apresentado como requisito parcial para
obtenção de grau de Bacharel em Ciências
Econômicas pela Universidade Federal do
Piauí, campus Ministro Petrônio Portela.

Orientador: Prof. Dr. Julio Vicente Cateia

Banca examinadora:

Prof. Dr. Julio Vicente Cateia – Orientador
Universidade Federal do Piauí - UFPI

Prof. Me. Francisco Evandro de Sousa Santos – Membro 1
Universidade Federal do Piauí - UFPI

Prof. Dr. Caio Matteúcci de Andrade Lopes – Membro 2
Universidade Federal do Piauí - UFPI

Aprovado em ____/____/____

RESUMO

Esta monografia tem por objetivo analisar quantitativamente a desigualdade salarial por gênero no Brasil de 2015 a 2023. A hipótese adotada no trabalho é a de que a discriminação é um fator relevante para a existência de desigualdade salarial por gênero no Brasil. Nessa perspectiva, a partir da base de dados da PNAD Contínua - IBGE, realiza-se uma análise descritiva dos dados, além da estimativa de uma equação *minceriana* com o intuito de avaliar os fatores determinantes para os rendimentos dos indivíduos. Os resultados sugerem que educação, experiência e gênero são fundamentais para a determinação dos salários individuais. Em adição a isso, constata-se que o menor salário médio feminino também é uma consequência do menor prêmio por grau de educação e experiência em relação aos homens. Por fim, realizou-se a decomposição não paramétrica do diferencial salarial por gênero a partir de uma metodologia de *matching*. O resultado desta decomposição constata que ao longo dos anos analisados, em média 86,62% da desigualdade salarial pode ser explicada pela discriminação em favor dos homens. Portanto, existem indícios de que a hipótese adotada é verdadeira.

Palavras-Chave: Decomposição de Oaxaca-Blinder. Equações Mincerianas. Matching

ABSTRACT

This monograph aims to quantitatively analyze gender wage inequality in Brazil from 2015 to 2023. The hypothesis adopted in the study is that discrimination is a relevant factor for the existence of gender wage inequality in Brazil. From this perspective, based on data from the Continuous PNAD - IBGE, a descriptive analysis of the data is conducted, along with the estimation of a Mincerian equation to assess the determinants of individual earnings. The results suggest that education, experience, and gender are fundamental in determining individual wages. In addition, it is observed that the lower average female wage is also a consequence of the lower return on education and experience compared to men. Finally, a non-parametric decomposition of the gender wage gap is performed using a matching methodology. The result of this decomposition shows that, over the analyzed years, on average, 86.62% of wage inequality can be explained by discrimination in favor of men. Therefore, there is evidence that the adopted hypothesis is true.

Keywords: Matching. Mincerian Equations. Oaxaca-Blinder Decomposition.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 - Participação por gênero no mercado de trabalho brasileiro de 2015 a 2023	25
Figura 2 - Média salarial por anos de estudo e gênero no ano de 2015.....	33
Figura 3 - Média salarial por anos de estudo e gênero no ano de 2023.....	33
Figura 4 - Média salarial por idade e gênero no ano de 2015.	35
Figura 5 - Média salarial por idade e gênero no ano de 2023.	35

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Salários em reais por gênero no Brasil a valores de 2023.....	26
Tabela 2 - Média salarial em reais por área de atuação de 2015 a 2023 a valores de 2023	27
Tabela 3 - Taxa de participação feminina por área de atuação de 2015 a 2023	29
Tabela 4 - Média de salários em reais por gênero e raça de 2015 a 2023 a valores de 2023	31
Tabela 5 - Resultado das estimativas dos parâmetros das equações <i>mincerianas</i> ..	36
Tabela 6 - Resultados do método de decomposição não paramétrica dos salários ..	39

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	9
2 REVISÃO DE LITERATURA.....	11
2.1 A Influência do Capital Humano na Determinação dos Salários.....	11
2.2 Modelos de decomposição da desigualdade.....	15
3 METODOLOGIA	21
4 RESULTADOS	25
4.1 Análise descritiva	25
4.2 Equações <i>mincerianas</i>.....	36
4.3 Modelo de decomposição não paramétrica dos salários	39
5 CONSIDERAÇÕES FINAIS	41
REFERÊNCIAS.....	43

1 INTRODUÇÃO

A desigualdade possui efeitos positivos e negativos. Do lado positivo, remunerações diferentes produzem incentivos para os indivíduos trabalharem arduamente, investirem e inovarem. Já do lado negativo, diferenças salariais que não estão relacionadas à produtividade são corrosivas à sociedade e causam problemas de má alocação de recursos (Krueger, 2005). Portanto, a diferença salarial entre grupos pode estar relacionada a algo aceitável e justo, ou pela existência de discriminação: quando pessoas de um grupo particular recebem remunerações diferentes exclusivamente por pertencerem a esse grupo, caso em que não existe razão justificável para essas diferenças (Ospino; Vasquez; Narváes, 2010). Nesse sentido, o estudo da discriminação entre grupos é essencial para localizar e evidenciar os efeitos negativos da desigualdade dentro de uma sociedade.

Apesar do progresso significativo da participação feminina no mercado de trabalho e da redução de diferenças salariais entre homens e mulheres desde o advento tecnológico e o intenso crescimento das máquinas nas fábricas, as mulheres ainda enfrentam diversas barreiras no mercado de trabalho (Assis; Alves, 2014). Diversos estudos empíricos atestam que qualidades como educação e experiência são remuneradas de forma diferente para homens e mulheres, como em Blinder (1973), Oaxaca (1973), Neumark (1988), Ñopo (2008) e Pereira (2013). Morello e Anjolin (2021) afirmam que entre os anos de 2004 e 2015, mulheres receberam em média 13% a menos do que os homens por questões atribuídas à discriminação, havendo, ainda, a preocupante tendência de estagnação desses índices. Esse descompasso entre a produtividade marginal e a remuneração das mulheres implica em ineficiências que ultrapassam o mercado de trabalho, podendo impactar o crescimento econômico de longo prazo do país (Morello; Anjolin, 2021).

Portanto, o estudo da discriminação salarial entre homens e mulheres no Brasil ainda é de suma importância para o desenvolvimento econômico da nação. Nesse sentido, o presente trabalho objetiva analisar quantitativamente a desigualdade salarial por gênero no Brasil de 2015 a 2023 a partir de equações de rendimentos como propostas por Mincer (1974), que estimam o impacto de qualidades individuais nos níveis de salários, para sua posterior aplicação numa análise de *matching* conforme Ñopo (2008), que visa constatar se a desigualdade salarial por gênero está atrelada à diferenças de características produtivas entre homens e mulheres ou a

componentes de discriminação. Nessa perspectiva, esta monografia pretende preencher uma lacuna existente na literatura acerca do tema, já que não se tem o conhecimento de outras pesquisas que adotem esta metodologia para o mercado de trabalho brasileiro no período escolhido. A hipótese adotada é a de que a discriminação ainda é um fator relevante para a existência de desigualdade salarial por gênero no Brasil. Tal hipótese é respaldada pelos trabalhos de Morello e Anjolin (2021), Pereira (2013) e Souza et al. (2015).

A base de dados utilizada para as estimativas foi a Pesquisa Nacional de Amostra de Domicílios Contínua (PNADC), implantada em janeiro de 2012 e publicada pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE). Esta pesquisa tem como objetivo produzir informações trimestrais sobre a inserção da população no mercado de trabalho, características demográficas e educacionais. A pesquisa abrange aproximadamente 211 mil domicílios por entrevista e utiliza amostragem probabilística por conglomerados, com estratificação das unidades primárias em três estágios. Em decorrência da pandemia, a PNADC não foi realizada nos anos de 2020 e 2021 e, portanto, estes anos foram removidos da análise. (IBGE, 2014, 2024)

Os resultados da pesquisa sugerem que fatores como gênero, nível de educação, experiência, raça e setor de atuação são significativos para a definição dos salários da população. Também se verificou que as mulheres continuam recebendo prêmios por educação e experiência proporcionalmente menores que os dos homens ao longo de todos os anos analisados. Por fim, existem indícios de que os níveis de discriminação contra as mulheres são relevantes e se mantiveram estagnados entre 2015 e 2023.

Além desta introdução, este trabalho está estruturado em outros quatro capítulos: a) o capítulo 2 - revisão de literatura - analisa a influência do capital humano na determinação de salários e a evolução das metodologias de decomposição da equação de salários; b) o capítulo 3 - metodologia - descreve a base de dados utilizada e os procedimentos metodológicos adotados, incluindo a aplicação de equações *mincerianas* e o modelo de *matching*; c) o capítulo 4 – resultados - dedica-se à apresentação e análise dos resultados, evidenciando as causas das disparidades salariais identificadas; d) o capítulo 5 – considerações finais -, por fim, sintetiza as principais conclusões, além de discutir acerca das limitações do estudo.

2 REVISÃO DE LITERATURA

2.1 A Influência do Capital Humano na Determinação dos Salários

O capital humano foi definido por Schultz (1961) como o estoque de habilidades úteis e conhecimentos dos indivíduos de um país. O autor destaca que este conceito se apresenta como o principal diferencial nos sistemas econômicos das nações, já que não apenas podem elevar a produtividade de uma sociedade, mas também resultar em aumentos nos rendimentos reais por trabalhador. Consequentemente, esse fator não pode ser negligenciado no estudo da desigualdade salarial (Schultz, 1961).

Já para Becker (1993), o capital humano é um tipo diferente de capital, que inclui o investimento em habilidades resultantes da escolaridade, de cursos de treinamento e gastos em cuidados médicos que elevam os níveis de saúde, produtividade e salários dos indivíduos durante o tempo de vida. Consequentemente, há uma conexão direta entre o capital humano e o conceito de capital tradicional, sendo os investimentos em educação e treinamento os mais importantes para a expansão do conhecimento científico e do conhecimento técnico que aumentam a produtividade do trabalho e de outros fatores de produção (Becker, 1993)

Uma das teorias mais antigas para a compreensão da natureza, causas e determinantes da desigualdade de rendimentos já estabelecia uma relação entre a distribuição de renda e as "habilidades naturais individuais" (Mincer, 1958). No entanto, a criação do coeficiente de inteligência (QI), inicialmente considerado como uma representação destas habilidades, revelou que essa variável segue uma distribuição populacional normal, enquanto a distribuição de renda apresenta uma distorção acentuada. Essa disparidade levou à conclusão de que as duas variáveis eram inconciliáveis. Por isso, inicialmente, a sorte emergiu como o único fator consistente para propor explicações sobre a desigualdade de renda, e como esta pode ser entendida como um efeito de todas as causas não observáveis na distribuição de renda, não lança nenhuma luz sobre a desigualdade de rendimentos. (Mincer, 1958).

Aproveitando o avanço tecnológico, que possibilitou maior complexidade nos estudos empíricos, Mincer (1958) revitalizou a discussão acerca da relação entre o capital humano e a desigualdade de renda propondo um modelo simples para a relação: o autor assumiu a hipótese de que todos os indivíduos possuem

oportunidades idênticas para atuar em qualquer setor; contudo, cada ocupação exige distintos níveis de habilidades, sendo os setores mais bem remunerados aqueles que demandam competências mais elevadas. Nessa perspectiva, o custo para atingir um determinado nível de salários seria proporcional à quantidade de anos de estudo necessários para se alcançar as habilidades necessárias para se trabalhar em setores mais bem remunerados. Assim, as discrepâncias nas ocupações individuais e, por conseguinte, nos níveis de renda, seriam influenciadas pelas escolhas individuais em relação ao tempo gasto no desenvolvimento de habilidades (Mincer, 1958).

Em 1974, com a publicação do livro "*Schooling, Experience and Earnings*", Mincer (1974) publicou os testes empíricos do seu modelo, especificado como representado pela seguinte equação:

$$\ln(W) = \beta_0 + \beta_1 Yedu + \beta_2 Exp + \beta_3 Exp^2 + \varepsilon$$

onde $\ln(W)$ representa o logaritmo natural dos salários, $Yedu$ representa os anos de estudo, Exp representa a experiência do indivíduo no mercado de trabalho e Exp^2 capta os retornos de longo prazo da experiência, cujo coeficiente esperado é negativo porque representa o efeito de retornos decrescentes da experiência sobre o salário. Por último, ε representa termo de erro (Mincer, 1974).

O estudo de Mincer (1974) objetivou compreender as estruturas salariais e sua relação com o investimento líquido em capital humano nos Estados Unidos. Os resultados apontaram para uma correlação relativamente baixa entre anos de estudo e desigualdade de renda, o que, segundo o autor, não diminui a importância da escolaridade – Mincer (1974) esclareceu que essa baixa correlação se deve à limitação da mera contagem de anos de estudos em capturar adequadamente os custos da educação e seus aspectos qualitativos, já que indivíduos não apenas diferem na quantidade de horas investidas na educação, mas também nas variações das taxas de retorno desse investimento e nos investimentos em capital humano pós escola. Assim, na época, a principal limitação para o avanço do estudo residia na falta de informações adequadas sobre os investimentos individuais em capital humano. Apesar disso, com a incorporação de uma nova variável explicativa diretamente relacionada ao nível de capital humano das sociedades - os anos de experiência no mercado de trabalho por indivíduo, que representa os investimentos em capital

humano pós-escola – Mincer (1974) obteve os resultados satisfatórios de que aproximadamente 50% da desigualdade de rendimentos poderia ser explicada pelo seu modelo. No entanto, o autor constata que apesar do aumento do poder de análise com a inclusão da experiência pós-escolar, o potencial dessa variável ainda é subestimado pelas regressões, existindo uma dificuldade na mensuração adequada do potencial total do capital humano a partir do modelo desenvolvido (Mincer, 1974).

Muitos outros testes empíricos utilizando as variáveis sugeridas por Mincer (1958) foram realizados. Um exemplo é o estudo de Park (1996), com o objetivo de examinar a relação entre o nível de escolaridade e a desigualdade de renda em 59 países. O autor considerou o nível médio de escolaridade nacional e seu desvio padrão como representantes do capital humano e da desigualdade de capital humano, respectivamente. Os principais resultados do estudo indicaram que ambas as variáveis tiveram impacto significativo na distribuição de renda nos países analisados: a média de anos de escolaridade apresentou um efeito negativo sobre o coeficiente de Gini - um indicador de desigualdade de renda, tal como proposto em Alisson (1978) - dos países com maiores níveis de desigualdade de renda e um efeito positivo nos países menos desiguais. O desvio padrão dos anos de estudo, por sua vez, teve um efeito positivo nos países com maior desigualdade de renda e um efeito negativo nos países com menor desigualdade. Nesse sentido, os resultados do trabalho sugeriram que a dispersão do nível de escolaridade na força de trabalho está associada à desigualdade de renda. Por fim, Park (1996) concluiu que, se um país em desenvolvimento deseja se tornar uma sociedade mais igualitária, deveria concentrar-se em políticas educacionais que promovam uma expansão educacional com acesso igualitário.

Já no estudo conduzido por Pritchett (2001), que objetivou aprofundar o debate sobre a relação entre capital humano e renda, surgiram conclusões que desafiaram a noção tradicional dessa associação. Utilizando uma base de dados transnacionais, Pritchett (2001) não encontrou uma correlação significativa entre o aumento nos anos de escolaridade da força de trabalho e a taxa real de ganhos salariais por trabalhador, concluindo que o impacto da educação na renda é baixo e muito variado entre os países. Para nações em desenvolvimento, Pritchett (2001) levantou duas principais possibilidades explicativas para esses resultados negativos: a baixa demanda por trabalhadores educados, resultando em uma diminuição nos retornos para a escolaridade; ou uma falha no sistema educacional, indicando que os anos de

escolaridade podem não fornecer as habilidades demandadas pelo mercado de trabalho.

Földvári e Leeuwen (2010) reexaminaram a questão levantada por Pritchett (2001) sobre a relação entre educação e desigualdade de renda. Os autores adotaram o coeficiente de Gini de desigualdade educacional proposto por Castelló e Doménech (2002) como variável independente e o coeficiente de Gini de renda como variável dependente numa base de dados com informações de mais de 100 países. Surpreendentemente, também não encontraram evidências de uma relação significativa entre desigualdade educacional e desigualdade de renda, sugerindo que a correlação entre anos de escolaridade e a real formação de capital humano é baixa, especialmente em países subdesenvolvidos. Isso implicaria que políticas que visam reduzir a desigualdade de renda através de uma distribuição mais equitativa da escolaridade podem ter chances limitadas de sucesso nessas regiões, o que ressalta a complexidade das interações entre educação, capital humano e desigualdade em diferentes contextos econômicos.

Recentemente, a discussão sobre a relação entre capital humano e desigualdade de renda foi revisitada por Castelló e Doménech (2021), a partir de uma pesquisa com o objetivo de verificar se existe uma correlação entre o capital humano e a desigualdade de renda ou se, ao contrário, essas duas distribuições não estão correlacionadas. O estudo foi conduzido a partir de uma amostra com dados de 69 países. Além de empregar o coeficiente de Gini de anos de estudo como medida da desigualdade de capital humano, os autores incorporaram uma variável para medir a mudança tecnológica, dada sua influência direta na demanda por trabalhadores qualificados, e, portanto, a possibilidade desse fator desviar a relação entre capital humano e desigualdade salarial. Os resultados da pesquisa revelaram uma correlação significativa entre a desigualdade de capital humano e a desigualdade salarial. Como conclusão, os autores argumentaram que a falta de consenso na literatura sobre esse tema pode ser atribuída ao uso de diferentes medidas de desigualdade ou à amostras e técnicas econométricas, e não à irrelevância do investimento em educação para a estimativa dos salários (Castelló; Doménech, 2021).

Dentro do contexto brasileiro, diversos estudos apontam para uma notável correlação entre a desigualdade salarial e os determinantes da desigualdade de capital humano. Silva, França e Pinho Neto (2016), por exemplo, em uma pesquisa que analisou os fatores por trás da redução da desigualdade salarial no Brasil entre

1995 e 2014, empregaram um modelo de decomposição de desigualdade baseado em regressões para quantificar a contribuição de características individuais da sociedade brasileira em mudanças na desigualdade salarial nesse período. Os resultados revelaram que as variáveis representantes de educação e experiência desempenharam papéis significativos na redução da desigualdade salarial, sendo consideradas como as mais relevantes para a explicação dos níveis observados de desigualdade salarial no país (Silva; França; Pinho Neto, 2016).

Em outro estudo, Tavares (2007) investigou a relação entre capital humano e desigualdade no Brasil de 1981 a 2006. Seu trabalho constatou que os retornos à escolaridade são expressivos, sendo a educação um fator fundamental na explicação da elevada desigualdade observada no país durante o período analisado. Essas conclusões, portanto, reforçam a importância do capital humano na compreensão dos padrões de desigualdade salarial e educacional no contexto brasileiro.

2.2 Modelos de decomposição da desigualdade

A diferença salarial entre grupos semelhantes é um fenômeno estudado por investigações acerca da evolução dos mercados de trabalho. Tais diferenças podem resultar de disparidades em qualificação entre dois grupos, o que é algo aceitável e justo, ou pela existência de discriminação - quando pessoas de um grupo particular recebem remuneração diferente por serem parte de um grupo particular, caso em que não existe razão justificável para a desigualdade. Nesse contexto, foram desenvolvidas técnicas para estimar o nível de discriminação no mercado de trabalho de uma sociedade. De maneira geral, essas técnicas se baseiam na decomposição das equações de Mincer (1974) para realizar tais estimativas (Ospino; Vasquez; Narváes, 2010).

Em 1973, com o propósito de superar as explicações gerais e meramente descritivas para a discriminação, Oaxaca (1973) utilizou um método para estimar quantitativamente a discriminação contra mulheres no mercado de trabalho Americano. O efeito da discriminação foi estimado a partir de uma subamostra de uma pesquisa americana sobre oportunidades econômicas de 1967 como a quantidade residual da diferença salarial após ajustar as diferenças de gênero em diversas características, tomando a forma de uma análise de regressão. Os resultados sugeriram que a diferença salarial entre gêneros é relevante e que a concentração de

mulheres em setores que remuneram mal foi a maior causadora de diferenciais nos salários por gênero, o que sugere que uma proporção substancial do diferencial salarial entre homens e mulheres é atribuível aos efeitos da discriminação.

No mesmo ano, Blinder (1973) conduz uma análise da diferença salarial entre homens e mulheres brancos nos Estados Unidos a partir da estimativa de equações de salários segregadas por gênero. Nesse contexto, a equação de características individuais que influenciam diretamente nos salários foi especificada da seguinte forma:

$$Y_i^G = \beta_0^G + \sum_{i=1}^n \beta_i^G X_{ji}^G + \mu_i^G$$

onde Y_i^G é o logaritmo da receita ou do salário por indivíduo de determinado gênero G e X_{1i}, \dots, X_{ni} são as n características observáveis usadas para explicar os rendimentos de indivíduos pertencentes ao gênero G. Com a estimativa dos coeficientes β_i^G das equações de salários para homens e para mulheres, a parte explicada do diferencial salarial é calculada como as diferenças entre os coeficientes β_i^M e β_i^F somada às diferenças nas médias de características \bar{X}_{ji}^M e \bar{X}_{ji}^F , enquanto a parte inexplicada se refere às diferenças de interceptos estimados para as equações de salários de cada gênero. Portanto, conforme Blinder (1973), a decomposição do diferencial salarial entre homens e mulheres é realizada a partir do seguinte conjunto de equações:

- Diferencial Bruto = $\beta_0^M + \sum \beta_j^M \bar{X}_j^M - (\beta_0^F + \sum \beta_i^F \bar{X}_i^F) = E + C + U$;
- Porção do diferencial atribuída a diferenças de capacidades (E) = $\sum \beta_i^M (\bar{X}_i^M - \bar{X}_i^F)$;
- Porção do diferenciado atribuída a diferenças de coeficientes (C) = $\sum \bar{X}_i^F (\beta_i^M - \beta_i^F)$;
- Porção inexplicada do diferencial (U) = $\beta_0^M - \beta_0^F$;
- Porção do diferencial atribuída à discriminação (D) = $C + U$.

Blinder (1973) aplicou tal metodologia no "Painel de estudos da dinâmica salarial" da *Michigan Survey Research Center* de 1967, utilizando variáveis como idade, região de residência, grau de educação e área de trabalho para decompor os salários dos dois grupos. Ao se aplicar o método, os resultados sugeriram que homens possuem maiores incrementos salariais do que as mulheres ao avançarem a níveis educacionais maiores e, assim como Oaxaca (1973), Blinder (1973) concluiu que parte da disparidade é uma reflexão da falha de mulheres em conseguirem emergir para estratos mais bem remunerados.

No Brasil, o método de decomposição de Oaxaca (1973) e Blinder (1973) foi aplicado por Souza et al. (2015), num estudo que objetivou mensurar as diferenças salariais e o impacto da discriminação por gênero e cor no mercado brasileiro a partir de dados da Pesquisa Nacional de Amostras de Domicílios (PNAD) de 2013. Os resultados indicaram que de modo geral, a diferença salarial foi prejudicial às mulheres, com aspectos produtivos e áreas de ocupações como questões mais relevantes para a desigualdade salarial. Já a discriminação feminina associou-se positivamente aos atributos produtivos e ao tipo de união civil, e negativamente à área de residência e à ocupação exercida. Como conclusão, os autores afirmam que o gênero e a cor, em conjunto potencializam as diferenças salariais no país.

Apesar de inovadores e muito importantes para tomadas de decisões baseadas em dados, os métodos de Oaxaca (1973) e Blinder (1973) apresentam certas dificuldades que resultaram em críticas. Com o objetivo de contribuir para o desenvolvimento do método, Neumark (1988) desenvolveu considerações em relação ao fato de a decomposição de Oaxaca-Blinder utilizar coeficientes de regressão de um dos grupos (geralmente homens) como referência da equação que calcula a parte explicada das diferenças salariais. Neumark (1988) argumenta que essa escolha é arbitrária e pode influenciar os resultados, haja vista que não há uma razão teórica clara para preferir os coeficientes de um grupo sobre o outro, e a escolha dos coeficientes pode alterar a magnitude e a interpretação da discriminação na diferença salarial. Como solução, Neumark (1988) propõe uma abordagem alternativa, em que os coeficientes da decomposição são calculados a partir dos dados acumulados dos dois grupos, buscando se aproximar dos coeficientes reais da equação de salários de livre discriminação.

A partir dessa técnica, Neumark (1988) estimou a discriminação entre homens e mulheres a partir de dados da "*National Longitudinal Survey of Young Men and*

Young Women" e o comparou com o método tradicional de Oaxaca-Blinder. Como resultado, o novo estimador gerou uma menor estimativa para a discriminação que os métodos tradicionais adotados em trabalhos anteriores.

Outra crítica ao modelo foi a existência de viés de autoseleção (Heckman, 1979). Este problema fica mais evidente para o Brasil com o trabalho desenvolvido por Leme e Wajnman (2000a apud Pereira, 2013), que conclui que a medida de experiência como definida por Mincer (1974) é aceitável para a experiência efetiva dos homens, mas não pode ser utilizada igualmente para as mulheres, já que a participação destas no mercado de trabalho relaciona-se aos ciclos reprodutivos e de casamento. Isso, por sua vez pode resultar no fato de que a amostra de mulheres ativas no mercado de trabalho não represente corretamente a população feminina, o que por sua vez acarreta num erro de mensuração nas regressões de rendimento feminino e superestimam a discriminação (Leme; Wajnman, 2000a APUD Pereira, 2013).

Visando corrigir esta questão, Heckman (1979) apresentou um método de dois estágios que possibilita o uso de regressão linear para estimar funções comportamentais pelo método de mínimos quadrados ordinários. As estimativas do primeiro estágio podem envolver estimativas sobre a probabilidade de determinado indivíduo estar ou não ocupado no mercado de trabalho a partir de uma regressão logística, que estima a Razão Inversa de Mills, variável que reflete o impacto de fatores não observados. Depois, essa variável do primeiro estágio é incluída na regressão que estuda o resultado de interesse, corrigindo o viés de seleção (Pereira, 2013).

A aplicação deste método para a estimativa de discriminação de gênero no Brasil foi realizada Pereira (2013), que estimou os diferenciais de rendimentos por gênero no Rio Grande do Sul utilizando a metodologia desenvolvida por Heckman (1979) e a decomposição de Oaxaca-Blinder a partir de dados do Censo do ano de 2010. Nesse sentido, Pereira (2013) adotou os resultados da regressão logística como parâmetros para se estimar a decomposição de discriminação afim de superar o problema de seletividade amostral. Como resultado, constatou-se também a existência de discriminação contra as mulheres em todas as regiões analisadas. Finalmente, assim como os demais estudos, verificou-se que os homens possuem um maior retorno ao investimento à educação do que as mulheres.

Apesar da ampla aplicação prática para a estimativa de discriminação salarial, as contribuições de Heckman (1979) também apresentaram dificuldades de aplicação,

já que introduzem ambiguidades fundamentais no contexto da decomposição salarial. Tal problema surge do fato de que o termo de seleção, dado pela Razão Inversa de Mills, é calculado a partir da distribuição das variáveis de erro nas duas etapas (equação de seleção e equação final), refletindo a correlação entre o erro da equação de seleção e o erro da equação final, e, conseqüentemente, influenciando tanto a seleção da amostra quanto os resultados observados, induzindo a problemas de identificação (Neuman; Oaxaca, 2004).

Recentemente, Böheim e Stöllinger (2020) utilizaram um método mais sofisticado para a seleção de variáveis relevantes para a estimativa da equação de salários, o estimador "*The Least Absolute Shrinkage and Selection Operator*" (LASSO), que seleciona variáveis explicativas baseando-se em critérios objetivos, zerando coeficientes de variáveis irrelevantes, o que reduz a chance de existência de sobreajuste no modelo (Tibshirani, 1996 apud Böheim; Stöllinger, 2020). Tal método foi aplicado por Böheim e Stöllinger (2020) num estudo com dados do mercado de trabalho americano entre os anos de 2006 e 2016, e verificou-se que embora ainda existente, houve uma redução na discriminação salarial ao longo dos anos analisados.

Outra sofisticação recente foi a adequação de metodologias de *matching* - uma estrutura teórica utilizada para analisar como agentes de dois lados de um mercado formam grupos com base em características observáveis (Chiappori; Salanié, 2016) - para o estudo da discriminação salarial.

Essa técnica de segmentação de grupos para o estudo da discriminação foi abordada por Ñopo (2008), que a adotou para superar outra dificuldade associada à abordagem de Oaxaca (1973) e Blinder (1973): problemas de especificação de diferenças nas distribuições de características individuais para homens e mulheres. Em outras palavras, existem combinações de características que só podem ser encontradas em um dos gêneros, o que impede a comparação adequada entre os dois grupos. Esse problema é acentuado quando características de trabalho são incluídas na explicação da diferença salarial, já que enquanto mulheres tendem a se concentrar em certas ocupações que demandam trabalhos manuais de baixo risco, homens tendem a se concentrar em trabalhos perigosos ou de gerência (Ñopo, 2008).

Por isso, Ñopo (2008) propõe uma nova decomposição que contabiliza diferenças de distribuição de características individuais a partir de uma decomposição em configuração não paramétrica com o emparelhamento de indivíduos com

características semelhantes. Nesse sentido, a desigualdade salarial bruta de acordo com este método pode ser representada pela equação abaixo:

$$\Delta = \int_{S^M} g^M(x) dF^M(x) - \int_{S^F} g^F(x) dF^F(x) = (\Delta_M + \Delta_x + \Delta_F) + \Delta_0$$

onde $g^j(x)$ é a definição de uma função que indica o salário de um determinado gênero (homem ou mulher) com base em características específicas, $f_j^S(x)$ é a distribuição das características para o gênero j , definida no suporte S (espaço em que existem apenas indivíduos com as mesmas características). Δ_M representa a parte residual da diferença resultante do fato de existirem homens com características individuais não comparáveis com mulheres, Δ_x representa a parte da disparidade salarial que pode ser explicada por diferenças de características nas distribuições de homens e mulheres dentro de um suporte comum, Δ_F representa a parte residual da diferença resultante do fato de existirem mulheres não comparáveis com homens e Δ_0 , por sua vez, é o termo que representa a soma de diferenças em características não observáveis e discriminação (Ñopo, 2008).

Ñopo (2008) aplica a metodologia em dados do Peru de 1986 a 1999 e conclui que a técnica possui vantagens em relação a regressões lineares tradicionais, tais como uma redução de viés de seleção que surge ao se comparar grupos com distribuições de características diferentes e a minimização do impacto de características não observáveis, oferecendo uma estimativa mais robusta das diferenças salariais explicadas. No entanto, as vantagens dessa metodologia possuem custos: um alto número de valores possíveis para uma variável categórica reduz as chances de se obter um número de observações adequadas, o que exige um banco de dados robusto e limita a utilidade dessa ferramenta (Ñopo, 2008).

Para suprir a falta de estudos utilizando metodologias de *matching* para estimativas de discriminação salarial por gênero no Brasil, Morello e Anjolim (2021) aplicaram a metodologia de Ñopo (2008) no banco de dados da Pesquisa Nacional de Amostra de Domicílios (PNAD) entre os anos de 1996 a 2015 e concluíram que os componentes discriminatórios foram comprovadamente significantes em todos os anos e não seguiram uma tendência de declínio ao longo dos anos, com uma relativa estagnação de 2004 a 2015. Por fim, Morello e Anjolim (2021) atestam o potencial do método de *matching* para medir a componente discriminatória da disparidade salarial entre homens e mulheres no Brasil.

3 METODOLOGIA

Visando alcançar o objetivo de analisar quantitativamente a desigualdade salarial por gênero no Brasil de 2015 a 2023, esta pesquisa adotou um método indutivo de tipo quantitativo (Assis, [200-?]) a partir da análise e interpretação dos dados da Pesquisa Nacional de Amostra de Domicílios Contínua (PNADC), implantada a partir de janeiro de 2012 em todo o território nacional com o objetivo de produzir informações trimestrais sobre a inserção da população no mercado de trabalho, características demográficas e de educação a partir de entrevistas trimestrais que abrangem cerca de 211 mil domicílios (IBGE, 2024).

A PNADC utiliza um plano amostral complexo, baseado em amostragem probabilística por conglomerados em três estágios de seleção, com estratificação das unidades primárias. A amostra é rotativa, o que permite que cada domicílio permaneça na pesquisa por cinco trimestres consecutivos, com 20% da amostra sendo renovada a cada trimestre, o que permite a produção de estimativas contínuas e atualizadas sobre diversos aspectos socioeconômicos da população brasileira (IBGE, 2014).

Os microdados da PNAD Contínua são disponibilizados de duas formas: trimestral e anual (IBGE, 2014). Nesta pesquisa, optou-se por utilizar os dados da primeira entrevista anual, já que estes apresentam o maior número de variáveis de interesse. Após a importação de dados, foram realizados os seguintes procedimentos de limpeza:

a) Filtragem: foram selecionadas apenas observações em que os indivíduos estavam ocupados na semana da pesquisa e que ocupavam a posição de empregados (incluindo os trabalhadores domésticos).

b) Atualização monetária: para que fosse possível realizar a análise da evolução dos salários ao longo dos anos analisados, as variáveis monetárias foram deflacionadas para valores de 2023 a partir do Índice nacional de preços ao consumidor amplo (IPCA) (SGS, 2024).

c) Normalização de variáveis numéricas: Para analisar a magnitude dos efeitos das diferentes variáveis nos níveis salariais, as variáveis que continham valores numéricos foram normalizadas em um intervalo de zero a um. Esse processo foi realizado dividindo cada valor pelo maior valor da série correspondente.

Em sequência, para um reconhecimento geral dos dados e para a análise da desigualdade salarial de gênero e suas possíveis causas, realizou-se uma descrição dos dados a partir de cálculos de estimativas ponderadas calculadas por meio do algoritmo *survey* desenvolvido por Lumley (2024), que fornece recursos e funções para analisar dados de pesquisas como a PNADC, pois leva em conta seu plano amostral complexo (TROVÃO; SILVA JÚNIOR, 2022).

Além da análise descritiva, este trabalho também utilizou a estimativa de equações *mincerianas* (Mincer, 1974) com a incorporação da variável de gênero para avaliar sua significância estatística na determinação dos salários:

$$\ln(W) = \beta_0 + \beta_1 + Yedu + \beta_2 Exp + \beta_3 Exp^2 + \beta_4 G + \varepsilon$$

onde W é o logaritmo de salários mensais, $Yedu$ representa os anos de estudo individuais, Exp é a experiência, calculada a partir da idade dos indivíduos e G representa o gênero. A aplicação dessa especificação no Brasil é respaldada pelos trabalhos de Silva, França e Pinho Neto (2016) e Tavares (2007). Além da adição da variável de gênero à especificação original de Mincer (1974), foram adicionadas as seguintes variáveis de controle ao modelo: raça, carga horária semanal de trabalho, chefia de domicílio, vínculo com o setor privado, localização do domicílio, setor de atuação e vínculo empregatício formal. O uso de tais variáveis é respaldado nos trabalhos de Morello e Anjolim (2021). Para a estimativa dos coeficientes β_n , utilizou-se o método dos Mínimos Quadrados Ordinários (MQO), conforme Wooldridge (2007).

Por fim, adotando as mesmas variáveis utilizadas nas equações *mincerianas*, o cálculo do nível de discriminação por gênero foi realizado como em Ñopo (2008) e Morello e Anjolim (2021) a partir de um algoritmo desenvolvido por Burri (2024) para a divisão dos indivíduos em suportes: Primeiro, cada combinação observada de características forma um suporte, que pode ser composto por indivíduos de ambos os grupos - quando existe um suporte comum -, somente homens ou somente mulheres; Em sequência, para tratar da característica de estratificação da PNADC, fatores de reponderação são estimados. Estes servem para equilibrar a distribuição conjunta das características de um grupo com as de outro e são calculados a partir da seguinte fórmula especificada por Burri (2024):

$$\Psi_{MF}(X_i) = \frac{f_{x_F}(X_i)}{f_{x_M}(X_i)}$$

onde X_i é a combinação de características observadas para o indivíduo do grupo M (masculino), e f_{x_M} e $f_{x_F}(X_i)$ são as frequências relativas das características X_i observadas para os indivíduos do grupo M (homens) e do grupo F (mulheres), respectivamente, no suporte comum de comparação. Estes fatores são estimados para o suporte e em seguida multiplicados pelos pesos de amostragem para os indivíduos do grupo masculino (Burri, 2024). Por fim, a partir das ponderações realizadas, o cálculo da distribuição contrafactual dos salários pôde ser realizado, como em Ñopo (2008):

$$\Delta = \int_{S^M} g^M(x) dF^M(x) - \int_{S^F} g^F(x) dF^F(x) = (\Delta_M + \Delta_x + \Delta_F) + \Delta_0$$

Onde a parte residual da diferença que representa o fato de existirem homens não comparáveis com mulheres é representado por Δ_M :

$$\Delta_M = \mu^M(\text{Sem } S \text{ comum})(E_{m,\text{Sem } S \text{ comum}}[W|M] - E_{m,\text{Com } S \text{ comum}}[W|M])$$

Já a parte da disparidade salarial que pode ser explicada por diferenças nas distribuições de características - como grau de educação e experiência - de homens e mulheres comparáveis (Δ_x) é calculada por:

$$\Delta_x = E_{M,\text{Com } S \text{ comum}}[W|M] - E_{F,\text{Com } S \text{ comum}}[W|M]$$

A parcela da disparidade salarial que não pode ser atribuída às diferenças de características entre homens e mulheres que estão no intervalo de comparação Δ_0 é calculada por:

$$\Delta_0 = E_{F,\text{Com } S \text{ comum}}[W|M] - E_{F,\text{Com } S \text{ comum}}[W|F]$$

Por fim, a parte residual da diferença que representa o fato de que existirem mulheres não comparáveis com homens é calculado a partir de:

$$\Delta_F = \mu^F(\text{Sem } S \text{ comum})(E_{F,\text{Com } S \text{ comum}}[W|F] - E_{m,\text{Sem } S \text{ comum}}[W|F])$$

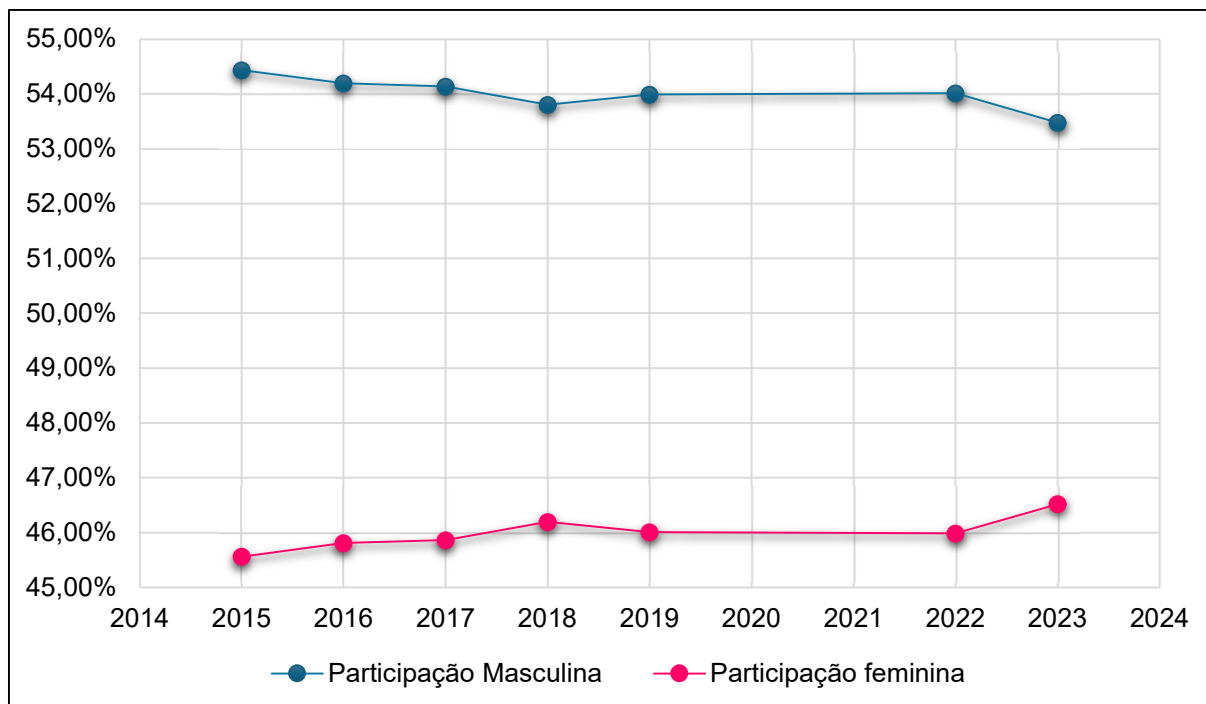
Percebe-se, então, que o cálculo da discriminação é puramente baseado na definição de que indivíduos com as mesmas características observáveis deveriam apresentar a mesma remuneração independente do gênero. Nesse sentido, conforme Ñopo (2008), a desigualdade salarial entre os dois grupos pode ser decomposta em quatro componentes, sendo três deles atribuíveis a existências de diferenças em características individuais ($\Delta_M + \Delta_x + \Delta_F$), e um à existência de uma combinação entre diferenças em características não observáveis e discriminação (Δ_0):

$$\Delta = (\Delta_M + \Delta_x + \Delta_F) + \Delta_0$$

4 RESULTADOS

4.1 Análise descritiva

Figura 1 - Participação por gênero no mercado de trabalho brasileiro de 2015 a 2023



Fonte: Elaborada pelo autor (2024). Dados da Pesquisa Nacional de Amostra de Domicílios Contínua dos anos de 2015 a 2023

A Figura 1 representa a participação por gênero no mercado de trabalho brasileiro durante os anos de 2015 a 2023. O que se observa é uma estagnação da participação feminina entre 45% e 46% da força de trabalho total durante toda a série, enquanto os homens ocuparam entre 53 e 54% dos empregos. Já na tabela 1 é possível analisar o comportamento dos salários para homens e mulheres de 2015 a 2023. Em 2015, a diferença salarial média estimada entre homens e mulheres era de 23%. Quanto ao nível de crescimento, os homens evoluíram de um salário médio de R\$ 2949,21 em 2015 para R\$ 3059,20 em 2023, um crescimento real de 3,74%, ao passo que as mulheres evoluíram de um salário médio de R\$ 2276,01 para R\$ 2461,93, exibindo um progresso real maior que o masculino (8,17%) entre os anos de análise. Apesar do crescimento superior, que resultou numa aproximação dos níveis médios salariais, o salário médio feminino estimado ainda é 19% inferior ao masculino no ano de 2023.

O coeficiente de variação presente na tabela 1 por sua vez, foi calculado a partir do rácio entre o desvio padrão estimado e a média estimada em cada ano, sendo uma medida de desigualdade que atende às duas exigências básicas definidas por Alisson (1978):

a) O coeficiente de variação é invariante aos aumentos ou diminuições proporcionais nos níveis de salários de todos;

b) Qualquer transferência de um indivíduo com um nível de salário mais baixo para outro indivíduo com uma pontuação mais alta representa um aumento na desigualdade calculada pelo coeficiente de variação.

O que se verifica é que os coeficientes de variação femininos apresentam níveis menores que os coeficientes de variação masculinos em todos os anos, o que por sua vez sugere que a desigualdade salarial entre as mulheres é menor que a desigualdade salarial entre os homens. Apesar disso, a diferença dos níveis de desigualdade é pequena (6,86% em 2015 e 12,8% em 2023), o que dá indícios de que o grau de distribuição de salários em ambos os grupos é semelhante. Vale destacar que os níveis de desigualdade de salários femininos decresceram mais do que no caso masculino entre os anos de 2015 e 2023 - uma redução de 8,22% para as mulheres contra apenas 1,31% para os homens.

Tabela 1 - Salários em reais por gênero no Brasil a valores de 2023.

Ano	Média masculina	Média feminina	Desvio padrão masculino	Desvio padrão feminino	Coef. de variação feminino	Coef. de variação masculino
2015	2949,21	2276,01	4085,76	2935,94	1,29	1,39
2016	3024,34	2383,27	4029,02	2905,21	1,22	1,33
2017	3029,56	2401,39	4062,17	2986,19	1,24	1,34
2018	3055,24	2433,69	4111,35	3069,76	1,26	1,35
2019	3038,85	2423,40	4116,24	3083,72	1,27	1,35
2022	2970,37	2404,65	4020,26	2887,03	1,20	1,35
2023	3059,20	2461,93	4181,52	2935,24	1,19	1,37

Fonte: Elaborada pelo autor (2024). Dados da Pesquisa Nacional de Amostra de Domicílios Contínua dos anos de 2015 a 2023.

Já a tabela 2 apresenta a estimativa da média salarial por área de atuação no Brasil de 2015 a 2023. Em primeira análise, é perceptível que o setor de “administração pública, defesa e seguridade social” foi o que apresentou os maiores

salários médios ao longo de todos os anos. Já o segundo setor com os melhores níveis de salários médios estimados foi o de “Informação, comunicação e atividades financeiras, imobiliárias, profissionais e administrativas”. Em segunda análise, a área de atuação com piores médias salariais foi a de “serviços domésticos”, seguida por “alojamento e alimentação”.

Por último, o setor com a melhor dinâmica de crescimento dos salários reais de 2015 a 2023 foi o de “agricultura, pecuária, produção florestal, pesca e aquicultura”, com um crescimento de 16,55% na média salarial. Por sua vez, o setor com o pior desempenho foi o de “alojamento e alimentação”, com decréscimo real de 8,03% nas médias salariais.

Tabela 2 - Média salarial em reais por área de atuação de 2015 a 2023 a valores de 2023

(continua)

Área de atuação	2015	2016	2017	2018	2019	2022	2023
Agricultura, pecuária, produção florestal, pesca e aquicultura	1400,05	1432,70	1492,26	1492,76	1469,32	1534,73	1631,69
Indústria geral	2891,47	2946,08	3070,12	3054,53	3083,04	2812,80	2908,48
Construção	2264,75	2349,55	2165,09	2220,38	2179,75	2181,06	2244,30
Comércio, reparação de veículos automotores e motocicletas	2012,92	2065,50	2046,37	2073,01	2046,03	2001,04	2060,57
Transporte, armazenagem e correio	2720,27	2796,00	2800,59	2776,62	2825,13	2784,50	2802,80
Alojamento e alimentação	1755,65	1668,86	1702,14	1614,86	1658,64	1582,75	1614,62

Área de atuação	(conclusão)						
	2015	2016	2017	2018	2019	2022	2023
Informação, comunicação e atividades financeiras, imobiliárias, profissionais e administrativas	3283,31	3597,96	3504,65	3393,85	3377,32	3698,99	3608,24
Administração pública, defesa e seguridade social	4828,20	5018,48	5096,67	5315,18	5459,27	4793,10	5113,40
Educação, saúde humana e serviços sociais	3254,57	3407,97	3427,02	3518,92	3432,17	3404,25	3501,23
Outros Serviços	2182,58	2182,52	2362,44	2290,72	2218,87	2236,99	2454,18
Serviços domésticos	1118,74	1153,67	1143,95	1160,33	1137,50	1120,56	1143,04
Atividades mal definidas	2600,92	1781,17	2086,79	3846,41	6839,61	2652,79	2979,56

Fonte: Elaborada pelo autor (2024). Dados da Pesquisa Nacional de Amostra de Domicílios Contínua dos anos de 2015 a 2023.

A tabela 3, por sua vez, apresenta o nível percentual de participação das mulheres por mercado de trabalho. Nesta, percebe-se que as mulheres são a abundante maioria no setor de serviços domésticos (média de 92,73% ao longo dos anos analisados), área de atuação com o pior histórico médio de salários e de baixo crescimento histórico relativo (2,17%), o que indica pouca perspectiva de melhora salarial para as trabalhadoras que atuam no setor. As mulheres também são maioria em “alojamento e alimentação”, a área de atuação com a segunda pior média salarial ao longo de todos os anos analisados e com crescimento negativo de 2015 a 2023.

Em contrapartida, os homens são maioria nas duas áreas com maior histórico de média salarial - “administração pública, defesa e seguridade social e informação,

comunicação” e “atividades financeiras, imobiliárias, profissionais e administrativas”, com 60,91% e 56,32% de participação média, respectivamente. Nesse sentido, existem indícios de que as mulheres se concentram em setores com piores remunerações e isso é um dos motivos para a existência de desigualdade salarial entre os gêneros.

Essa distribuição setorial não pode ser justificada por diferenças nos níveis de investimento individuais em educação entre os gêneros, uma vez que em todos os anos analisados as mulheres apresentaram uma média de nível de escolaridade superior à dos homens – com em média 1,079 anos de estudo a mais. Portanto, ao se considerar os anos de educação como um custo para acessar determinadas áreas de atuação (Mincer, 1958), existem indícios de que o custo para as mulheres ingressarem em setores mais lucrativos é maior do que para os homens.

Esse resultado, por sua vez sugere que cultura e tradição ainda tendem a tornar a participação das mulheres no mercado de trabalho restritiva, assim como destacado por Oaxaca (1973) e Blinder (1973), que encontraram indicativos de que um dos principais causadores de diferenças salariais entre homens e mulheres no mercado de trabalho foi a maior concentração de homens em setores que remuneram mais. Também se percebe que as mulheres tenderam a se concentrar em ocupações que demandam trabalhos manuais de baixo risco, enquanto homens concentraram-se em trabalhos perigosos ou de gerência, conforme identificado por Ñopo (2008).

Tabela 3 - Taxa de participação feminina por área de atuação de 2015 a 2023

(continua)

Área de atuação	2015	2016	2017	2018	2019	2022	2023
Agricultura, pecuária, produção florestal, pesca e aquicultura	10,95%	10,58%	11,47%	12,16%	12,58%	14,19%	11,64%
Indústria geral	28,23%	28,60%	25,64%	25,94%	25,95%	28,14%	29,48%
Construção	5,28%	4,73%	4,49%	4,64%	4,96%	5,48%	6,79%

(conclusão)

Área de atuação	2015	2016	2017	2018	2019	2022	2023
Comércio, reparação de veículos automotores e motocicletas	42,40%	41,17%	41%	41,81%	41,92%	43,09%	41,67%
Transporte, armazenagem e correio	14,26%	13,93%	14,15%	15,21%	13,87%	15,48%	16,60%
Alojamento e alimentação	58,77%	58,24%	58,87%	58,18%	61,12%	60,36%	57,17%
Informação, comunicação e atividades financeiras, imobiliárias, profissionais e administrativas	43,13%	44,53%	41,99%	42,40%	43,21%	46,13%	44,34%
Administração pública, defesa e seguridade social	39,91%	39,95%	39,22%	38,20%	38,10%	39,01%	39,26%
Educação, saúde humana e serviços sociais	76,36%	76,23%	76,78%	77,74%	78,29%	79,51%	74,97%
Outros Serviços	51,04%	48,99%	51,17%	52,54%	52,15%	48,89%	49,94%
Serviços domésticos	93,11%	92,14%	93,09%	93,13%	93,10%	92,94%	91,61%
Atividades mal definidas	64,21%	28,26%	64,58%	74,69%	78,87%	78,33%	54,36%

Fonte: Elaborada pelo autor (2024). Dados da Pesquisa Nacional de Amostra de Domicílios Contínua dos anos de 2015 a 2023.

Na tabela 4 estão representadas as estimativas de médias salariais por gênero e raça de 2015 a 2023. Indivíduos do grupo PPI são aqueles que se autodeclararam

pretos, pardos ou indígenas durante a primeira entrevista da PNAD Contínua (IBGE, 2024). Já os indivíduos do grupo não PPI são os participantes da pesquisa que se autodeclararam brancos ou amarelos. Os salários cresceram de maneira distinta entre os quatro grupos, com incrementos mais robustos para “mulheres não PPI” e “mulheres PPI”. Apesar disso, percebe-se que indivíduos do gênero feminino recebem em média menos do que indivíduos do gênero masculino nos dois grupos de raça: em todos os anos, “homens PPI” ganharam, em média, mais do que “mulheres PPI”, enquanto as “mulheres não PPI” receberam, em média, menos que os “homens não PPI”.

Também existem diferenças nas médias salariais entre grupos raciais, já que homens não PPI recebiam em média 39,36% mais salário do que homens PPI no ano de 2015 e 38,47% em 2023, enquanto as mulheres não PPI recebiam em média 35,26% a mais que mulheres PPI em 2015 e 35,69% em 2023. Nesse sentido, a disparidade salarial persiste tanto por gênero quanto por raça. Embora exista um histórico de crescimento salarial maior para os grupos com menores níveis salariais, existem indícios de que as diferenças estruturais permaneceram: as mulheres PPI são o grupo mais vulnerável, enquanto os homens não PPI continuam no topo da escala salarial. Nesse sentido, pode-se constatar que o gênero e a cor, em conjunto, ainda potencializam as diferenças salariais no Brasil, assim como observado por Souza et al. (2015), que mensuraram as diferenças salariais e o impacto da discriminação e gênero por cor no Brasil a partir de dados da PNAD de 2013.

Tabela 4 - Média de salários em reais por gênero e raça de 2015 a 2023 a valores de 2023

Ano	Homens PPI	Mulheres PPI	Homens não PPI	Mulheres não PPI
2015	2277,27	1788,29	3755,68	2762,39
2016	2311,91	1816,60	3907,05	2972,24
2017	2343,08	1849,24	3898,54	3006,80
2018	2402,17	1921,69	3917,09	3011,01
2019	2385,22	1900,68	3916,18	3017,55
2022	2347,55	1934,20	3805,44	2952,94
2023	2423,95	1962,65	3939,33	3052,03

Fonte: Elaborada pelo autor (2024). Dados da Pesquisa Nacional de Amostra de Domicílios Contínua dos anos de 2015 a 2023.

A figura 2 apresenta a relação entre anos de estudos e salários médios em 2015. É perceptível uma tendência de o número de anos de estudo influenciar

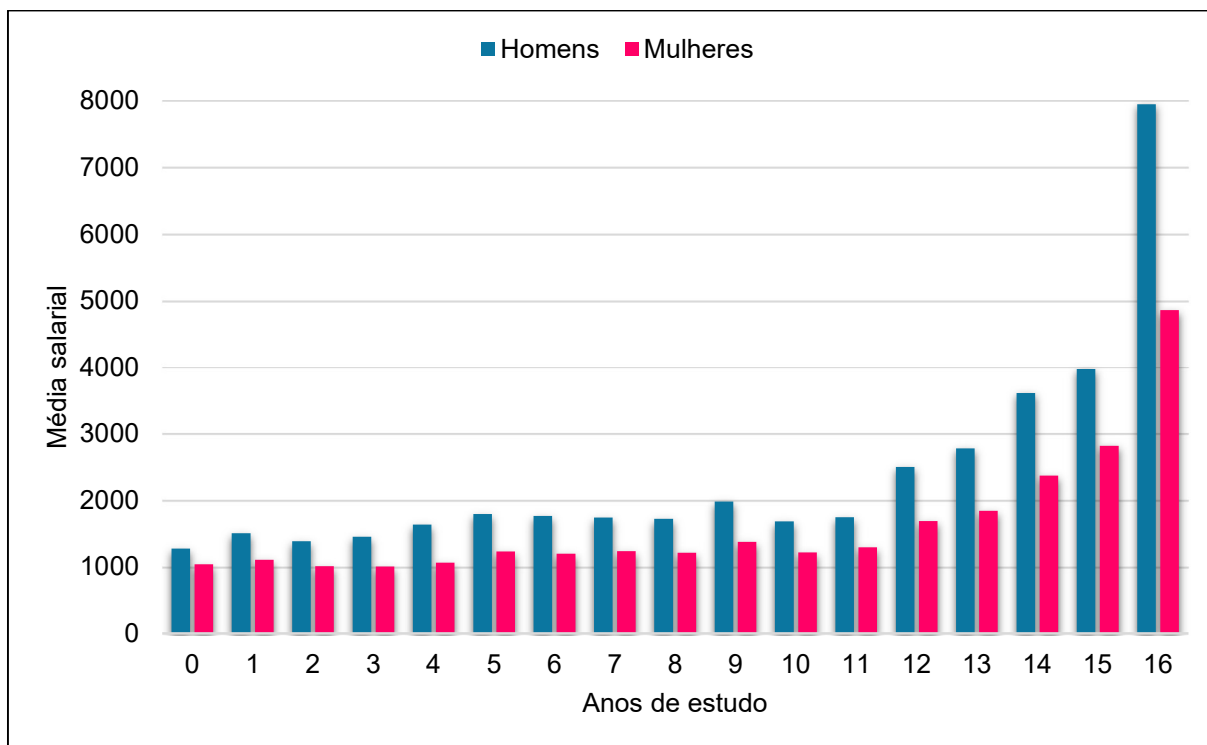
diretamente no salário recebido, já que à medida em que os anos de estudo aumentam, o salário médio cresce para ambos os gêneros, existindo uma correlação positiva e significativa entre anos de estudo e médias salariais (0,716 para os homens e 0,734 para mulheres).

Essa constatação corrobora com os resultados dos estudos de Tavares (2007) e Silva, França e Pinho Neto (2016), que também identificaram uma relação positiva entre remuneração e nível de educação no Brasil. Percebe-se, também que em todos os níveis de escolaridade, os homens apresentam salários médios estimados superiores aos das mulheres. Essa diferença salarial aumenta à medida que a escolaridade sobe. Em níveis mais baixos (de 0 a 5 anos de estudo), a diferença varia entre 18% e 34%. Já em níveis mais altos de educação (16 anos de estudo), a diferença salarial por gênero atingiu 38,9%.

Nesse sentido, pode-se dizer que existe desigualdade de retorno ao investimento em educação, já que embora os anos investidos em estudos aumentem o salário para ambos os gêneros, o retorno à educação para homens tende a ser maior, o que sugere que as mulheres enfrentavam barreiras adicionais no mercado de trabalho, como a discriminação.

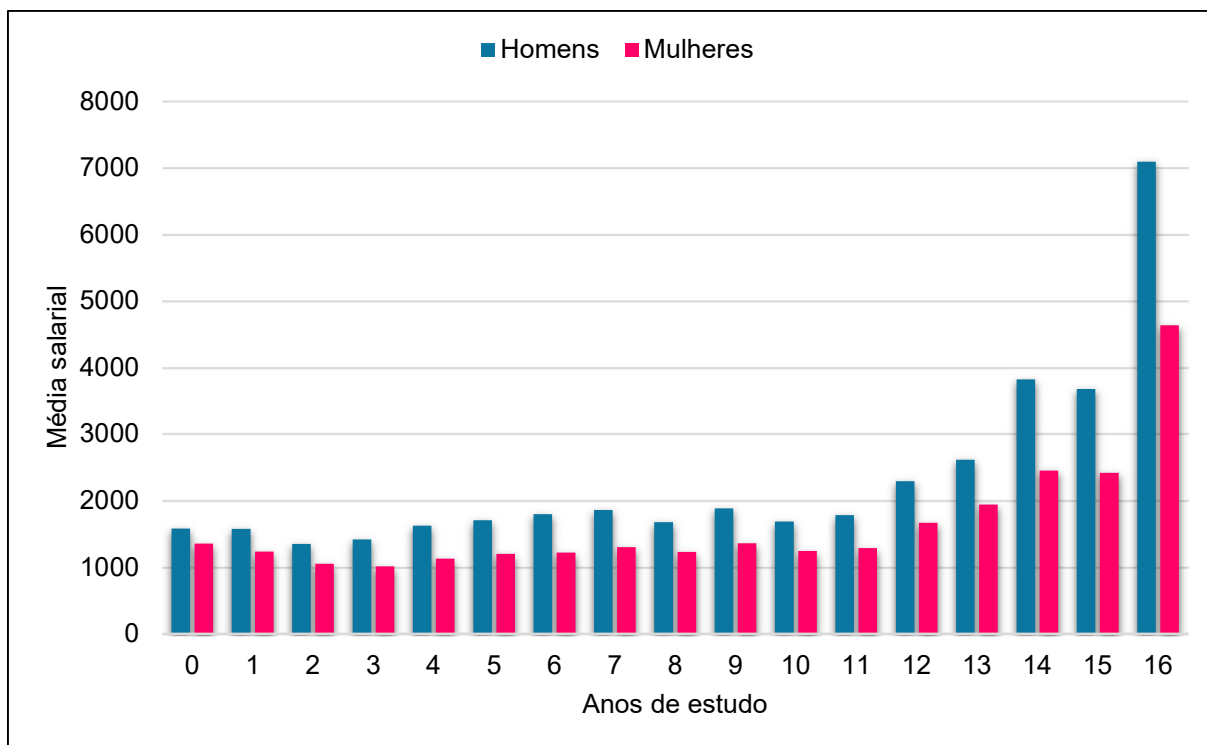
Já a figura 3 apresenta a evolução dos salários médios de homens e mulheres conforme os anos de estudo para o ano de 2023. Percebe-se que a correlação entre anos de estudo e níveis médios de salários permaneceu alta (0,715 para os homens e 0,699 para as mulheres), apesar de uma ligeira diminuição no caso das mulheres, o que pode indicar que o retorno do investimento em educação foi menos expressivo para elas em 2023. Em adição a isso, apesar de uma redução, a diferença relativa dos salários entre homens e mulheres com o mesmo nível de educação manteve-se alta, especialmente em níveis superiores de educação, o que indica a continuidade de um menor prêmio ao investimento em capital humano para as mulheres do que para os homens.

Figura 2 - Média salarial por anos de estudo e gênero no ano de 2015.



Fonte: Elaborada pelo autor (2024). Dados da Pesquisa Nacional de Amostra de Domicílios Contínua de 2015.

Figura 3 - Média salarial por anos de estudo e gênero no ano de 2023



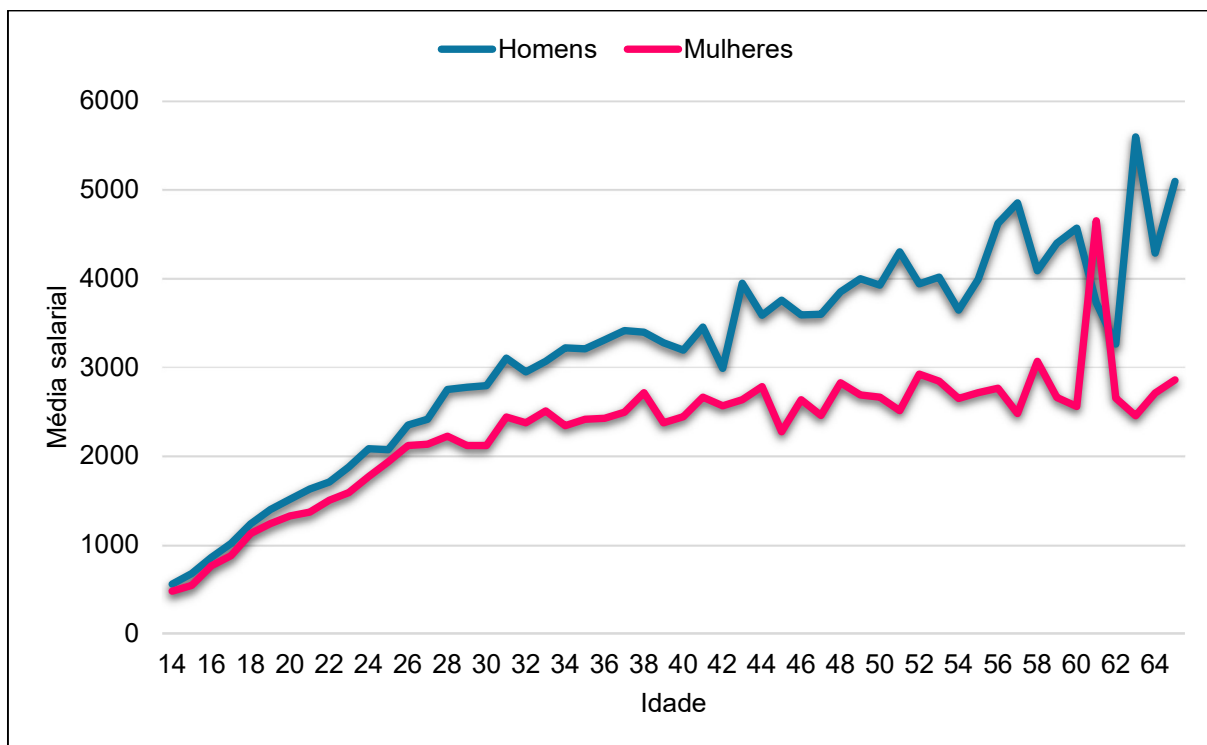
Fonte: Elaborada pelo autor (2024). Dados da Pesquisa Nacional de Amostra de Domicílios Contínua de 2023.

Na figura 4, há a representação de um gráfico que relaciona idade e salários médios estimados para homens e mulheres no ano de 2015. Tanto para homens quanto para mulheres, existe uma correlação positiva entre a idade e a média salarial (0,928 para os homens e 0,817 para as mulheres, o que indica que o crescimento salarial dos homens é mais acelerado com o passar dos anos). Essa relação, por sua vez, aponta que a experiência e a maturidade profissional elevam os rendimentos, corroborando com a teoria proposta por Mincer (1974).

Também se percebe que as diferenças salariais entre homens e mulheres aumentaram significativamente a partir dos 28 anos de idade, sugerindo que atributos relacionados à experiência são mais valorizados em indivíduos do gênero masculino. Entre os 40 anos e 51 anos, observa-se que a diferença salarial tende a crescer de forma mais acelerada, atingindo um máximo de 41,63%. Nesse sentido, é perceptível, então, que os retornos à experiência para as mulheres foram muito menos expressivos que para os homens no ano de 2015.

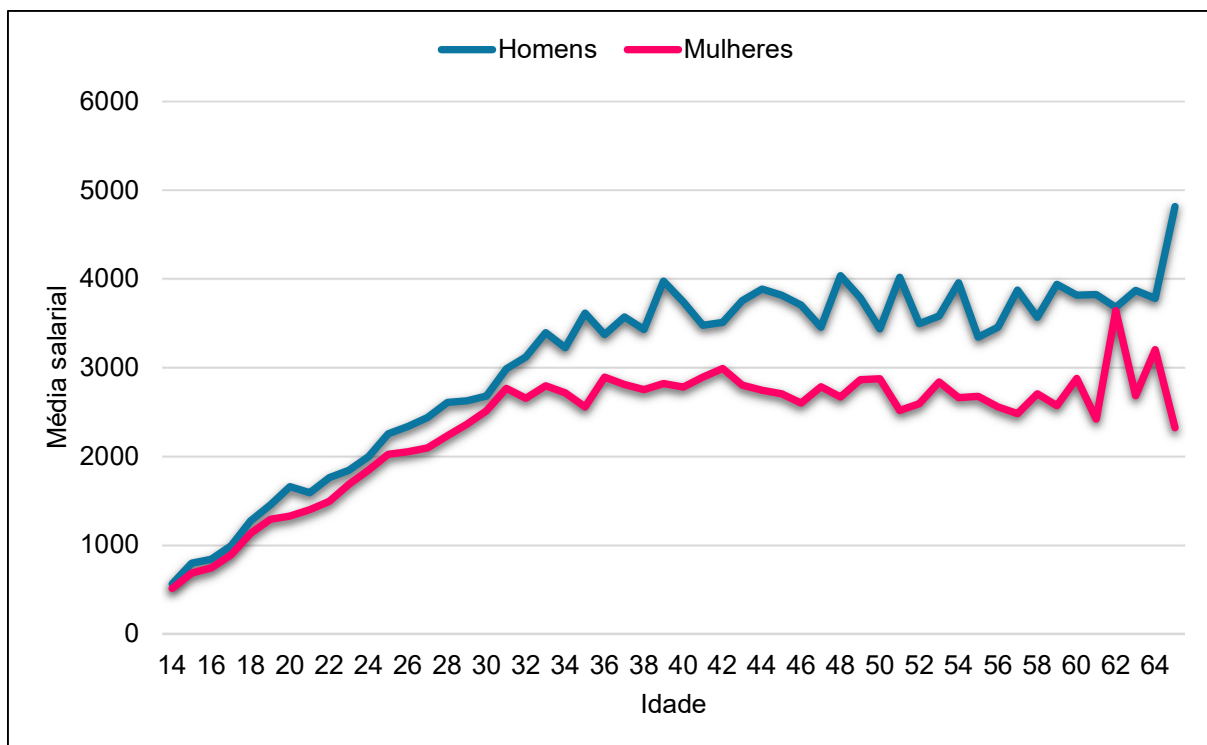
Já a figura 5 representa a relação entre idade e salários para homens e mulheres no ano de 2023. Apesar de uma pequena redução nos níveis de diferença salarial média entre os gêneros por idade, verifica-se que o prêmio pela experiência masculino ainda se mantém superior ao feminino. Esses resultados refletem uma desigualdade nas oportunidades de progressão de carreira entre os gêneros e sugerem que existem barreiras que impedem que as mulheres ascendam profissionalmente ao longo das suas trajetórias profissionais (Blinder, 1973). Tais resultados corroboram com Pereira (2013) e Souza et al. (2015).

Figura 4 - Média salarial por idade e gênero no ano de 2015.



Fonte: Elaborada pelo autor (2024). Dados da Pesquisa Nacional de Amostra de Domicílios Contínua de 2015.

Figura 5 - Média salarial por idade e gênero no ano de 2023.



Fonte: Elaborada pelo autor (2024). Dados da Pesquisa Nacional de Amostra de Domicílios Contínua de 2023.

4.2 Equações *mincerianas*

Tabela 5 - Resultado das estimativas dos parâmetros das equações *mincerianas*

(continua)

Variável	2015	2016	2017	2018	2019	2022	2023
Intercepto	4.5293***	4.5171***	4.4940***	4.4352***	4.4278***	4.8545***	4.9968***
Gênero	-0.2226***	-0.2144***	-0.2053***	-0.2017***	-0.2072***	-0.1982***	-0.1946***
Experiência	4.9626***	3.4899***	3.4913***	3.6717***	3.8609***	3.1821***	3.3110***
Experiência2	-5.0116***	-2.4863***	-2.5400***	-2.7129***	-2.9641***	-2.3646***	-2.5849***
Raça	-0.1670***	-0.1829***	-0.1801***	-0.1729***	-0.1830***	-0.1772***	-0.1803***
Horas de trabalho	0.9133***	1.0427***	1.1571***	1.1657***	1.1775***	1.1576***	1.1626***
Líder da família	0.1063***	0.0946***	0.0961***	0.0977***	0.0970***	0.0912***	0.0838***
Trabalhador do setor privado	-0.1369***	-0.1513***	-0.1668***	-0.1722***	-0.1601***	-0.1731***	-0.1905***
Anos de estudo	1.2449***	1.2222***	1.2292***	1.2676***	1.2584***	1.1820***	1.1481***
Região	-0.1679***	-0.1672***	-0.1751***	-0.1838***	-0.1720***	-0.1659***	-0.1828***
Área de trabalho: Indústria geral	0.0795***	0.1016***	0.0791***	0.0780***	0.0739***	0.0739***	0.0536***
Área de trabalho: Construção	0.1188***	0.1334***	0.0695***	0.0785***	0.0682***	0.0938***	0.0425**
Área de trabalho: Comércio e reparação de veículos	-0.0755***	-0.0508***	-0.0981***	-0.0799***	-0.0989***	-0.0822***	-0.1130***
Área de trabalho: Transporte, armazenagem e correio	0.0610***	0.0613***	0.0368*	0.0443**	0.0453**	0.0636***	0.0350*
Área de trabalho: Alojamento e alimentação	-0.0599***	-0.0378*	-0.0589***	-0.0688***	-0.0575***	-0.0774***	-0.0976***

(conclusão)

Variável	2015	2016	2017	2018	2019	2022	2023
Área de trabalho: Comunicação e atividades e administrativas	0.0887***	0.1478***	0.0929***	0.0910***	0.0827***	0.1502***	0.1054***
Área de trabalho: Administração pública, defesa e seguridade social	0.1530***	0.1972***	0.1520***	0.1735***	0.1937***	0.1544***	0.1496***
Área de trabalho: Educação, saúde humana e serviços sociais	0.0103	0.0484**	-0.0005	0.0160	0.0186	0.0470**	0.0247
Área de trabalho: Outros Serviços	-0.0198	0.0025	-0.0098	-0.0333	-0.0526**	-0.0068	-0.0212
Área de trabalho: Serviços domésticos	-0.1365***	-0.0937***	-0.1319***	-0.1267***	-0.1321***	-0.1459***	-0.1902***
Área de trabalho: Atividades mal definidas	0.2385	0.1634	-0.0527	0.3563*	0.4820**	0.1601	0.0063
Trabalhador formal	0.3571***	0.3743***	0.3941***	0.4016***	0.4082***	0.3766***	0.3798***

*** p < 0.001; ** p < 0.01; * p < 0.05

Fonte: Elaborada pelo autor (2024). Dados da Pesquisa Nacional de Amostra de Domicílios Contínua de 2015 a 2023.

A tabela 5 representa os resultados encontrados para as estimativas dos coeficientes dos parâmetros das equações *mincerianas* (Mincer, 1974). Observa-se que o coeficiente de gênero é consistentemente negativo e estatisticamente significativo ao nível de 1% em todos os anos da análise, o que indica uma tendência de o gênero impactar diretamente nos rendimentos individuais, já que mesmo com variáveis de controle, estes coeficientes ainda se apresentam como significativos e de grande magnitude para a determinação dos salários. Um ponto positivo é a tendência de redução deste coeficiente ao longo dos anos. Vale destacar que com a remoção das variáveis de controle, ainda se observa uma significância estatística ao nível de 1% para a variável.

Já variáveis representativas da função de experiência (“experiência” e “experiência2”) também apresentaram significância estatística ao nível de 1%. Sobre os efeitos destas variáveis, “experiência” apresentou um efeito positivo no nível de salários ao passo que “experiência2” apresentou um efeito negativo. Tal resultado era esperado, já que a variável “experiência” representa o acúmulo progressivo de habilidades e, conseqüentemente, de produtividade para o trabalhador à medida que ele passa mais tempo no mercado de trabalho. Já a variável “experiencia2”, por sua vez, representa o efeito de retornos decrescentes da experiência sobre o salário, uma vez que, à medida que um trabalhador acumula mais anos de experiência no mercado de trabalho, o impacto positivo dessa experiência sobre o salário tende a diminuir (Mincer, 1974). Por fim, a magnitude de ambos os coeficientes é muito alta, o que sugere a forte importância destas para a definição dos salários, assim como proposto por Mincer (1974).

A variável anos de estudo, representante da parcela de investimentos em escolaridade no capital humano, também foi relevante, com significância estatística ao nível de 1% e um coeficiente de grande magnitude, indicando a importância desse aspecto para a definição dos salários. Estes resultados corroboram com o estudo de Silva, França e Pinho Neto (2016), em que as variáveis representantes de educação e experiência se apresentaram como as mais relevantes para a estimativa dos rendimentos.

Nesse contexto, os resultados obtidos reforçam a relevância do modelo de Mincer (1974) para a explicação dos níveis salariais e para a diferenciação de níveis de qualificação entre indivíduos, o que possibilita sua utilização para o cálculo de estimativas de discriminação de gênero. Vale destacar que as demais variáveis de

controle adotadas (raça, carga horária semanal de trabalho, chefia de domicílio, vínculo com o setor privado, localização do domicílio, setor de atuação e vínculo empregatício formal) também apresentaram significância estatística ao nível de 1%.

4.3 Modelo de decomposição não paramétrica dos salários

Tabela 6 - Resultados do método de decomposição não paramétrica dos salários

Ano	Δ	Δ_M	Δ_x	Δ_0	Δ_F	Suportes	Suportes comuns (%)
2015	0.2373	-0.1585	-0.0055	0.1866	0.2147	64668	42,36%
2016	0.2111	-0.1855	0.0041	0.1693	0.2233	61280	43,72%
2017	0.2081	-0.1829	-0.0123	0.1711	0.2323	60673	44,19%
2018	0.1988	-0.1917	-0.0178	0.1719	0.2364	60194	44,65%
2019	0.1971	-0.1770	-0.0354	0.1795	0.2300	59520	44,93%
2022	0.1852	-0.1765	-0.0488	0.1770	0.2336	53564	44,80%
2023	0.1906	-0.1683	-0.0455	0.1757	0.2288	53736	46,29%

Fonte: Elaborada pelo autor (2024). Dados da Pesquisa Nacional de Amostra de Domicílios Contínua de 2015 a 2023.

A tabela 6 permite a visualização dos resultados do método de decomposição em configuração não paramétrica com *matching* adotado na pesquisa para os anos de 2015 a 2023. Em primeira análise, constata-se que a diferença salarial (Δ) foi positiva em todos os anos, representando a existência de desigualdade salarial no Brasil em favor dos homens.

Em segunda análise, os resultados do modelo indicam a forte possibilidade existir discriminação salarial contra as mulheres no Brasil, uma vez que a parcela do diferencial referente a fatores não observados (Δ_0) foi positiva em todos os anos de análise, representando em média 86,62% da desigualdade salarial total. Percebe-se, também, que com exceção do ano de 2016, as mulheres presentes num suporte de comparação comum ao de homens apresentaram níveis de capacitação maiores (Δ_x). No entanto, esta diferença foi pouco expressiva, representando em média apenas 12% do total de diferencial observado.

Em terceira análise, verifica-se que o nível de discriminação se manteve estagnado ao longo dos anos observados, com uma redução de apenas 6% entre os anos de 2015 e 2023. Estes resultados vão de encontro aos de Morello e Anjolin

(2021), que a partir de uma metodologia semelhante encontraram coeficientes de discriminação positivos e estagnados para os anos de 2004 e 2015.

Por fim, foram identificados, em média, 59.090 suportes de comparação diferentes por ano. Conforme destacado por Ñopo (2008) e Chiappori e Salanié (2016), o método de *matching* requer uma amostra ampla e diversificada, pois é necessário encontrar pares exatos ou aproximados para um conjunto abrangente de características individuais. Em média, 44,42% das observações foram agrupadas em suportes de comparação comuns, o que evidencia as limitações associadas ao volume de dados utilizado na análise, pois uma parcela significativa dos indivíduos não pôde ser incluída na comparação, reforçando a necessidade de uma base de dados mais ampla para aumentar a robustez e a representatividade dos resultados obtidos.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Esta monografia, cujo objetivo geral foi analisar quantitativamente a desigualdade salarial por gênero no Brasil de 2015 a 2023, representa uma contribuição para a literatura brasileira sobre discriminação salarial por trazer resultados objetivos e atualizados acerca do tema.

A partir de estatística descritiva, constatou-se que as mulheres recebem, em média, menos que os homens. Em adição a isso, também foi possível verificar que parte dessa diferença se justifica pela maior concentração de mulheres em setores cujas remunerações são mais baixas. O menor salário médio feminino também é uma consequência do menor prêmio por grau de educação e experiência em relação aos homens, o que sinaliza a existência de discriminação salarial contra as mulheres no mercado de trabalho brasileiro.

Com a adoção de equações *mincerianas* (Mincer, 1974), constatou-se que a diferença de gênero é estatisticamente significativa para a estimativa dos salários, com coeficientes negativos e de magnitude relevante, o que também colabora para a confirmação da hipótese de existência de discriminação salarial por gênero no Brasil.

Também foi realizada uma estimativa da discriminação salarial por gênero no Brasil a partir de um modelo não paramétrico desenvolvido por Nopo (2008), que computa a discriminação apenas em observações presentes num suporte comum de comparação como alternativa ao modelo clássico de Oaxaca (1973) e Blinder (1973). Os resultados indicam a presença significativa de discriminação contra as mulheres em todos os anos observados, o que sugere que a hipótese adotada no trabalho é verdadeira. Vale destacar que o nível de discriminação se manteve estagnado ao longo dos anos analisados, sem uma aparente perspectiva de melhora.

Convém enfatizar que a metodologia adotada apresenta algumas dificuldades. Assim como destacado por Mincer (1974), a escolaridade e a experiência não são representantes perfeitos do nível de capital humano de um indivíduo, o que pode resultar em uma subestimação ou superestimação do verdadeiro impacto desses fatores sobre a remuneração. Como consequência, o modelo pode apresentar vieses que comprometem a precisão das estimativas, dificultando a análise acurada das causas subjacentes às disparidades salariais.

Além disso, a metodologia adotada não corrige a questão do viés de autoseleção apontado por Heckman (1979). Portanto, não há a consideração de

possíveis diferenças da participação das mulheres no mercado de trabalho em consequência de ciclos reprodutivos e de casamento, o que por sua vez pode resultar no fato de a amostra de mulheres ativas no mercado de trabalho não representar perfeitamente a população feminina (Leme; Wajnman, 2000a APUD Pereira, 2013).

Por último, há a limitação destacada por Ñopo (2008) e por Chiappori e Salanié (2016): o volume de dados é um grande limitante para estimativas precisas da discriminação a partir do método de *matching*, uma vez que o número de homens comparáveis com mulheres reduz à medida que novas variáveis explicativas são adotadas, o que impede a implementação de maior complexidade à equação de salários utilizada. Sendo assim, uma possível extensão desse trabalho seria a adoção de uma base de dados mais extensa que diminua o número de observações não comparáveis e permita a adição de maior complexidade ao modelo, além da adoção do método de LASSO (Böheim; Stöllinger, 2020) para a seleção das variáveis mais relevantes.

REFERÊNCIAS

ALISSON, P. Measures of Inequality. *American Sociological Review*, v. 43, n. 6, p. 865-880, dez. 1978.

ASSIS, M. Metodologia do Trabalho Científico. [200-?]. Disponível em: <https://hugoribeiro.com.br/biblioteca-digital/Assis-Metodologia.pdf>. Acesso em: 31 dez. 2024.

ASSIS, R.; ALVES, J. Hiato salarial entre homens e mulheres no brasil segundo condição migratória: o mercado de trabalho é segregado ou discrimina?. *Revista Economica do Nordeste*, v. 45, n. 1, p. 120-135, jan./mar. 2014.

BECKER, G. Human Capital Revisited. In: BECKER, G. *Human Capital: a theoretical and empirical analysis with special reference to education*. 3rd ed. Chicago: The University of Chicago Press, 1993. cap. 2, p. 15-25.

BLINDER, A. Wage Discrimination: Reduced Form and Structural Estimates. *The Journal of Human Resources*, Winsconsin, v. 8, n. 4, p. 436-455. 1973.

BÖHEIM, R.; STÖLLINGER, P. Decomposition of the gender wage gap using the LASSO estimator. *Applied Economics Letters*, v. 28, n.10, p. 817-828. 2020.

BURRI, S. *decr: Tools to Perform Decompositions of Differences Between Two Groups*. Versão de dezembro de 2024. Algoritmo computacional. Disponível em: <https://github.com/gibonet/decr>. Acesso em: 15 dez. 2024.

CASTELLÓ, A; DOMÉNECH, R. Human Capital Inequality And Economic Growth: Some New Evidence. *The Economic Journal*, Malden, v. 112, n. 478, p. C187-C200, mar. 2002.

CASTELLÓ, A.; DOMÉNECH, R. Human capital and income inequality revisited. *Education Economics*, v. 29, n. 2, p. 194-212, jan. 2021.

CHIAPPORI, P.; SALANIÉ, B. The Econometrics of Matching Models. *Journal of Economic Literature*, v. 54, n. 3, p. 832-861, set. 2016.

FÖLDVÁRI, P.; LEEUWEN, B. Should less inequality in education lead to a more equal income distribution?. *Education Economics*, v. 19, n. 3, p. 537-554, jul. 2010.

HECKMAN, J. Sample Selection Bias as a Specification Error. *Econometrica*, v. 47, n. 1, p. 153-161, jan. 1979.

IBGE - Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. *Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios Contínua: Notas Metodológicas*. Rio de Janeiro: IBGE, 2014. 47 p.

IBGE - Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. *Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios Contínua: Notas técnicas versão 1.16*. Rio de Janeiro: IBGE, 2024. 129 p.

KRUEGER, A. Inequality, Too Much of a Good Thing. In: HECKMAN, J.; KRUEGER, A. (org). *Inequality in America: what role for human capital policies?*. 1st ed. Massachusetts: The MIT Press, 2005, cap. 1, p. 1-77.

LUMLEY, T. *survey: analysis of complex survey samples*. Versão de dezembro de 2024. Algoritmo computacional. Disponível em: <https://cran.r-project.org/web/packages/survey/index.html>. Acesso em: 20 dez. 2024.

MINCER, J. Investment in Human Capital and Personal Income Distribution. *Journal of Political Economy*, v. 66, n. 4, p. 281-302, ago. 1958.

MINCER, J. *Schooling, Experience and Earnings*. 1st ed. Massachusetts: National Bureau of Economic Research, 1974. 152 p.

MORELLO, T.; ANJOLIM, J. Gender wage discrimination in Brazil from 1996 to 2015: A matching analysis. *EconomiA*, v. 22, n. 2, p. 114-128, ago. 2021.

NEUMARK, D. Employers' Discriminatory Behavior and the Estimation of Wage Discrimination. *The Journal of Human Resources*, Winsconsin, v. 23, n. 23, p. 279-295. 1988.

NEUMAN, S.; OAXACA, R. Wage decompositions with selectivity-corrected wage equations: A methodological note. *The Journal of Economic Inequality*, v. 2, p. 3-10, abr. 2004.

ÑOPO, H. Matching as a Tool to Decompose Wage Gaps. *The Review of Economics and Statistics*, v. 90, n. 2, p. 290-299, mai. 2008.

OAXACA, R. Male-Female Wage Differentials in Urban Labor Markets. *International Economic Review*, v. 14, n. 3, p. 693-709. 1973.

OSPINO, C.; VASQUEZ, P.; NARVÁEZ, N. Oaxaca-Blinder wage decomposition: Methods, critiques and applications: A literature review. *Revista de economia del caribe*, Barranquilla, n. 5, p. 237-274, jan./jun. 2010.

PARK, K. Educational Expansion and Education Inequality on Income Distribution. *Economics of Education Review*, Grã-Bretanha, v. 15, n. 1, p. 51-58. 1996.

PEREIRA, R. *Os diferenciais de rendimentos por gênero no Rio Grande do Sul: Uma aplicação do Modelo de Heckman e da Decomposição de Oaxaca-Blinder*. 2013. 104 p. Dissertação (Mestrado em Economia Aplicada) - Faculdade de Agronomia Eliseu Maciel, Universidade Federal de Pelotas, Pelotas, 2013.

PRITCHETT, L. Where Has All the Education Gone?. *The World Bank Economic Review*, v. 15, n. 3, p. 367-391. 2001.

SCHULTZ, T. Investment in Human Capital. *The American Economic Review*, v. 51, n. 1, p. 1-17, mar. 1961.

SILVA, V.; FRANÇA, J.; PINHO NETO, V. Capital humano e desigualdade salarial no Brasil: uma análise de decomposição para o período 1995-2014. *Estud. Econ.*, São Paulo, v. 46, n.3, p. 579-608, jul./set. 2016.

SOUZA, S. et al. Diferenças salariais por gênero e cor e o impacto da discriminação econômica. *Revista brasileira de estudos regionais e urbanos*, v. 09, n. 1, p. 32-49. 2015.

SGS - Sistema Gerenciador de Séries Temporais -v2.1. Índice nacional de preços ao consumidor-amplo (IPCA). Brasil: SGS, 2024. Disponível em: <https://www3.bcb.gov.br/sgspub/localizarseries/localizarSeries.do?method=prepararTelaLocalizarSeries>. Acesso em: dez. 2024. Base de dados.

TAVARES, P. *O papel do capital humano na desigualdade de salários no Brasil no período de 1981 a 2006*. 2007. 85 p. Dissertação (Mestrado em Economia) - Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2007.

TROVÃO, C.; SILVA JÚNIOR, A. POR DENTRO DA PNAD CONTÍNUA: uma introdução ao tratamento de dados usando o R. 1. ed. Natal: EDUFRN, 2022. 339 p.

WOOLDRIDGE, J. Análise de Regressão Múltipla: Estimção. In: WOOLDRIDGE, J. Introdução à econometria: uma abordagem moderna. Tradução: Rogério Céza de Souza, José Antônio Ferreira. 4. ed. São Paulo: Thomson Learning, 2007. cap. 3, p. 64-105.