



UNIVERSIDADE FEDERAL DO CEARÁ
FACULDADE DE ECONOMIA, ADMINISTRAÇÃO, ATUÁRIA E CONTABILIDADE
PÓS-GRADUAÇÃO EM ECONOMIA - CAEN

VITOR HUGO MIRO COUTO SILVA

ENSAIOS SOBRE DESIGUALDADE E DIFERENCIAIS DE RENDIMENTOS DO
TRABALHO NO BRASIL

FORTALEZA

2015

VITOR HUGO MIRO COUTO SILVA

**ENSAIOS SOBRE DESIGUALDADE E DIFERENCIAIS DE RENDIMENTOS DO
TRABALHO NO BRASIL**

Tese de Doutorado submetida à coordenação do Curso de Pós-Graduação em Economia - CAEN, da Universidade Federal do Ceará como requisito parcial para a obtenção do grau de Doutor em Economia.

Orientador: Prof. Dr. João Mário Santos de França

FORTALEZA
2015

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação
Universidade Federal do Ceará
Biblioteca Universitária

Gerada automaticamente pelo módulo Catalog, mediante os dados fornecidos pelo(a) autor(a)

S584e Silva, Vitor Hugo Miro Couto.
Ensaio sobre desigualdade e diferenciais de rendimentos do trabalho no Brasil / Vitor Hugo Miro
Couto Silva. – 2015.
90 f.

Tese (doutorado) – Universidade Federal do Ceará, 0, Fortaleza, 2015.
Orientação: Prof. Dr. João Mário Santos de França.

1. Desigualdade. 2. Diferenciais de salários. 3. Métodos de decomposição. 4. Estrutura salarial. I. Título.
CDD

VITOR HUGO MIRO COUTO SILVA

**ENSAIOS SOBRE DESIGUALDADE E DIFERENCIAIS DE RENDIMENTOS DO
TRABALHO NO BRASIL**

Tese de Doutorado submetida à coordenação do Curso de Pós Graduação em Economia – CAEN/UFC como requisito parcial para a obtenção do grau de Doutor em Economia.
Aprovada pela Banca em 06 de novembro de 2015.

BANCA EXAMINADORA

Prof. Dr. João Mário Santos de França (Orientador)
Universidade Federal do Ceará – DEA /CAEN

Prof. Dr. José Raimundo Araújo de Carvalho Júnior
Universidade Federal do Ceará – DEA /CAEN

Prof. Dr. Guilherme Diniz Irffi
Universidade Federal do Ceará – DEA/CAEN

Prof. Dr. Victor Hugo de Oliveira Silva
Instituto de Pesquisa e Estratégia Econômica do Ceará

Prof. Dr. Daniel Cirilo Suliano
Instituto de Pesquisa e Estratégia Econômica do Ceará

AGRADECIMENTOS

Inicialmente, agradeço e dedico essa tese a minha esposa Luciana e aos meus queridos filhos João Vitor e Maria Eduarda. Sem o amor que sentimos um pelo outro, sem a paciência e compreensão de vocês, não apenas essa conquista, mas todas as alegrias que vivo no meu diaadia não seriam possíveis.

Aos meus pais, Bolivar Miro Silva e Elden Moreira, pelo incentivo e amor incondicional. Ao meu irmão Willian, por sua amizade e cumplicidade.

À família da minha esposa Luciana, em especial aos meus sogros Oswaldo e Ana Lúcia, pelo apoio, amizade e confiança.

Ao Professor João Mário, por todo o apoio e estímulo ao longo do curso de doutorado, além da orientação para o desenvolvimento desta Tese.

Aos Professores e amigos Guilherme Irffi e Daniel Suliano, pela disponibilidade em participar da banca de avaliação e por suas contribuições para o aprimoramento dos ensaios aqui apresentados.

Aos Professores José Raimundo e Victor Hugo por suas valiosas contribuições ao participarem da banca de avaliação dessa tese.

Aos demais professores e funcionários do CAEN.

Ao amigo Valdemar Neto pela troca de ideias que constituíram o primeiro estudo que compõe essa tese.

Aos colegas da Universidade Federal do Ceará e do Instituto de Pesquisa e Estratégia Econômica do Ceará.

RESUMO

O objeto de estudo da tese é a distribuição de rendimentos no mercado de trabalho no Brasil e sua evolução em período recente. Assumindo que a distribuição de rendimentos, e consequentemente a desigualdade destes, é basicamente determinada pela composição da força de trabalho e pela estrutura salarial, os três artigos que compõe esta tese aplicaram diferentes métodos de decomposição para avaliar como estes dois fatores contribuíram para as mudanças recentes na desigualdade e nos diferenciais regionais de rendimentos do trabalho no Brasil.

Nos dois primeiros artigos exploramos a relação entre educação e desigualdade de rendimentos do trabalho. De forma específica, neles investigamos a redução na desigualdade de rendimentos relativamente ao período 1995 e 2014, avaliando de que forma a acelerada expansão educacional contribuiu para esse processo. No primeiro artigo, a mudança na desigualdade de rendimentos do trabalho é analisada empregando o método proposto por Yun (2006), que constitui uma síntese dos modelos de decomposição de Juhn, Murphy e Pierce (1993) e Fields (2003), para decompor a mudança no indicador de variância do logaritmo dos salários. Já no artigo apresentado no segundo capítulo aplicamos o método de decomposição apresentado por Firpo *et al.* (2007) com base em regressões quantílicas incondicionais (Firpo *et al.*, 2006 e 2009), e avaliamos a mudança em diferentes medidas de desigualdade com base em diferenças interquantis, na variância e no índice de Gini.

A aplicação de dois métodos de análise alternativos reforça algumas evidências importantes sobre o fenômeno em questão. Invariavelmente ao que já foi apresentado na literatura, os resultados mostram que a expansão da escolaridade dos trabalhadores constitui o principal determinante da redução da desigualdade de renda do trabalho. Contudo, os métodos de decomposição permitem verificar que a contribuição mais significativa da educação para a redução da desigualdade se dá por meio do seu efeito preço (estrutura salarial). Diferente do que o censo comum espera, o efeito quantidade, relacionado diretamente com a mudança na composição educacional, apresentou uma contribuição contrária a redução da desigualdade de rendimentos nos anos mais recentes. Esse segundo efeito aponta que, em um cenário contrafactual onde os retornos educacionais tivessem permanecido constantes, a mudança na composição educacional tenderia a elevar a desigualdade de rendimentos.

No estudo relatado no terceiro capítulo analisamos os diferenciais regionais de salários no Brasil. O método de decomposição com base em regressões RIF, proposto por Firpo *et al.* (2007), foi empregado novamente para decompor as diferenças ao longo das distribuições de salários das regiões Nordeste e Sudeste. As evidências encontradas apontam que as diferenças em termos de características individuais explicam em grande medida o diferencial de rendimentos entre as regiões analisadas, o que corrobora com a hipótese apresentada na literatura recente. No entanto, os resultados obtidos com o exercício de decomposição também atribuem grande importância aos fatores institucionais relacionados à formalização e às diferenças na estrutura salarial entre as regiões.

PALAVRAS-CHAVE: Desigualdade. Diferencias de salários. Métodos de decomposição. Estrutura salarial.

ABSTRACT

The main objective of this thesis is study the earnings distribution in the labor market in Brazil and the evolution of this distribution over the recent period. Assuming that the distribution of earnings, and hence the inequality of these is basically determined by the composition of the labor force and wage structure, the three articles that make up this thesis applied different decomposition methods to evaluate how these two factors contributed to the recent changes inequality and regional wages differentials in Brazil.

The first two essays explore the relationship between education and inequality of labor income. Specifically, they investigated the reduction in income inequality between 1995 and 2014, assessing how the accelerated educational expansion contributed to this process. In the first essay, the change in earnings inequality is analyzed using the method proposed by Yun (2006), which is a summary of decomposition models, Juhn, Murphy and Pierce (1993) and Fields (2003) to decompose the change in variance indicator of the logarithm of wages. Article already presented in the second chapter applies the method of decomposition presented by Firpo et al. (2007) based on unconditional quantile regressions (Firpo et al., 2006 and 2009), and evaluates the change in different measures of inequality based on inter-quantiles ranges, in variance and Gini index.

The application of two alternative methods of analysis reinforces some important evidence about the phenomenon in question. Invariably to what has been presented in the literature, the results show that the expansion of education of workers is the main determinant of reducing inequality of earnings. However, the decomposition methods for verifying that the most significant contribution of education to reduce inequality is through its price effect (wage structure). Different than expected, the effect amount, directly related to the change in the educational composition, presented a counter contribution to reducing income inequality in recent years. This second effect shows that, in a counterfactual scenario where returns to education had remained constant, the change in the educational composition would tend to increase income inequality.

The study reported in the third chapter analyzes the regional wage differentials in Brazil. The decomposition method based on RIF regressions proposed by Firpo et al. (2007), it was used again to split the differences over the wage distribution in the Northeast and Southeast. The evidence suggests that the differences in individual characteristics largely explain the wage differential across the regions analyzed, which corroborates the hypothesis presented in the recent literature. However, the results obtained with the exercise of decomposition also attach great importance to institutional factors related to the formalization and differences in wage structure across the regions.

KEYWORDS: Inequality, Wage differentials, Decomposition methods, Wage structure.

SUMÁRIO

| | |
|---|----|
| INTRODUÇÃO | 8 |
| CAPÍTULO I - CAPITAL HUMANO E DESIGUALDADE SALARIAL NO BRASIL: UMA ANÁLISE DE DECOMPOSIÇÃO PARA O PERÍODO 1995-2014. | 11 |
| 1. INTRODUÇÃO | 11 |
| 2. REVISÃO DA LITERATURA | 13 |
| 3. MÉTODO DE DECOMPOSIÇÃO | 16 |
| 4. BASE DE DADOS E EQUAÇÕES MINCERIANAS | 22 |
| 5. RESULTADOS DA DECOMPOSIÇÃO | 27 |
| 6. CONSIDERAÇÕES FINAIS | 32 |
| REFERÊNCIAS | 34 |
| CAPÍTULO II - AVALIANDO A CONTRIBUIÇÃO DA EDUCAÇÃO PARA A QUEDA DA DESIGUALDADE DE RENDIMENTOS DO TRABALHO NO BRASIL ENTRE 1995 E 2013 | 37 |
| 1. INTRODUÇÃO | 37 |
| 2. REVISÃO DA LITERATURA: A RELAÇÃO ENTRE EDUCAÇÃO E DESIGUALDADE DE RENDIMENTOS | 39 |
| 3. METODOLOGIA E DADOS | 42 |
| 4. RESULTADOS | 49 |
| 5. CONSIDERAÇÕES FINAIS | 52 |
| APÊNDICE | 56 |
| RESULTADOS DAS ESTIMAÇÕES DAS REGRESSÕES RIF | 56 |
| CAPÍTULO III - DECOMPONDO O DIFERENCIAL REGIONAL DE SALÁRIOS ENTRE SUDESTE E NORDESTE: UMA APLICAÇÃO DA ABORDAGEM QUANTÍLICA INCONDICIONAL | 59 |
| 1. INTRODUÇÃO | 59 |
| 2. UMA BREVE REVISÃO DA LITERATURA | 61 |
| 3. DADOS E EVIDÊNCIAS PRELIMINARES | 63 |
| 4. METODOLOGIA | 67 |
| APÊNDICE | 82 |
| CONCLUSÕES GERAIS DA TESE | 88 |

INTRODUÇÃO

No Brasil, após o êxito das políticas de estabilização implementadas a partir de 1994, a década de 2000 foi marcada por uma significativa retração na desigualdade de renda. Após uma relativa estabilidade, durante a segunda metade década de 1990, a desigualdade de renda *per capita* calculada pelo índice de Gini declinou de 0,593, em 2001, para 0,543, em 2009, e atingiu 0,518, o menor patamar da série histórica, em 2014.

Diversos estudos apontaram para a importância dessa redução e se atentaram para a identificação dos fatores que ajudaram a explicar esse fenômeno. Uma das principais abordagens sobre o tema se ocupou da análise de fatores determinantes da redução da desigualdade, sejam eles componentes da renda como em Soares (2006), Soares *et al.* (2006) e Hoffmann (2006), ou “determinantes imediatos” tais quais definidos por Barros *et al.* (2006), Barros *et al.* (2007a, 2007b) e Barros *et al.* (2010)¹. Mesmo em um cenário onde as transferências de rendimentos para as famílias mais pobres ganharam notoriedade, com o advento do Programa Bolsa-Família, uma conclusão unânime em todos estes trabalhos é que a contribuição da redução na desigualdade de rendimentos do trabalho, ao longo da década de 2000, foi o principal determinante da redução da desigualdade de renda *per capita*.

Considerando-se esse resultado, o objeto de estudo dessa tese é a distribuição de rendimentos no mercado de trabalho no Brasil e sua dinâmica em períodos recentes. Para isso, nos três artigos que compõe a tese estão aplicados métodos de decomposição cujo intuito não é outro senão o de determinar em que medida mudanças ao longo do tempo, e diferenças regionais, na composição de dotações dos trabalhadores e na estrutura salarial explicam a redução na desigualdade de rendimentos do trabalho/salários.

Na literatura referente aos métodos de decomposição microeconômicos e de simulações contrafactuais, a contribuição destes fatores são comumente denominados *efeito composição*, *dotação* ou *quantidade*, e *efeito preço* ou *estrutura salarial*. O primeiro destes efeitos reflete a distribuição de dotações dos trabalhadores e é dado em função de características produtivas destes e dos postos de trabalho com diferentes qualidades. De certo modo, a distribuição de dotações está associada às mudanças demográficas, mudanças nas alocações setorial e regional das atividades econômicas e na utilidade dos agentes quanto a demanda e oferta no mercado de trabalho. Por sua vez, a estrutura salarial está associada ao

¹ Os estudos de Soares (2006), Soares *et al.* (2006) e Hoffmann (2006) empregam o método de decomposição por fatores componentes proposta por Shorrocks (1982). A decomposição proposta em Barros *et al.* (2006) define como determinantes imediatos, além dos rendimentos do derivados e não-derivados do trabalho, fatores demográficos e relacionados com a oferta de trabalho das famílias.

retorno de tais dotações, refletindo a forma como o mercado de trabalho remunera os atributos produtivos de trabalhadores e premia diferentes postos de trabalhos. Ela é determinada diretamente pelas forças de oferta e demanda e pelo aparato institucional que define as relações de trabalho (determinando a legislação trabalhista, a política de salário mínimo e o poder de barganha dos trabalhadores).

Na literatura sobre mudanças na desigualdade de rendimentos do trabalho ou de salários, as variáveis de capital humano, principalmente educação, aparecem com grande destaque. Como demonstrado, uma vez que grande parte da desigualdade de rendimentos é explicada pelas disparidades de escolaridade entre trabalhadores, o mercado de trabalho funcionaria como um reprodutor da desigualdade educacional em termos da desigualdade de remuneração (BARROS *et al.*, 2007).

Essa relação entre a distribuição de capital humano e a desigualdade de rendimentos do trabalho é explorada nos artigos apresentados nos dois primeiros capítulos dessa tese. De forma específica, eles investigaram a redução na desigualdade de rendimentos entre 1995 e 2014 (última base de dados disponível na data das estimações) avaliando de que forma a acelerada expansão educacional contribuiu para esse processo.

No primeiro artigo, a mudança na desigualdade de rendimentos do trabalho é analisada empregando o método proposto por Yun (2006), que constitui uma síntese dos modelos de decomposição de Juhn, Murphy e Pierce (1993) e Fields (2003), para decompor a mudança no indicador de variância do logaritmo dos salários entre estes dois anos considerados. No artigo apresentado no segundo capítulo aplicamos o método de decomposição apresentado por Firpo *et al.* (2007) com base em regressões quantílicas incondicionais (Firpo *et al.*, 2006 e 2009), e avaliamos a mudança em diferentes medidas de desigualdade com base em diferenças interquantis, na variância e no índice de Gini.

A aplicação de dois métodos de análise alternativos reforça algumas evidências importantes sobre o fenômeno em questão. Invariavelmente ao que já foi apresentado na literatura, os resultados mostram que a expansão da escolaridade dos trabalhadores constitui o principal determinante da redução da desigualdade de renda do trabalho. Contudo, os métodos de decomposição permitem verificar que a contribuição mais significativa da educação para a redução da desigualdade se dá por meio do seu *efeito preço*. Diferente do que o censo comum espera, o *efeito quantidade*, relacionado diretamente com a mudança na composição educacional, apresenta uma contribuição contrária a redução da desigualdade de rendimentos. Esse segundo efeito aponta que, em um cenário contrafactual onde os retornos educacionais tivessem permanecido constantes, a mudança na composição educacional tenderia a elevar a

desigualdade de rendimentos. Trata-se de um resultado condizente com o fenômeno denominado “paradoxo do progresso” relatado por Bourguignon *et al.* (2005), e relativamente inexplorado na literatura nacional.

Por fim, no estudo relatado no terceiro capítulo, abordamos outra questão bastante relevante no contexto brasileiro, e analisamos os diferenciais regionais de salários. Tendo como principal referência os trabalhos de Pessoa (2001) e Salvato *et al.* (2010), o artigo se propõe a analisar a hipótese de que as diferenças regionais de rendimentos do trabalho são determinadas basicamente pelas diferenças de características dos trabalhadores de cada região. Com esse propósito, aplica-se novamente o método de decomposição com base em regressões RIF, proposto por Firpo *et al.* (2007), para decompor as diferenças ao longo das distribuições de salários das regiões Nordeste e Sudeste em dois períodos diferentes, os biênios 2002/2003 e 2012/2013.

As evidências encontradas apontam que as diferenças em termos de características individuais dos trabalhadores explicam em grande medida o diferencial de rendimentos entre as regiões analisadas, o que corrobora com a hipótese apresentada na literatura recente. No entanto, esta confirmação é apenas parcial, uma vez que os resultados obtidos com o exercício de decomposição também atribuem grande importância às diferenças na estrutura salarial entre as regiões. Quanto a comparação temporal dos resultados, pode-se afirmar que houve uma modesta contração no diferencial, e certa estabilidade nos determinantes deste.

CAPÍTULO I - CAPITAL HUMANO E DESIGUALDADE SALARIAL NO BRASIL: UMA ANÁLISE DE DECOMPOSIÇÃO PARA O PERÍODO 1995-2014.

1. INTRODUÇÃO

Após relativa estabilidade durante a segunda metade da década de 1990, a desigualdade de renda no Brasil declinou de forma acentuada ao longo da década de 2000. Diversos estudos apontam para a significância dessa redução e para os fatores que ajudam a explicar esse fenômeno². Dentre estes trabalhos, Barros *et al.* (2010) mostram que o grau de desigualdade de renda entre 2001 e 2007 declinou de forma acentuada e contínua. O coeficiente de Gini declinou 7% no período (0,593 em 2001 para 0,552 em 2007), atingindo o menor valor dos últimos 30 anos. Os autores também comentam que, de 74 países para os quais se têm informações sobre a evolução do coeficiente de Gini, em menos de 25% deles houve redução semelhante e de mesma magnitude. Essa tendência de redução do índice de desigualdade foi observada nos anos seguintes, com o coeficiente de Gini atingindo o valor de 0,518 em 2014, o menor valor da série histórica até então.

Mesmo após esse acentuado declínio, a desigualdade de renda brasileira permanece extremamente elevada. Barros *et al.* (2010) apontam que cerca de 90% dos países ainda apresentam distribuições menos concentradas que a do Brasil, o que indica a necessidade de um processo de redução da desigualdade de renda contínuo e sustentável até patamares mais baixos. Sob a égide desse argumento, a dinâmica da desigualdade de renda no Brasil ainda permanece como um importante tema de pesquisa e sua análise merece atenção permanente, não apenas do meio acadêmico, mas também político.

O declínio da desigualdade de renda nos primeiros anos da década de 2000 recebeu bastante atenção na literatura recente. Uma das principais abordagens sobre o tema se ocupou da análise de fatores determinantes da redução da desigualdade, sejam eles componentes da renda como em Soares (2006), Soares *et al.* (2006), Hoffmann (2006) e Hoffmann e Oliveira (2014), ou determinantes imediatos³ como os definidos em Barros *et al.* (2006), Barros *et al.* (2007a) e Barros *et al.* (2010). Em todos estes trabalhos, uma posição unânime refere-se à importância de fatores relacionados ao mercado de trabalho, como empregos e salários, para a redução da desigualdade de renda.

² Além de significativo no sentido comum, pela magnitude e velocidade da redução; a significância estatística da redução da desigualdade na primeira metade dos anos 2000 foi testada por Azevedo (2007).

³ Que incluem além dos rendimentos, fatores demográficos e relacionados com a oferta de trabalho.

Os dados apresentados por Soares (2006) mostram que a participação da renda do trabalho na renda total esteve sempre próxima de 80%, entre 1995 e 2004. Trata-se de uma participação considerável e que gera uma expectativa de que este componente tenha uma contribuição significativa para a queda da desigualdade de renda ocorrida recentemente.

Hoffmann (2006) atribui à renda do trabalho uma contribuição superior a 68% para explicar a redução do índice de Gini entre 2001 e 2004. Considerando um período maior, 1995 a 2004, Soares (2006) e Soares *et al.* (2006) encontram contribuições ainda maiores desse componente da renda, de 73% e 85% da queda observada no índice de Gini entre 1995 e 2004. Já Barros *et al.* (2010) atribui que 60% da redução da desigualdade de renda entre 2001 e 2007, também mensurada pelo índice de Gini, se deve a melhorias na distribuição dos rendimentos derivados do trabalho.

Considerando-se então os resultados relatados na literatura, a desigualdade de rendimentos do trabalho e os seus determinantes possuem um papel fundamental para a dinâmica da desigualdade da renda brasileira. Dessa forma, sua análise permitirá aprofundar o conhecimento sobre o fenômeno, além de ajudar a compreender como políticas públicas podem tornar a redução da desigualdade de renda no Brasil um processo sustentável.

Com efeito, considerando-se o problema em uma perspectiva microeconômica, cujo cerne está na decomposição de medidas de desigualdade de rendimentos e na mudança observada dessas medidas ao longo do tempo, o presente estudo aplicou a abordagem de decomposição baseada em regressões, adotando os métodos propostos por Fields (2003) e Yun (2006). Com o propósito de avaliar mudanças na desigualdade de salários no Brasil entre 1995 e 2014, realizou-se o exercício de decomposição em dois subperíodos: 1995-2004 e 2004-2014⁴. Dentre as variáveis explicativas no modelo de salários foram considerados fatores relacionados a três aspectos: capital humano, discriminação e segmentação. Fatores relacionados a estes aspectos são levantados pela literatura como os principais determinantes das disparidades de rendimentos no mercado de trabalho.

A principal contribuição do artigo está nos resultados obtidos com a aplicação do método proposto por Yun (2006) à análise de mudanças na desigualdade salarial brasileira. De forma relativamente simples perante às outras alternativas, o método possibilita a decomposição detalhada de mudança na desigualdade salarial, com a identificação dos chamados *efeito preço* e *efeito quantidade* para cada fator explicativo na equação de

4 O período sob consideração se inicia após o Plano Real até o último ano com dados disponíveis no momento de realização da pesquisa. Uma breve análise da trajetória dos salários reais médios entre 1995 e 2014, com base nos dados da PNAD/IBGE mostra um comportamento diferenciado entre estes dois subperíodos; onde se observa uma redução no primeiro (1995-2004) e um forte aumento no segundo (2004-2014).

rendimentos. A análise desses efeitos proporciona considerações interessantes e pouco exploradas na literatura brasileira⁵. Dentre os resultados obtidos, destaca-se a contribuição das mudanças educacionais para a recente queda da desigualdade salarial no Brasil. Essa contribuição que pode ser atribuída essencialmente à queda dos retornos educacionais (*efeito preço*), uma vez que o aumento da escolaridade dos trabalhadores (*efeito quantidade*) apresentou um efeito pouco expressivo entre 1995 e 2004, e até mesmo contrário à maior equidade de salários entre 2004 e 2014. Fatores relacionados com discriminação e segmentação também apresentaram contribuições significantes, mas em magnitudes relativamente modestas.

Além dessa introdução, o presente artigo se divide em outras cinco seções. A próxima seção é feita uma revisão da literatura nacional com o objetivo de reunir informações sobre os principais determinantes da desigualdade de rendimentos do trabalho no Brasil. O método de decomposição empregado na análise é o tema da terceira seção, onde são revisadas as principais referências para a metodologia adotada. Em seguida são apresentados os comentários sobre a base de dados e os resultados da estimação das equações de salários. A análise e discussão dos resultados da decomposição são reportados na quinta seção. Por fim, são apresentadas as considerações finais do presente estudo, resumindo os principais resultados obtidos.

2. REVISÃO DA LITERATURA

Barros e Mendonça (1995) desenvolvem um arcabouço teórico em que dois tipos de desigualdades podem ser identificados no mercado de trabalho: *desigualdade de condições* e *desigualdade de resultados*. A desigualdade de condições ocorre ainda antes de os indivíduos ingressarem nesse mercado, em etapas de acumulação de capital humano. Nessa fase os indivíduos procuram empregar suas habilidades inatas, recursos públicos e privados para acumular determinados níveis de capital humano e posteriormente obter bons resultados em termos de salários.

Já a desigualdade de resultados (em que podemos entender a desigualdade salarial) reflete as diferenças individuais em termos de capital humano acumulado, corroborando com a desigualdade de condições e a teoria do capital humano, e as diferenças

⁵ Exercícios de decomposição semelhantes foram realizados por Barros *et al.* (2007c), Foguel e Azevedo (2007) e Menezes-Filho *et al.* (2006 e 2007) aplicando métodos diferentes de decomposição.

não relacionadas aos atributos produtivos de cada trabalhador, mas associadas à segmentação do mercado de trabalho e à discriminação.

Ainda de acordo com estes autores as disparidades nos rendimentos do trabalho podem ser explicadas por diferenças de produtividade, e também pelos efeitos da discriminação ou da segmentação. A primeira explicação é natural, pois é de se esperar que trabalhadores mais produtivos, de acordo com suas dotações de capital humano ou habilidades intrínsecas, recebam melhores remunerações. Nesse caso, o mercado de trabalho estaria apenas reproduzindo ou revelando desigualdades preexistentes.

Essa ideia é amparada na teoria do capital humano, em que a reprodução da desigualdade no mercado de trabalho ocorre porque os trabalhadores são diferentes em termos de qualidade. Assim, a desigualdade de renda depende da distribuição de atributos produtivos entre os trabalhadores e também da forma como o mercado de trabalho remunera diferentes qualidades.

A segunda explicação se deve a deficiências do mercado, quando remunerações diferenciadas são atribuídas a trabalhadores igualmente produtivos. Os casos clássicos desse tipo de desigualdade são os provenientes de discriminação por gênero e raça, em que diferenciais de rendimentos são observados em favor de indivíduos do sexo masculino e de cor branca. A segmentação do mercado de trabalho, como a existente entre regiões e setores da economia, também é capaz de gerar diferenciais de rendimentos de natureza semelhante. Considerando-se estes aspectos, o mercado de trabalho estaria cumprindo um papel de produtor de desigualdades.

Se todos os trabalhadores e postos de trabalhos fossem homogêneos, o mercado se preocuparia apenas em definir o valor dos salários pagos, que seriam iguais para todos aqueles igualmente produtivos, não havendo motivos para que se remunerem pessoas em iguais condições de maneira distinta. No entanto, a realidade mostra que trabalhadores com atributos produtivos semelhantes recebem remunerações diferentes, o que configura criação de desigualdade por parte do mercado de trabalho.

Nesse mesmo sentido, Ramos e Vieira (2001) apontam que os diferenciais de salários existem como consequência de compensações por fatores não-pecuniários, heterogeneidade dos trabalhadores, segmentação e discriminação. Para esses autores, no caso dos dois primeiros elementos, o mercado de trabalho se apresentaria como revelador de desigualdades, pois as diferenças de remuneração surgiram em função das diferenças de qualidade de postos de trabalho e da produtividade dos trabalhadores. Nos dois casos

restantes, o mercado se revelaria como gerador de desigualdades, na medida em que os rendimentos passariam a não refletir corretamente a produtividade marginal do fator trabalho.

Barros *et al.* (2007b) mostram evidências de que fatores como discriminação e segmentação, que a princípio não afetam a produtividade, explicam grandes parcelas da desigualdade de rendimentos no mercado de trabalho. Os autores avaliam como a discriminação por gênero e por raça, e a segmentação por regiões, por setores e por formalização do emprego, contribuíram para a redução do grau de desigualdade dos rendimentos do trabalho entre 2001 e 2005. Eles concluem que, com exceção da segmentação formal-informal, os efeitos discriminatórios e dos diferenciais regionais e setoriais diminuíram, contribuindo para a redução das disparidades de rendimentos.

Barros *et al.* (2007c) avaliam a relação entre a distribuição de rendimentos do trabalho e as mudanças na composição educacional na primeira metade da década de 2000. Para os autores, essa relação ocorre por duas vias. Na primeira delas a distribuição de rendimentos depende da distribuição de escolaridade. Na medida em que a remuneração é uma função crescente do nível educacional, quanto maior for a desigualdade educacional maior será a desigualdade de rendimentos. A segunda via depende da forma como cada nível de escolaridade (ou ano de estudo) é valorado pelo mercado de trabalho, ou seja, depende dos retornos à educação. Dado um grau de desigualdade educacional, quanto maior for a sensibilidade das remunerações a mudanças na escolaridade (sensibilidade medida pelo retorno educacional) maior será a desigualdade de rendimentos.

Também como o foco de investigar a contribuição das mudanças educacionais, Meneses-Filho *et al.* (2006 e 2007) analisam o comportamento da desigualdade de rendimentos dos homens no Brasil entre 1977 e 2004⁶, empregando regressões quantílicas e simulações contrafactuais para decompor mudanças na variância do logaritmo dos salários em termos dos efeitos preço e composição. Os principais resultados obtidos mostram que o efeito preço apresentou uma contribuição favorável na direção de menor desigualdade ao longo de toda a década de 1990 tornando mais significativa ao final da década e no início dos anos 2000. Já o efeito composição apresentou uma contribuição na direção oposta. Para os autores, ambos os efeitos se compensaram permitindo uma relativa estabilidade da desigualdade de rendimentos entre grupos educacionais até o final da década de 1990, quando passaram a ter impactos na mesma direção, de redução da desigualdade.

⁶Meneses-Filho, Fernandes e Picchetti (2006), para o período 1977-2007, e Meneses-Filho, Fernandes e Picchetti (2007), para o período 1981-2004.

Foguel e Azevedo (2007) empregam uma versão modificada do método de decomposição de Juhn *et al.* (1993) para estudar variações em medidas de desigualdade (coeficiente de Gini, índice de Theil-L, e razões 90/10 e 80/20) no Brasil entre 1995 e 2005. O trabalho avalia os efeitos preço e composição (quantidade), além de um componente residual atribuído a não observáveis. Avaliando dois subperíodos, 1995-2001 e 2001-2005, eles observaram que, no primeiro deles, os efeitos quantidade e residual foram os mais importantes para explicar as mudanças no primeiro caso. No segundo subperíodo, o efeito preço, que antes se mostrou pouco significativo, passa a ter maior relevância para explicar a queda na desigualdade de rendimentos do trabalho. Dentre estes resultados, novamente a contribuição das mudanças educacionais mais significativas ocorrem em função da redução dos retornos à educação.

Dentre os estudos mais recentes, Cunha e Vasconcelos (2012) realizam uma decomposição da desigualdade da distribuição dos salários, verificam que a heterogeneidade educacional no mercado de trabalho brasileiro é o seu principal determinante e está entre os que mais contribuíram para sua queda no período recente. Os autores também apontam para uma ampliação dos diferenciais relativos à segmentação formal-informal ao longo da década de 2000.

3. MÉTODO DE DECOMPOSIÇÃO

Decomposições de mudanças na desigualdade já constituem um arcabouço bem estabelecido na literatura econômica, sendo o método mais tradicional baseado na decomposição de mudanças em medidas de desigualdade por subgrupos populacionais. Bourguignon (1979) define que uma medida de desigualdade para ser decomposta deve possuir propriedades que permitem que a desigualdade total possa ser expressa em termos da média ponderada da desigualdade dentro de subgrupos populacionais e da desigualdade entre estes subgrupos.

Outra abordagem apresentada nos trabalhos de Pyatt, Chen, e Fei (1980) e Shorrocks (1982) mostra a decomposição da desigualdade em fatores componentes da renda, na qual se emprega o conceito de coeficiente de concentração para decompor o Índice de Gini segundo as diferentes fontes de rendimentos que compõem a renda total, tais como os rendimentos do trabalho, rendimentos de capital e transferências. Esse método de decomposição foi empregado em diversos estudos sobre a distribuição de renda no Brasil tais como Soares (2006), Soares *et al.* (2006), Hoffmann (2006) e Hoffman e Oliveira (2014).

A partir dos trabalhos seminais de Oaxaca (1973) e Blinder (1973), o termo decomposição passou a designar a decomposição de diferença salariais entre grupos definidos de acordo com características individuais, inicialmente de acordo com gênero e raça. O método de decomposição de Oaxaca-Blinder, que tem como base as equações de rendimentos mincerianas⁷, tornou-se um método padrão em diversas abordagens aplicadas em economia do trabalho em função de sua simplicidade e poder analítico.

Ao longo das últimas décadas, o método de Oaxaca-Blinder evoluiu e serviu de inspiração para o desenvolvimento de outras metodologias de decomposição. Os principais desenvolvimentos analíticos voltados para o estudo da desigualdade de rendimentos do trabalho ocorreram nas décadas de 1980 e 1990. O aumento da desigualdade salarial observado nos Estados Unidos após a década de 1970 motivou a evolução dos métodos de decomposição, que desde então, incorporaram formas de avaliar mudanças na distribuição de renda.

Nesse cenário, o método tradicional de decompor diferenciais de rendimentos médios deixou de ser suficiente e o foco se voltou para a análise de mudanças na distribuição dos rendimentos. Os trabalhos de Juhn, Murphy e Pierce - JMP (1993) e DiNardo, Fortin e Lemieux - DFL (1996) são as principais referências nesse contexto.

O método de decomposição de JMP (1993) permite a análise de mudanças na desigualdade de rendimentos entre dois períodos do tempo em termos de três componentes: uma parte explicada por diferenças nas características observáveis (*efeito quantidade*), uma parte explicada por diferenças nos coeficientes (*efeito preço*) e uma parte atribuída a fatores não observados (*efeito residual*). Apesar de terem observado ganhos reais nos salários médios dos trabalhadores norte-americanos entre 1963 e 1989, os autores chamam a atenção para o aumento na desigualdade de rendimentos do trabalho nos Estados Unidos ao longo dos anos de 1970 e 1980. Ao aplicar a decomposição proposta para diferentes medidas de desigualdade, eles concluíram que a explicação para o aumento da desigualdade de rendimentos não está na distribuição de qualificação entre os trabalhadores, mas no aumento do retorno sobre a qualificação, resultante de uma maior demanda por trabalho qualificado.

Por sua vez, DFL (1996) propõem um método semiparamétrico baseado em funções de densidade do tipo *kernel*. O objetivo dos autores era avaliar os efeitos da sindicalização e de choques de demanda e oferta sobre diferentes indicadores de desigualdade, calculados para o mercado de trabalho americano nas décadas de 1970, 1980 e início dos anos

⁷ Mincer, J. *Schooling, Experience and Earnings*. Columbia University Press: New York, 1974.

de 1990. Dentre as conclusões obtidas, os autores mostraram que a sindicalização e o valor real do piso salarial possuem grandes contribuições para as mudanças observadas na desigualdade de salários.

Já no início dos anos de 2000, novos desenvolvimentos surgiram como os métodos baseados em modelos de regressão⁸. Dentre eles, Fields (2003) adota o aparato das equações de rendimentos estimados por Mínimos Quadrados Ordinários e o desenvolvimento axiomático apresentado em Shorrocks (1982). O método de Fields permite estimar a contribuição individual de cada variável explicativa na equação de salários para a desigualdade de rendimentos observada em um dado grupo ou período de tempo, e para diferenças na desigualdade de rendimentos entre dois grupos ou períodos.

Ao aplicar o método proposto na análise da desigualdade de rendimentos nos Estados Unidos entre 1979 e 1999, Fields (2003) concluiu que dentre as variáveis de gênero, raça, ocupação, indústria e região, a escolaridade foi o principal fator para a explicação da desigualdade de rendimentos em cada ano considerado na amostra e para o aumento na desigualdade ao longo do período avaliado.

Com o objetivo de estudar as mudanças na desigualdade de rendimentos do trabalho nos Estados Unidos entre 1969 e 1999, Yun (2006) propôs uma síntese dos métodos de JMP (1993) e Fields (2003). O método de JMP (1993) permite a decomposição de medidas de desigualdade em termos dos três componentes já citados, mas não permite avaliar a contribuição de diferentes características individuais. Por sua vez, o método apresentado por Fields (2003), com base em modelos de regressão, permite a realização de uma decomposição detalhada. Dessa forma, a síntese de Yun (2006) é um método de decomposição que, aplicado à medida de log-variância dos rendimentos, permite a estimação dos chamados efeito preço e efeito quantidade para cada variável explicativa de uma equação de rendimentos, além do efeito residual.

Dentre os fatores considerados por Yun (2006), a educação foi o que melhor explicou a elevação da desigualdade, com predominância do efeito preço desse atributo, principalmente na decomposição da desigualdade entre as mulheres. No entanto, ele conclui que os efeitos preço e quantidade agregados praticamente se anularam no período analisado e identifica um elevado grau de explicação do componente residual.

⁸Além do método proposto por Fields (2003), pode-se citar os trabalhos de Bourguignon et al. (2001) e Morduch e Sicular (2002).

Os métodos empregados nos artigos citados acima possuem como base equações de rendimentos, estimados pelo método de mínimos quadrados ordinários (MQO), com a seguinte especificação:

$$y_{it} = \beta_{0t} + \sum_{k=1}^K \beta_{kt} x_{ikt} + e_{it} \quad [1]$$

Nessa equação, para cada indivíduo indexado por i , o termo y_{it} denota rendimentos do trabalho/salários (em logaritmo) e é explicado por K características dos trabalhadores e dos postos de trabalho por eles ocupados, representadas pelas quantidades x_{ikt} , e pelo termo de erro da regressão, e_{it} . O índice t denota dois períodos, aqui definidos simplesmente por A e B, mas se deve deixar claro que não se trata necessariamente de uma estrutura de dados em painel. A partir dos rendimentos estimados em cada equação, uma medida de desigualdade pode ser obtida para cada período $t = A, B$ da seguinte forma:

$$\begin{aligned} I_A &= I_A(y_{1A}, y_{2A}, \dots, y_{MA}) \\ I_B &= I_1(y_{1B}, y_{2B}, \dots, y_{NB}) \end{aligned} \quad [2]$$

Em que y_{it} representa o rendimento do trabalhador i no período t , com $i = 1 \dots M$ se $t = A$ e $i = 1 \dots N$ se $t = B$. As próximas subseções apresentam os métodos de decomposição abordados.

3.1. O método JMP (1993)

Como apresentado anteriormente, o método JMP (1993) permite a decomposição de mudanças de diferentes estatísticas de uma distribuição de rendimentos em três componentes: efeito quantidade, efeito preço e efeito de não observáveis (ou residual); tendo como base equações de rendimentos estimadas por MQO.

O primeiro desses componentes refere-se ao efeito de uma mudança nas características observáveis dos trabalhadores, as quais são representadas pelas variáveis explicativas da regressão. O segundo componente, denominado como efeito preço relaciona-se às estimativas dos coeficientes associados a essas características. Dessa forma, o efeito preço tem como objetivo captar como mudanças nos retornos afetaram a distribuição dos rendimentos. Por sua vez, o terceiro componente corresponde ao efeito de mudanças no termo residual da equação, comumente associado às variáveis não observáveis.

Como apresentado por Yun (2006), o procedimento de decomposição de JMP pode ser aplicado inicialmente pela estimação de equações de rendimentos para os dois períodos sob consideração e, utilizando-se valores das variáveis explicativas, os coeficientes

estimados e os resíduos das regressões, constroem-se equações auxiliares contrafactuais de forma sequencial.

Iniciando-se com a equação de rendimentos para o período $t = A$, substitui-se os coeficientes dessa equação pelos coeficientes da equação do período B (β_{kB}), mantendo as características e resíduos de A (x_{ikA} , e_{iA}). Assim, obtém-se:

$$y_i^* = \beta_{0B} + \sum_{k=1}^K \beta_{kB} x_{ikA} + e_{iA} \quad [3]$$

A segunda equação auxiliar é obtida com a substituição dos coeficientes e características do período B (β_{kB} , x_{ikB}) e mantendo os resíduos de A (e_{iA}), obtém-se:

$$y_i^{**} = \beta_{0B} + \sum_{k=1}^K \beta_{kB} x_{ikB} + e_{iA} \quad [4]$$

Por fim, com a substituição dos resíduos, tem-se:

$$y_i^{***} = y_{iB} = \beta_{0B} + \sum_{k=1}^K \beta_{kB} x_{ikB} + e_{iB} \quad [5]$$

Usando as equações estimadas de y_{iA} , y_i^* , y_i^{**} e y_{iB} , podem ser calculadas medidas de desigualdade correspondentes para cada equação de salários, obtendo I_{y_A} , I_{y^*} , $I_{y^{**}}$ e I_{y_B} . Segundo Yun (2006), qualquer índice de desigualdade pode ser usado com o método JMP.

A diferença na desigualdade de rendimentos entre os períodos A e B é decomposta da seguinte forma:

$$I_{y_A} - I_{y_B} = [I_{y_A} - I_{y^*}] + [I_{y^*} - I_{y^{**}}] + [I_{y^{**}} - I_{y_B}] \quad [6]$$

Nessa expressão pode-se identificar os componentes:

- Efeito preço (efeito da diferença nos coeficientes) = $[I_{y_A} - I_{y^*}]$;
- Efeito quantidade (efeito da diferença nas características) = $[I_{y^*} - I_{y^{**}}]$;
- Efeito residual (efeito da diferença na distribuição de não-observáveis) = $[I_{y^{**}} - I_{y_B}]$.

3.2. O método de Fields (2003)

Com base na equação de rendimentos estimada, o método proposto por Fields (2003) contabiliza a contribuição de cada variável explicativa para o nível e para mudanças em um indicador de desigualdade. Assim, o método decompõe uma medida de desigualdade

destacando as contribuições de cada atributo individual em um ponto no tempo (decomposição em nível) e, com base nesse resultado, compara a desigualdade entre dois períodos de tempo (decomposição da diferença).

A contribuição de cada variável k é definida como uma “ponderação relativa” e indica o percentual de desigualdade de rendimentos que pode ser atribuída ao k -ésimo fator. Essa “ponderação relativa” é derivada a partir da decomposição da variância de y , dada por:

$$var(y) = \sum_{k=1}^K cov(\beta_k x_k, y) + cov(e, y) \quad [7]$$

Em que $cov(e, y) = var(e)$, desde que se assume a hipótese de que $cov(e, \beta_k x_k) = 0$. Assim, a contribuição de cada fator k , denotada por s_k é:

$$s_k = \frac{cov(\beta_k x_k, y)}{var(y)} = \frac{\beta_k \cdot sd(x_k) \cdot corr(x_k, y)}{sd(y)} \quad [8]$$

Dessas expressões temos que:

$$100\% = \sum_{k=1}^K s_k + s_e \quad [9]$$

Considerando apenas a parcela explicada do modelo ($\sum_{k=1}^K s_k = R^2$), a contribuição de cada variável k , denotada por p_k , é:

$$p_k \equiv \frac{s_k}{R^2} \quad [10]$$

Fields (2003) argumenta que a contribuição relativa de cada fator para a desigualdade é invariante à escolha da medida de desigualdade sob os seis axiomas propostos por Shorrocks (1982)⁹. Portanto, a contribuição de uma característica individual sobre a desigualdade de rendimentos é simplesmente $s_k \cdot I$. No caso dos resíduos, estes são tratados como os demais fatores, mas com coeficientes $\beta = 1$.

⁹(1) *Número de componentes*. Uma medida de desigualdade $I(Y)$ deve ser dividida em K componentes, denotados por $s_k(Y^1, \dots, Y^K; K)$, um para cada fator da renda. (2) *Continuidade e simetria*. Cada s_k é contínuo em Y^k e é tratado de forma simétrica, tal que, $s_k(Y^1, \dots, Y^K; K) = s_{\Pi_k}(Y^{\Pi_1}, \dots, Y^{\Pi_K}; K)$, para qualquer permutação Π_1, \dots, Π_K de $1, \dots, K$. (3) *Independência do nível de desagregação*. A contribuição de cada fator para a desigualdade independe da forma em que os demais fatores são agrupados. (4) *Consistência da decomposição*. A soma da contribuição dos resultados na medida de desigualdade, ou seja, $\sum_k s_k(Y^1, \dots, Y^K; K) = I(Y)$. (5) a) *Simetria populacional*. Considerando uma matriz de permutação $n \times n$ denotada por P , $s(Y^k P, Y P) = s(Y^k, Y)$, ou seja, os indivíduos são tratados simetricamente; b) *Normalização para a igualdade na distribuição dos fatores*. Considerando que todos os recipientes de renda (indivíduos ou famílias) possuam o mesmo valor para o fator k , e a média de Y_k , dada por μ_k , então a contribuição desse fator para a medida de desigualdade é $s_k(\mu_k, Y) = 0$ para todo μ_k . (6) *Simetria dual dos fatores*. Supondo que a distribuição de um fator seja uma simples permutação de outro, ambos possuem a mesma contribuição para a medida de desigualdade. Assim para toda permutação P , $s(Y^k, Y^k + Y^k P) = s(Y^k P, Y^k + Y^k P)$.

Na decomposição da diferença, a parcela de contribuição do fator k para a diferença na desigualdade entre dois períodos A e B é definida como:

$$\Pi_k = \frac{(s_{kA}I_A - s_{kB}I_B)}{(I_A - I_B)} \quad [11]$$

3.3. Unificando os métodos de JMP e Fields – a síntese de Yun (2006)

O método proposto por JMP (1993) permite a distinção dos efeitos preço e quantidade, mas a decomposição é realizada de forma agregada. Já o método proposto por Fields (2003) permite uma decomposição desagregada fornecendo as contribuições de fatores individuais para as diferenças na desigualdade de rendimentos, mas sem se decompor em efeitos preço e quantidade. Yun (2006) faz uma síntese dos métodos de JMP e Fields unificando os procedimentos de decomposição com base nas equações de rendimentos.

Considerando-se a variância do logaritmo dos rendimentos como medida de desigualdade, Yun (2006) propõe a decomposição realizada na seguinte expressão:

$$\begin{aligned} var(y_A) - var(y_B) &= [var(y_A) - var(y_i^*)] + [var(y_i^*) - var(y_B)] \\ &= \sum_{k=1}^K [s_{kA} \cdot var(y_A) - s_{k*} \cdot var(y_i^*)] + \sum_{k=1}^K [s_{k*} \cdot var(y_i^*) - s_{kB} \cdot var(y_B)] \\ &\quad + [var(e_A) - var(e_B)] \end{aligned} \quad [12]$$

Nessa expressão, a primeira parte deriva do método de JMP e a segunda da metodologia apresentada por Fields. O primeiro somatório representa a parcela da mudança na desigualdade salarial que pode ser atribuída às variações nos coeficientes da regressão (efeito preço); no segundo somatório tem-se a contribuição das mudanças na composição das características individuais (efeito quantidade) e, por fim, o termo residual¹⁰.

4. BASE DE DADOS E EQUAÇÕES MINCERIANAS

No presente estudo são utilizados dados brasileiros de 1995 a 2014, provenientes da Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios (PNAD) levada a campo pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE). Foram obtidas subamostras, uma para cada ano considerado, aplicando alguns filtros coerentes com os objetivos do trabalho e as ponderações amostrais fornecidas pelo IBGE. São considerados apenas indivíduos com informações

¹⁰Assim como em qualquer modelo de regressão, o termo de resíduo incorpora variáveis não-observáveis, variáveis omitidas e afins. No contexto da decomposição, seu efeito é interpretado como a diferença de não-observáveis e respectivos retornos.

disponíveis para todas as variáveis investigadas, compreendendo os ocupados com idade entre 18 e 65 anos e residentes em áreas urbanas. Com a proposta de avaliar mudanças na desigualdade de salários, a variável explicada pelo modelo de regressão corresponde ao salário/hora (em logaritmo) obtido pelo trabalho principal dos indivíduos ocupados que declararam uma carga horária entre 20 e 72 horas nessa ocupação.

Com relação às variáveis explicativas, vale ressaltar que estas foram baseadas nas três principais fontes de desigualdade descritas pela literatura comentada na segunda seção: heterogeneidade de capital humano, discriminação e segmentação. De modo geral, as variáveis empregadas são muito semelhantes às utilizadas na análise realizada por Fields (2003) e Yun (2006). No Quadro 1 encontra-se a descrição precisa das variáveis utilizadas no modelo de salários.

Quadro 1: Descrição das variáveis explicativas utilizadas na estimação das equações de rendimentos.

| Variável | Descrição da variável |
|---|---|
| Capital Humano | |
| Educação | Foi empregado um conjunto de <i>dummies</i> discriminando a escolaridade dos indivíduos em 5 categorias: analfabetos ou com o 1º ciclo do fundamental incompleto (até 3 anos de estudo); 1º ciclo do fundamental incompleto (de 4 a 7 anos de estudo); 2º ciclo do ensino fundamental completo (de 8 a 10 anos de estudo); ensino médio completo (de 11 a 14 anos de estudo); e algum ensino superior (acima de 15 anos de estudo). |
| Experiência | A variável <i>experiência</i> foi obtida subtraindo da idade do indivíduo a idade que ele começou a trabalhar, reportada na pesquisa da PNAD. Também foi empregada na forma quadrática. |
| Permanência | A variável <i>permanência</i> considera o período em que o indivíduo está empregado no mesmo trabalho. Da mesma forma que a variável experiência, um termo quadrático é testado. |
| Características de gênero e raça | |
| Gênero | A variável <i>mulher</i> é uma <i>dummy</i> que considera o gênero da pessoa com valor nulo para pessoas do sexo masculino e um para o sexo feminino. |
| Cor/raça | A variável <i>branco</i> é uma <i>dummy</i> que considera a cor/raça da pessoa com valor um para indivíduos que se declararam brancos e zero para negros e pardos. |
| Segmentação do mercado de trabalho | |
| Setor | O setor de atividade é captado por diversas <i>dummies</i> : <i>agrícola (categoria base)</i> , <i>indústria, serviços (comércio e administração pública)</i> . |
| Ocupação | A posição de ocupação é captada por uma <i>dummy</i> referente ao tipo de vínculo de trabalho, assumindo valor zero se <i>formal</i> (com carteira ou funcionário público) e um se <i>informal</i> (sem carteira de trabalho assinada). |
| Região | Um conjunto de variáveis <i>dummies</i> para captar a existência de segmentação regional no mercado de trabalho: <i>Norte, Nordeste (categoria base), Sudeste, Sul e Centro-Oeste</i> . E uma variável binária <i>metropolitano</i> que assinala com valor um para indivíduos residentes na região metropolitana e zero em caso contrário. |

Fonte: Elaboração própria.

A Tabela 1, a seguir, apresenta estatísticas descritivas para as subamostras referentes aos anos de 1995, 2004 e 2014. Note que existem algumas evidências importantes das transformações ocorridas no mercado de trabalho urbano ao longo do período considerado.

Tabela 1: Estatísticas descritivas da amostra (1995, 2004 e 2014).

| Variáveis Explicativas | 1995 | | 2004 | | 2014 | |
|-------------------------|-------|----------------|-------|----------------|-------|----------------|
| | Média | Desvio- Padrão | Média | Desvio- Padrão | Média | Desvio- Padrão |
| <i>Capital Humano</i> | | | | | | |
| Educação (0-3 anos) | 21,1 | 0,4079 | 13,3 | 0,3400 | 7,7 | 0,2662 |
| Educação (4-7 anos) | 32,4 | 0,4679 | 23,5 | 0,4243 | 16,1 | 0,3676 |
| Educação (8-10 anos) | 16,8 | 0,3740 | 18,2 | 0,3856 | 16,8 | 0,3736 |
| Educação (11-14 anos) | 21,6 | 0,4118 | 35,1 | 0,4773 | 43,9 | 0,4963 |
| Educação (15 anos ou +) | 8,1 | 0,2726 | 9,8 | 0,2979 | 15,5 | 0,3622 |
| Experiência | 19,6 | 12,1914 | 19,7 | 12,3010 | 20,9 | 12,9593 |
| Experiência ^2 | 534,5 | 590,5429 | 541,3 | 579,4282 | 606,1 | 626,6732 |
| Permanência | 5,2 | 6,6269 | 5,5 | 6,9760 | 5,9 | 7,6612 |
| Permanência ^2 | 71,5 | 166,2812 | 79,3 | 178,4639 | 94,0 | 216,2309 |
| <i>Discriminação</i> | | | | | | |
| Mulher | 41,8 | 0,4932 | 45,2 | 0,4977 | 46,3 | 0,4986 |
| Branco | 58,1 | 0,4934 | 54,7 | 0,4978 | 46,8 | 0,4990 |
| <i>Segmentação</i> | | | | | | |
| Agrícola | 5,2 | 0,2216 | 4,9 | 0,2158 | 3,2 | 0,1758 |
| Indústria | 27,9 | 0,4485 | 27,3 | 0,4457 | 26,5 | 0,4412 |
| Serviços | 66,9 | 0,4705 | 67,8 | 0,4674 | 70,3 | 0,4568 |
| Formal | 70,6 | 0,4555 | 67,4 | 0,4686 | 75,9 | 0,4275 |
| Informal | 29,4 | 0,4555 | 32,6 | 0,4686 | 24,1 | 0,4275 |
| Metropolitano | 41,1 | 0,4920 | 35,5 | 0,4785 | 35,2 | 0,4777 |
| Norte | 4,6 | 0,2092 | 6,1 | 0,2397 | 6,7 | 0,2506 |
| Nordeste | 19,0 | 0,3925 | 20,0 | 0,3998 | 21,0 | 0,4076 |
| Sudeste | 53,1 | 0,4990 | 49,8 | 0,5000 | 47,2 | 0,4992 |
| Sul | 16,0 | 0,3671 | 16,3 | 0,3694 | 16,4 | 0,3700 |
| Centro-Oeste | 7,2 | 0,2589 | 7,8 | 0,2688 | 8,7 | 0,2815 |

Fonte: Elaboração Própria. Microdados PNAD/IBGE (1995, 2004 e 2014).

Em 1995, mais de 50% da força de trabalho não tinha sequer completado o ensino fundamental (até 7 anos de estudo), 17% tinham completado apenas o ensino fundamental, 21,6% tinham completado o ensino médio e apenas 8% tinham estudado no ensino superior. Em 2014, o grupo de menor escolaridade correspondia a menos de 25%, mais de 40% já haviam concluído o ensino médio e aproximadamente 15% tinham estudado no ensino superior. As demais variáveis de capital humano, experiência e permanência não sofreram grandes mudanças no período.

Também se destaca a maior participação das mulheres no mercado de trabalho e a maior declaração por parte da população de negros e pardos (não-brancos) também é uma mudança que deve ser destacada. No que diz respeito às características de segmentação do mercado, chama a atenção para a grande e crescente participação do setor de serviços (que inclui o comércio e a administração pública) e as mudanças no grau de formalização, que

aumentou entre 1995 e 2014. Já com relação à composição regional, o maior destaque está na redução da participação das áreas metropolitanas. As equações de rendimentos necessárias para o procedimento de decomposição foram estimadas por MQO, empregando a forma da equação [1] para os anos de 1995, 2004 e 2014, e as variáveis especificadas no Quadro 1. A Tabela 2 apresenta os resultados dessas estimações.

Tabela 2: Resultado da Regressão de Salários: 1995, 2004 e 2014.

| Variáveis Explicativas | 1995 | 2004 | 2014 |
|---------------------------|-------------------------|-------------------------|-------------------------|
| Educação (4-7 anos) | 0,2076*** (-0,0068) | 0,1471*** (-0,0067) | 0,1000*** (-0,0076) |
| Educação (8-10 anos) | 0,4422*** (-0,0082) | 0,3006*** (-0,0073) | 0,1883*** (-0,0078) |
| Educação (11-14 anos) | 0,8776*** (-0,0080) | 0,6439*** (-0,0069) | 0,4160*** (-0,0073) |
| Educação (15 anos ou +) | 1,6735*** (-0,0105) | 1,5303*** (-0,0087) | 1,1767*** (-0,0082) |
| Experiência | 0,0288*** (-0,0007) | 0,0254*** (-0,0006) | 0,0171*** (-0,0005) |
| Experiência ² | -0,0005*** (0,0000) | -0,0004*** (0,0000) | -0,0003*** (0,0000) |
| Permanência | 0,0337*** (-0,0009) | 0,0311*** (-0,0008) | 0,0230*** (-0,0007) |
| Permanência ² | -0,0006*** (0,0000) | -0,0005*** (0,0000) | -0,0002*** (0,0000) |
| Mulher | -0,3532*** (-0,0050) | -0,2759*** (-0,0041) | -0,2414*** (-0,0037) |
| Branco | 0,1586*** (-0,0051) | 0,1319*** (-0,0042) | 0,0936*** (-0,0037) |
| Indústria | 0,4112*** (-0,0116) | 0,2569*** (-0,0097) | 0,2229*** (-0,0104) |
| Serviços | 0,2811*** (-0,0113) | 0,2010*** (-0,0095) | 0,1692*** (-0,0102) |
| Informal | -0,2245*** (-0,0056) | -0,2893*** (-0,0044) | -0,1755*** (-0,0042) |
| Metropolitano | 0,1998*** (-0,0049) | 0,1689*** (-0,0041) | 0,1116*** (-0,0037) |
| Norte | 0,3100*** (-0,0120) | 0,2760*** (-0,0087) | 0,1736*** (-0,0076) |
| Sudeste | 0,3802*** (-0,0066) | 0,3045*** (-0,0053) | 0,2338*** (-0,0047) |
| Sul | 0,3207*** (-0,0084) | 0,2778*** (-0,0067) | 0,2741*** (-0,0060) |
| Centro-Oeste | 0,3361*** (-0,0101) | 0,3510*** (-0,0080) | 0,3213*** (-0,0069) |
| Intercepto | 0,1894*** (-0,0140) | 0,3080*** (-0,0118) | 1,0057*** (-0,0124) |
| Nº Obs. | 66.733 | 83.846 | 87.124 |
| R ² (ajustado) | 0,5645 | 0,5571 | 0,4768 |
| F | 4.804,77 | 5.857,05 | 4.410,55 |

Fonte: Elaboração Própria. MicrodadosPNAD/IBGE (1995, 2004 e 2013)

Erros- padrão robustos (White) entre parênteses. Significância estatística: * p<0.05, ** p<0.01, *** p<0.001.

Para as variáveis associadas à educação, os coeficientes estimados se mostraram crescentes em relação ao nível de escolaridade, evidenciando a convexidade dos retornos educacionais em que indivíduos mais educados recebem um retorno significativamente maior. No entanto, ao comparar os resultados entre os anos considerados, tem-se uma evidência de redução no retorno educacional ao longo do período. Também pode-se relatar uma redução nas diferenças de retornos entre níveis de escolaridade, com exceção do nível mais elevado (15 anos ou mais). Resultado semelhante foi observado por Hoffmann e Oliveira (2014), que avalia a tendência dos retornos educacionais para trabalhadores empregados nos setores agrícola e não-agrícola no Brasil entre 1992 e 2012.

Também foram observados retornos positivos para as variáveis de experiência e permanência no mesmo emprego, e a relação côncava que estas possuem com o nível de salário/hora é confirmada.

No caso das variáveis que captam diferenças salariais por gênero e raça/cor, tem-se uma confirmação do diferencial de rendimentos a favor de homens e brancos. Uma comparação simples dos resultados entre os anos analisados mostra uma redução desse diferencial.

No que diz respeito às variáveis que captam aspectos de segmentação setorial no mercado de trabalho, como era de se esperar, trabalhadores nos setores de indústria e serviços (que inclui comércio e administração pública) possuem compensações salariais positivas em relação aos trabalhadores do setor agrícola. Contudo, esse diferencial também apresentou reduções ao longo do período considerado.

Considerando-se os coeficientes que captam o diferencial entre trabalhadores formais e informais, tem-se a confirmação de um diferencial de rendimentos a favor dos trabalhadores com carteira de trabalho assinada. Nota-se que entre 1995 e 2004 o diferencial se amplia, confirme alguns trabalhos da literatura já haviam concluído; e entre 2004 e 2014 o diferencial segue a tendência dos demais apresentando uma redução.

A segmentação espacial e regional do mercado de trabalho também é observada com relação aos diferenciais de rendimentos positivos para os trabalhadores residentes em regiões metropolitanas e nas demais regiões em detrimento ao Nordeste; embora da mesma forma como foi observado para outras variáveis, alguns destes diferenciais vêm se reduzindo ao longo do tempo.

Tais resultados são importantes para o objetivo central desse trabalho. O conhecimento da estrutura salarial permite a avaliação de como tais características, de trabalhadores e postos de trabalho, afetam a formação de salários e irão auxiliar na análise de

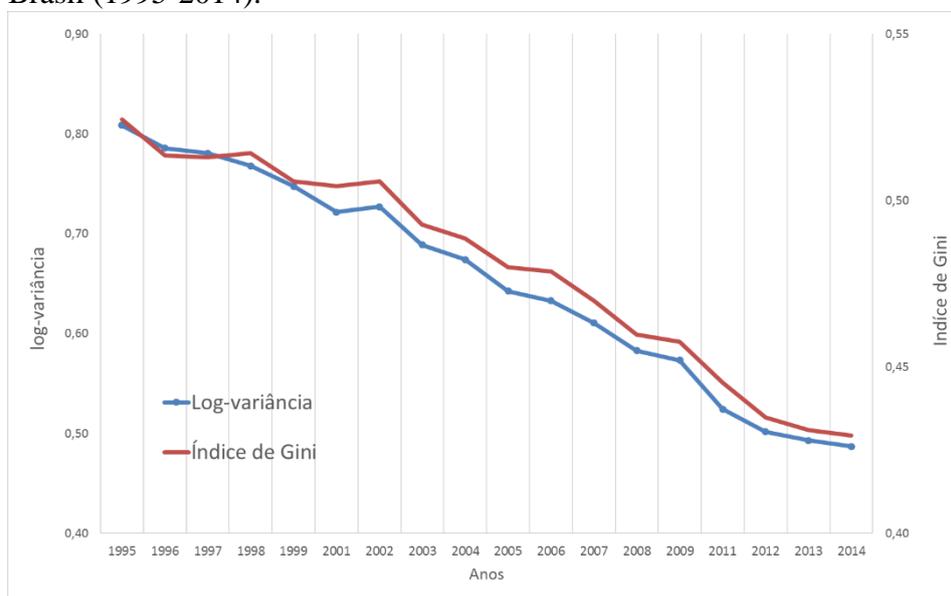
como, e em que medida, essas características contribuíram para a queda na desigualdade verificada recentemente.

5. RESULTADOS DA DECOMPOSIÇÃO

Nessa seção apresentamos os resultados da decomposição da desigualdade salarial com o emprego das metodologias apresentadas anteriormente. A partir das equações de rendimentos estimadas e que tiveram seus resultados apresentados na seção anterior, aplica-se os métodos de decomposição propostos por Fields (2003) e Yun (2006). O exercício de decomposição detalhada permite obter estimativas da contribuição de cada fator para a desigualdade observada e para a mudança no período.

Vale destacar que a evolução da desigualdade salarial no Brasil apresentou uma tendência consistente de redução, entre os anos de 1995 e 2014. O Gráfico 1 apresenta duas das principais medidas de desigualdade, a variância do logaritmo dos salários e o índice de Gini, considerando-se os dados da amostra.

Gráfico 1: Evolução da Desigualdade de rendimentos do trabalho, medidas selecionadas – Brasil (1995-2014).



Fonte: Elaboração própria. MicrodadosPNAD/IBGE (1995-2014).

5.1 Decomposição do nível e da diferença – Fields (2003)

Os resultados da aplicação direta do método de Fields (2003) são reportados nas Tabelas 3, 4 e 5. Com o objetivo de tornar a leitura desses resultados mais direta, os efeitos de características com duas ou mais categorias, como é o caso da escolaridade e de variáveis

relacionadas ao setor de ocupação, tipo de ocupação e região, assim como variáveis de experiência (experiência e Experiência²) e permanência (permanência e Permanência²), foram agregados.

Na Tabela 3 tem-se o peso relativo de cada variável, s_k , calculado de acordo com a expressão [8], e a contribuição (percentual) de cada variável para a parte explicada, p_k , dada pela expressão [10].

Tabela 3: Decomposição em nível - Ponderações relativas (em %).

| Variáveis | 1995 | | 2004 | | 2014 | |
|-----------------------|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|
| | s_k | p_k | s_k | p_k | s_k | p_k |
| Capital Humano | 38,8 | 68,7 | 39,5 | 70,9 | 37,0 | 77,6 |
| Educação | 30,9 | 54,7 | 30,2 | 54,3 | 28,5 | 59,7 |
| Experiência | 2,6 | 4,6 | 3,1 | 5,6 | 2,2 | 4,6 |
| Permanência | 5,3 | 9,5 | 6,2 | 11,1 | 6,4 | 13,4 |
| Discriminação | 5,3 | 9,4 | 3,7 | 6,7 | 3,1 | 6,5 |
| Mulher | 3,0 | 5,3 | 1,8 | 3,2 | 1,7 | 3,5 |
| Branco | 2,4 | 4,2 | 1,9 | 3,5 | 1,4 | 3,0 |
| Segmentação | 12,3 | 21,9 | 12,5 | 22,4 | 7,6 | 15,9 |
| Setor | 2,0 | 3,6 | 1,0 | 1,9 | 0,5 | 1,1 |
| Ocupação | 4,2 | 7,5 | 6,4 | 11,4 | 2,9 | 6,0 |
| Região | 6,1 | 10,8 | 5,1 | 9,1 | 4,2 | 8,8 |
| Resíduo | 43,5 | | 44,3 | | 52,3 | |
| R² | 56,5 | | 55,7 | | 47,7 | |

Fonte: Elaboração Própria. Microdados PNAD/IBGE (1995, 2004 e 2014).

Considerando-se a variância do logaritmo dos salários, na Tabela 4 estão apresentadas as contribuições relativas de cada variável para essa medida de desigualdade.

Tabela 4: Decomposição em nível - Contribuições relativas para a variância dos salários (log).

| | 1995 | 2004 | 2014 |
|--|-------------|-------------|-------------|
| Valor de Var. $\ln(y)$ | 0,81 | 0,67 | 0,48 |
| Capital Humano | 0,31 | 0,27 | 0,18 |
| Educação | 0,25 | 0,20 | 0,14 |
| Experiência | 0,02 | 0,02 | 0,01 |
| Permanência | 0,04 | 0,04 | 0,03 |
| Discriminação | 0,04 | 0,03 | 0,02 |
| Mulher | 0,02 | 0,01 | 0,01 |
| Branco | 0,02 | 0,01 | 0,01 |
| Segmentação | 0,10 | 0,08 | 0,04 |
| Setor | 0,02 | 0,01 | 0,00 |
| Ocupação | 0,03 | 0,04 | 0,01 |
| Região | 0,05 | 0,03 | 0,02 |
| Resíduo | 0,35 | 0,30 | 0,25 |

Fonte: Elaboração Própria. Microdados PNAD/IBGE (1995, 2004 e 2014).

Na Tabela 5 são apresentados os resultados da aplicação da expressão [11], para a decomposição da diferença da variância do logaritmo dos salários. São avaliadas mudanças nos dois subperíodos 1995-2004 e 2004-2014.

Tabela 5: Decomposição da diferença - Contribuições relativas para a mudança na desigualdade. Valores percentuais entre parênteses.

| | 1995-2004 | 2004-2014 |
|------------------------------|--------------------------|--------------------------|
| $\Delta \text{Var. } \ln(y)$ | -0,134 (100) | -0,187 (100) |
| Capital Humano | -0,047 (35,13) | -0,092 (49,29) |
| Educação | -0,046 (34,08) | -0,065 (34,86) |
| Experiência | 0,000 (-0,08) | -0,010 (5,48) |
| Permanência | -0,002 (1,13) | -0,011 (5,66) |
| Discriminação | -0,018 (13,35) | -0,011 (6,00) |
| Mulher | -0,012 (8,89) | -0,004 (2,05) |
| Branco | -0,006 (4,46) | -0,006 (3,28) |
| Segmentação | -0,016 (11,69) | -0,044 (23,67) |
| Setor | -0,009 (6,88) | -0,004 (2,37) |
| Ocupação | 0,009 (-6,68) | -0,029 (15,54) |
| Região | -0,015 (11,49) | -0,014 (7,31) |
| Resíduo | -0,053 (39,80) | -0,044 (23,40) |

Fonte: Elaboração Própria. Microdados PNAD/IBGE (1995, 2004 e 2014).

Em primeiro lugar, as variáveis de capital humano (educação, experiência e permanência) explicaram aproximadamente 40% do nível de desigualdade, correspondendo a mais de 70% da parte explicada nos anos de 2004 e 2014. Em termos da diferença observada nos indicadores de desigualdade entre os períodos considerados, pode-se associar a estas variáveis a maior parcela de contribuição para a redução da desigualdade salarial. No subperíodo 1995-2004, as contribuições das variáveis de capital humano correspondiam a pouco mais de 35% da redução na medida de log-variância. No subperíodo 2004-2013, essa contribuição foi de quase 50%.

Dentre as variáveis de capital humano, a contribuição da educação se apresentou como o principal determinante, tanto para a desigualdade em nível, quanto para a diferença. O efeito da escolaridade correspondeu a aproximadamente 30% do nível de desigualdade em

1995 e 2004, sendo um pouco mais baixo em 2014 (28,5%). Já a decomposição da diferença entre os indicadores de desigualdade entre dois anos, a contribuição da educação para redução na variância do logaritmo dos salários corresponde a aproximadamente 35% em ambos os subperíodos.

Por sua vez, os fatores relacionados com a segmentação ocupacional, setorial e regional do mercado de trabalho explicaram o nível de desigualdade em pouco mais de 12% nos anos de 1995 e 2004, e 7,6% em 2014. Já a contribuição de tais variáveis sobre a redução da variância do logaritmo dos salários foi de 11,7% entre 1995 e 2004, e de 23,6% entre 2004 e 2014. Dentre as variáveis desse grupo, destaque para a contribuição do diferencial regional de salários e o diferencial ocupacional (formal-informal), sendo que este segundo foi negativo no subperíodo 1995-2004.

Fatores relacionados com a discriminação por gênero e raça tiveram contribuições para o nível de desigualdade observado em torno de 5,3% em 1995, 3,7% em 2004 e 3,1% do nível de desigualdade observado nos anos considerados. A contribuição destes fatores para a redução da desigualdade variou bastante entre os dois períodos analisados, sendo de 13,3% em 1995-2004 e de 6% em 2004-2014.

Por fim, uma forte contribuição é apontada para fatores não observados. Na decomposição do nível de desigualdade em cada um dos anos, o termo residual apresentou contribuições de 43,5% em 1995, 44,3% em 2004 e 52,3% em 2014. Na decomposição da diferença, essa contribuição foi de quase 40% em 1995-2004 e de 23,4% em 2004-2014.

Essa elevada contribuição do resíduo é bastante comum na literatura, sendo atribuída às variáveis não incorporadas ao modelo. Fields (2003) reporta um efeito residual em torno de 60% sobre o nível de desigualdade americano, entre 1979 e 1999. Também para a economia americana, Yun (2006) reporta um efeito residual de 77% no nível de desigualdade em 1979 e de até de 99% na diferença de desigualdade entre 1969 e 1999.

A próxima subseção apresenta os resultados da síntese proposta por Yun (2006), em que o efeito preço e o efeito quantidade das variáveis explicativas da equação de salários são detalhados, aplicando diretamente a expressão [12].

5.2 Decomposição da diferença em efeito preço e efeito quantidade – Yun (2006)

A decomposição dos efeitos preço e quantidade permite uma análise mais acurada da mudança na desigualdade de renda no período analisado, ofertando intuições interessantes para o entendimento da dinâmica da distribuição dos salários. Considerando-se um atributo produtivo qualquer, o chamado *efeito preço* diz em quanto a mudança no retorno desse

atributo (retorno da educação, por exemplo) afetou a variação da medida de desigualdade. Já o *efeito quantidade* diz em quanto uma mudança na quantidade observada (anos de estudo) impactou a mudança do indicador da distribuição salarial. A Tabela 6 apresenta os resultados da decomposição detalhada em *efeito preço* e *efeito quantidade* para cada variável explicativa considerando-se o modelo de salários.

Tabela 6: Decomposição da variação da desigualdade em efeito preço e efeito quantidade. Valores percentuais entre parênteses.

| | $\Delta \text{Var. ln}(y) (1995-2004)$ | | $\Delta \text{Var. ln}(y) (2004-2014)$ | |
|-----------------------|--|-------------------------|--|--------------------------|
| | -0,1344 | | -0,1871 | |
| | Preço | Quantidade | Preço | Quantidade |
| Total | -0,1298 (96,6) | -0,0046 (3,4) | -0,1996 (106,7) | 0,0125 (-6,7) |
| Capital Humano | -0,048 (35,57) | 0,001 (-0,37) | -0,115 (61,41) | 0,029 (-15,29) |
| Educação | -0,0485 (36,09) | 0,0027 (-2,01) | -0,0909 (48,58) | 0,0256 (-13,68) |
| Experiência | 0,0014 (-1,04) | -0,0013 (0,97) | -0,0124 (6,63) | 0,0021 (-1,12) |
| Permanência | -0,0007 (0,52) | -0,0009 (0,67) | -0,0116 (6,20) | 0,0009 (-0,48) |
| Discriminação | -0,014 (10,49) | -0,004 (2,75) | -0,007 (3,74) | -0,003 (1,60) |
| Mulher | -0,0091 (6,77) | -0,0028 (2,08) | -0,0013 (0,69) | -0,0025 (1,34) |
| Branco | -0,005 (3,72) | -0,0009 (0,67) | -0,0057 (3,05) | -0,0005 (0,27) |
| Segmentação | -0,014 (10,71) | -0,001 (1,04) | -0,034 (18,12) | -0,013 (7,00) |
| Setor | -0,0083 (6,18) | -0,001 (0,74) | -0,0013 (0,69) | -0,0031 (1,66) |
| Ocupação | 0,009 (-6,70) | -0,0001 (0,07) | -0,0191 (10,21) | -0,01 (5,34) |
| Região | -0,0151 (11,24) | -0,0003 (0,22) | -0,0135 (7,22) | 0,00 (0,00) |
| Resíduo | -0,0535 (39,81) | | -0,0438 (23,41) | |

Fonte: Elaboração Própria. Microdados PNAD/IBGE (1995, 2004 e 2014).

Contribuições percentuais na diferença em $\text{Var. ln}(y)$ são reportadas em parênteses.

De acordo com os resultados da decomposição, a mudança na estrutura salarial, dada pelo efeito preço, é o principal responsável pela redução na desigualdade de salários ao longo de todo o período analisado. As contribuições estimadas do efeito preço agregado para a redução na variância do logaritmo dos salários contabilizou 96,6% entre 1995 e 2004, e superou os 100% entre 2004 e 2014. Por sua vez, o efeito quantidade agregado apresentou uma contribuição pouco significativa entre 1995 e 2004, e um efeito contrário a redução da desigualdade salarial entre 2004 e 2014. Características não observáveis também

apresentaram uma contribuição importante para a redução da desigualdade, de 39,8%, no primeiro período e de 23,4% no segundo.

Fatores relacionados ao capital humano dos trabalhadores foram determinantes para a dinâmica da desigualdade de rendimentos no período considerado. A partir da decomposição detalhada, o efeito preço associado às variáveis de capital humano respondeu por 35,6% da redução da desigualdade entre 1995 e 2004, e por 61,4% entre 2004 e 2014. Com relação ao efeito quantidade associado a este conjunto de variáveis, tem-se que a contribuição deste fator se apresentou favorável à concentração de rendimentos no período 2004-2014.

Em qualquer um dos casos, destaque deve ser dado ao efeito da educação. Entre 1995 e 2004, a mudança na composição educacional da força de trabalho captado pelo efeito quantidade apresentou uma contribuição de 2% contrária à redução da desigualdade salarial. Já no período entre 2004 e 2014, esse efeito se amplia, indicando que, mantendo os demais fatores constantes, inclusive os retornos, a desigualdade de rendimentos medida pela log-variância teria aumentado quase 14%. Esse comportamento se assemelha ao fenômeno “paradoxo do progresso” discutido em Bourguignon *et al.* (2005), que descreve uma situação em que o progresso em termos do crescimento da escolaridade ou uma maior equalização educacional pode gerar desigualdades na distribuição dos rendimentos do trabalho. Esse resultado é comumente atribuído à presença de convexidade nos retornos da educação¹¹.

Por fim, os fatores associados à discriminação e segmentação, também apresentaram uma maior contribuição em termos do efeito preço, mas com importância diferenciada em cada um dos períodos analisados. No que diz respeito à discriminação, destaca-se a redução nos diferenciais de salários por gênero, que apresentou uma contribuição mais significativa em 1995-2004. Quanto aos aspectos de segmentação, destacam-se a redução das disparidades regionais e as contribuições da segmentação ocupacional, entre setores formal e informal.

6. CONSIDERAÇÕES FINAIS

Inspirado na importância dos rendimentos do trabalho para a redução na desigualdade de renda no Brasil ao longo da década de 2000, o presente estudo aplicou um modelo de decomposição de desigualdade baseado em regressões para contabilizar a

11Alejo (2012) aponta duas hipóteses para a relação entre educação e desigualdades salariais. Além da hipótese de convexidade, o autor avalia um postulado de heterogeneidade dos retornos educacionais.

contribuição de características individuais para a mudança na desigualdade salarial entre 1995 e 2014.

A principal contribuição da análise apresentada por esse artigo está na aplicação dos métodos de decomposição de Fields (2003) e Yun (2006), ainda pouco explorados na literatura nacional. A aplicação de tais métodos possibilita a decomposição de mudanças nas características produtivas dos trabalhadores (*efeito quantidade*) e dos retornos destas características (*efeito preço*), de forma simples e bastante intuitiva. Quanto aos resultados apresentados, estes confirmam algumas evidências já relatadas na literatura e apresentam novas evidências, principalmente quanto aos efeitos da educação para a dinâmica recente da distribuição de salários.

Os resultados indicam que as variáveis de educação, experiência e permanência no mesmo emprego contribuíram significativamente para a redução no indicador de variância do logaritmo dos salários, sendo as de maior relevância na explicação dos níveis de desigualdade observados e para a redução na desigualdade ao longo de todo o período considerado. Também foi possível verificar a contribuição de reduções nos diferenciais de rendimentos por gênero, raça e de acordo com a segmentação setorial, ocupacional e regional.

Os resultados da decomposição revelaram que a redução na desigualdade de salários pode ser explicada essencialmente por mudanças na estrutura salarial, ou seja, o chamado efeito preço. Destaca-se a contribuição das mudanças nos retornos educacionais, cujo efeito foi responsável por mais de 35% da redução da desigualdade de rendimentos entre 1995 e 2004, e quase 50% da redução entre 2004 e 2014.

Já o efeito quantidade agregado contabilizou uma contribuição relativamente modesta no primeiro período (1995-2004) e contrária à tendência de queda da desigualdade no segundo período (2004-2014). Com base nos resultados da decomposição detalhada foi possível observar que essa dinâmica é explicada, em grande parte, pelas mudanças na composição educacional da força de trabalho. O efeito quantidade associado à distribuição de escolaridade dos trabalhadores se mostrou pernicioso quanto ao objetivo de redução da desigualdade. Esse resultado se contrapõe às evidências até então apresentadas na literatura nacional, mas possui amparo em um fenômeno descrito como “paradoxo do progresso” discutido em Bourguignon *et al.* (2005). Trata-se de um resultado instigante e que deverá receber maior atenção em trabalhos futuros.

REFERÊNCIAS

ALEJO, J..Educación y Desigualdad: una metodología de descomposición basada en dos interpretaciones de la ecuación de Mincer. Evidencia para Argentina. **XLVII Reunión Anual de la Asociación Argentina de Economía Política**, Trelew, Argentina, 2012.

AZEVEDO, J. P. Avaliando a significância estatística da queda na desigualdade no Brasil. In: BARROS, R. P.; FOGUEL, M. N.; ULYSSEA, G. (orgs). **Desigualdade de Renda no Brasil: Uma Análise da Queda Recente**. Brasília: Ipea, v. 1, 2007.

BARROS, R. P.; CARVALHO, M.; FRANCO, S.; MEDONÇA, R. Uma Análise das Principais Causas da Queda Recente na Desigualdade de Renda Brasileira. **Texto para Discussão**, n. 1.203. Rio de Janeiro: IPEA, ago. 2006.

_____, R. Determinantes da Queda na Desigualdade de Renda no Brasil. **Texto para Discussão**, n. 1.460. Rio de Janeiro: IPEA, jan. 2010.

BARROS, R. P. de; HENRIQUES, R.; MENDONÇA, R. Education and equitable economic development. **Economia**, v. 1, n. 1, jan. 2000.

BARROS, R.; FRANCO, S.; MENDONÇA, R. Determinantes Imediatos da Queda da Desigualdade Brasileira. In: BARROS, R. P.; FOGUEL, M. N.; ULYSSEA, G. (orgs). **Desigualdade de Renda no Brasil: Uma Análise da Queda Recente**. Brasília: Ipea, v. 2., 2007a.

BARROS, R. P.; FRANCO, S.; MENDONÇA, R. Discriminação e Segmentação no Mercado de Trabalho e Desigualdade de Renda no Brasil. **Texto para Discussão**, n. 1.288. Rio de Janeiro: IPEA, jul. 2007b.

_____. A Recente Queda da Desigualdade de Renda e o Acelerado Progresso Educacional Brasileiro da Última Década. **Texto para Discussão**, n. 1.304. Rio de Janeiro: IPEA, jan. 2007c.

BARROS, R. P.; MENDONÇA, R. Os determinantes da desigualdade no Brasil. **Texto para Discussão**, n. 377. Rio de Janeiro: IPEA, 1995.

BLINDER, A. Wage Discrimination: Reduced Form and Structural Estimates. **Journal of Human Resources**, 8, 1973.

BOURGUIGNON, F. Decomposable Income Inequality Measures, **Econometrica** 47, 1979.

BOURGUIGNON, F., FERREIRA, F.H.G. e LUSTING, N.E. (eds). **The Microeconomics of Income Distribution Dynamics**. Washington, DC: World Bank and Oxford University Press; 2005.

BOURGUIGNON, F.; FOURNIER, M.; GURGAND, M. Fast development with a stable income distribution: Taiwan, 1979–94. **Review of Income and Wealth**, v. 47, n. 2, 2001.

CUNHA, M. S.; VASCONCELOS, M. R. Evolução da desigualdade na distribuição dos salários no Brasil. **Economia Aplicada**, Ribeirão Preto, v. 16, n. 1, 2012.

DINARDO, J; FORTIN, N. M.; LEMIEUX, T. Labor Market Institutions and the Distribution of Wages, 1973-1992: A Semiparametric Approach. **Econometrica** 64, 1996.

FIELDS, G. S. Accounting for income inequality and its changes: A new method with application to the distribution of earnings in the United States. **Research in Labour Economics**, vol. 22, , 2003.

FOGUEL, M. N.; e AZEVEDO, J. P. Uma decomposição da desigualdade de rendimentos do trabalho no Brasil, 1995-2005. In: BARROS, R. P.; FOGUEL, M. N.; ULYSSEA, G. (orgs). **Desigualdade de Renda no Brasil: Uma Análise da Queda Recente**. Brasília: Ipea, v. 2, , 2007.

HOFFMAN, R. Transferências de renda e a redução da desigualdade no Brasil e cinco regiões entre 1997 e 2004. **Econômica**, v. 8, n. 1, 2006.

HOFFMANN, R.; DE OLIVEIRA, R. B. The Evolution of Income Distribution in Brazil in the Agricultural and the non-agricultural Sectors. **World Journal of Agricultural Research**, v. 2, n. 5, 2014.

JUHN, C.; MURPHY, K. M., & PIERCE, B. Wage Inequality and the Rise in Returns to Skill. **Journal of Political Economy**, v.113 1993.

MENEZES-FILHO, N.; FERNANDES, R.; PICCHETTI, P. Rising human capital, but constant inequality: the education composition effect in Brazil. **Revista Brasileira de Economia**, v. 60, , 2006.

MENEZES-FILHO, N.; FERNANDES, R.; PICCHETTI, P.. Educação e queda recente da desigualdade no Brasil. In: BARROS, R. P.; FOGUEL, M. N.; ULYSSEA, G. (orgs). **Desigualdade de Renda no Brasil: Uma Análise da Queda Recente**. Brasília: Ipea, v. 2, , 2007.

MORDUCH, Jonathan; SICULAR, Terry. Rethinking inequality decomposition, with evidence from rural China. **The Economic Journal**, v. 112, n. 476, , 2002.

PYATT, G., CHEN, C., FEI, J. The distribution of income by factor Components. **The Quarterly Journal of Economics**. 1980.

OAXACA, R. Male-Female Wage Differentials in Urban Labor Markets. **International Economic Review**, 14(3), , 1973.

RAMOS, L. Desigualdade de rendimentos do trabalho no Brasil no período pós-real. **Nota Técnica**, IPEA, 2006.

RAMOS, L.; VIEIRA, M. L. Determinantes da Desigualdade de Rendimentos no Brasil nos Anos Noventa: Discriminação, Segmentação e Heterogeneidade dos Trabalhadores. **Texto para Discussão**, n. 803. Rio de Janeiro: IPEA, jun. 2001.

SHORROCKS, A, F. Inequality Decomposition by Factor Components. **Econometrica**, v. 50, n.1, January 1982.

SOARES, S. Análise de Bem-Estar e Decomposição por Fatores da Queda na da Desigualdade entre 1995 e 2004. **Econômica**, Rio de Janeiro, v.8, n. 1, 2006.

SOARES, F. V.; SOARES, S.; MEDEIROS, M.; GERREIRO, R. Programas de Transferência de Renda no Brasil: Impactos sobre a desigualdade. **Texto para Discussão**, n. 1.228. Brasília: IPEA, out, 2006.

YUN, M. Earnings Inequality in USA, 1969–99: Comparing Inequality Using Earnings Equations. **Review of Income and Wealth**, S.52, n.1, March, 2006.

CAPÍTULO II - AVALIANDO A CONTRIBUIÇÃO DA EDUCAÇÃO PARA A QUEDA DA DESIGUALDADE DE RENDIMENTOS DO TRABALHO NO BRASIL ENTRE 1995 E 2013

1. INTRODUÇÃO

Nos últimos anos o Brasil vivenciou uma forte redução na desigualdade de renda. Desde 2001, a desigualdade da renda domiciliar *per capita* mensurada pelo Índice de Gini declinou monotonicamente de 0,594 para 0,527 em 2013, uma redução de quase 12%. Sobre os determinantes dessa redução na desigualdade de renda, Barros *et al.* (2010) mostram que mais da metade da redução no Índice de Gini entre 2001 e 2007 se deve às mudanças favoráveis na distribuição dos rendimentos derivados do trabalho.

Contando com o reconhecido papel da educação sobre os rendimentos do trabalho e com as evidências empíricas reportadas em alguns estudos, pode-se afirmar que a educação é um dos principais determinantes da distribuição dos rendimentos do trabalho e da distribuição de renda das famílias.

A forma como a educação afeta a distribuição da renda, no entanto, é complexa. Pensando em termos da distribuição da renda domiciliar *per capita*, pode-se considerar efeitos da escolaridade sobre as escolhas de fecundidade e de participação no mercado de trabalho, além dos efeitos diretos sobre os rendimentos auferidos no mercado de trabalho. No presente estudo, a análise tem como foco os efeitos da educação sobre a mudança na desigualdade de rendimentos do trabalho no Brasil em período recente, de 1995 a 2013.

Os efeitos da educação sobre a distribuição de rendimentos do trabalho dependem de como as mudanças na escolaridade se traduzem em mudanças na distribuição desses rendimentos e, por sua vez, em alterações na desigualdade. Esses efeitos dependem não só da evolução da escolaridade, mas também da distribuição inicial de educação e do comportamento dos retornos da educação (ALEJO *et al.*, 2014).

Tendo em vista esse argumento, uma avaliação adequada deve distinguir o impacto da educação sobre a distribuição de rendimentos em termos de mudanças na composição educacional e em termos da mudança nos retornos da educação. Na literatura relativa a decomposições microeconômicas e de simulações contrafactuais, esses efeitos são tradicionalmente tratados como *efeito composição* ou *efeito quantidade*, e *efeito preço* ou *estrutura salarial*. O primeiro refere-se ao efeito de variações na composição da força de trabalho, com base na distribuição de características dos trabalhadores. O segundo decorre de

mudanças na estrutura salarial, em função de alterações nas taxas de retornos que remuneram os atributos dos trabalhadores e diferentes postos de trabalho.

Para o caso brasileiro, Menezes-Filho *et al.* (2006 e 2007) e Barros *et al.* (2007) buscaram mensurar os efeitos da educação sobre mudanças na desigualdade de renda e de rendimentos do trabalho empregando métodos de decomposição e simulações contrafactuais. Dentre os resultados obtidos, uma conclusão comum é a contribuição dominante do *efeito preço* para a redução da desigualdade em períodos recentes.

Para estudar mudanças na distribuição de rendimentos do trabalho, no presente artigo aplicamos o método de decomposição proposto por Firpo *et al.* (2007), que emprega regressões quantílicas incondicionais com base no conceito de funções de influência recentradas ou RIF (do inglês *Recentered Influence Function*) e o tradicional método de decomposição de Oaxaca-Blinder para identificar a contribuição dos dois efeitos acima mencionados. Trata-se de um método cuja literatura está em plena expansão e que permite a decomposição detalhada do efeito de diferentes fatores explicativos sobre a distribuição de uma variável de interesse.

De forma geral, os resultados obtidos mostram que os efeitos da educação sobre a recente redução da desigualdade de rendimentos do trabalho foram ambíguos. Da mesma forma que alguns trabalhos já existentes na literatura, o *efeito preço* estimado apresenta uma forte contribuição para a redução nas disparidades de rendimentos. O *efeito composição*, por sua vez, apresenta um efeito bem menos expressivo e no sentido contrário à redução da desigualdade de rendimentos observada nos últimos anos.

Sob essas considerações, o presente trabalho contribui para a literatura dos efeitos da educação sobre a desigualdade de renda no Brasil enfatizando a identificação dos dois efeitos mencionados (*efeito composição* e *efeito preço*) por meio de uma metodologia que permite uma decomposição detalhada de diferentes medidas de desigualdade. Os resultados são bastante pertinentes, reforçando e acrescentando novas evidências à literatura existente.

O artigo está organizado da seguinte forma. Além dessa introdução, na seção dois apresentamos uma revisão da literatura referente aos efeitos da educação sobre a distribuição de rendimentos do trabalho e sobre retornos da educação, com destaque para trabalhos que apresentaram evidências para o caso do Brasil. Na seção três apresentamos a metodologia de análise adotada e descrevemos os dados utilizados, enquanto na quarta seção apresentamos e discutimos os resultados da análise. Por fim, na quinta e última seção expomos as considerações do estudo.

2. REVISÃO DA LITERATURA: A RELAÇÃO ENTRE EDUCAÇÃO E DESIGUALDE DE RENDIMENTOS

No âmbito da análise econômica, o estudo dos efeitos da educação sobre diversas dimensões de bem estar tornou-se um campo de estudos bem consolidado e tradicional. A literatura sobre os retornos da educação, por exemplo, é extensa e tem como foco a relação causal entre escolaridade, normalmente mensurada em termos de anos de estudo, e os rendimentos esperados no mercado de trabalho. Relativamente menos explorada, a relação entre educação e distribuição de rendimentos também possui grande relevância acadêmica e política.

Intuitivamente, espera-se que em uma população mais educada se observaria uma distribuição de rendimentos mais equilibrada. Dada a relação positiva entre escolaridade e rendimentos do trabalho, conforme exista uma convergência da escolaridade média entre diversos grupos da população para um nível mais elevado, espera-se que exista uma redução no diferencial de rendimentos, minorando a desigualdade. No entanto, alguns estudos apontam evidências de que uma expansão educacional pode levar a um aumento da desigualdade de rendimentos, dependendo do nível e da dispersão inicial da educação e de como a educação afeta os rendimentos do trabalho.

Alejo *et al.* (2014) discutem que evidências sobre essa relação entre educação e desigualdade são relatadas na literatura de regressões quantílicas condicionais, dentre as quais se destacam as análises de Buchinsky (1994), Martins e Pereira (2004), e também por Machado e Mata (2005). O argumento presente nesses trabalhos aponta que o aumento da escolaridade poderia reduzir a desigualdade de rendimentos do trabalho por dois efeitos. Primeiro, há uma mudança na composição educacional, em que uma maior parcela de trabalhadores ascenderia para o grupo de maiores salários. O segundo efeito ocorreria em função da redução nos prêmios salariais por educação, uma vez que trabalhadores mais educados se tornariam relativamente abundantes. Estes dois efeitos combinados conduziriam a deslocamentos da oferta e da demanda por trabalhadores de maior escolaridade para a direita, o que mesmo sem modificações nos preços, resultaria em menor desigualdade salarial. Estes efeitos, no entanto, se concretizariam em uma situação em que a distribuição de salários fosse homogênea em cada grupo educacional, ou que a heterogeneidade fosse a mesma entre os grupos (Machado e Mata, 2005).

As evidências obtidas com a abordagem de regressão quantílica mostraram que os salários são mais desiguais nos grupos de maiores salários e escolaridade. Dessa forma, uma

expansão educacional reduziria o “peso” dos grupos com menos desigualdade entre si, contribuindo para uma maior desigualdade global da distribuição de rendimentos (Machado e Mata, 2005).

No entendimento de Alejo *et al* (2014), o foco da análise distributiva não deve ser os efeitos da educação sobre a distribuição condicional de rendimentos, mas os efeitos da educação sobre a distribuição incondicional. Segundo os autores, o fato de que a educação leva a uma distribuição condicional mais dispersa dos rendimentos não significa necessariamente que a distribuição incondicional seria mais dispersa. Este último pode ser visto como o produto da distribuição condicional do salário (em educação) e a distribuição marginal (da educação). Por isso, o efeito do aumento da educação, em última análise, depende de ambos, a interação entre a distribuição condicional de rendimentos, bem como a distribuição marginal da educação.

Seguindo essa mesma intuição, Barros *et al.* (2007) argumentam que a relação entre a distribuição de rendimentos do trabalho e educação ocorre por duas vias. Na primeira delas, a distribuição de rendimentos depende da distribuição de escolaridade. Na medida em que a remuneração é uma função crescente do nível educacional, quanto maior for a desigualdade educacional maior será a desigualdade de rendimentos. A segunda via depende da forma como cada nível de escolaridade (ou ano de estudo) é valorado pelo mercado de trabalho, ou seja, depende dos retornos à educação. Dado um grau de desigualdade educacional, quanto maior for a sensibilidade das remunerações a mudanças na escolaridade (sensibilidade medida pelo retorno educacional) maior será a desigualdade de rendimentos.

Reis e Barros (1990) demonstram que aumentos no nível educacional da força de trabalho podem ter impactos diferenciados sobre a desigualdade salarial em função da natureza da melhoria educacional. Se a desigualdade intragrupos é relativamente homogênea entre os níveis educacionais, aumentos em educação primária tendem a reduzir a desigualdade enquanto mais educação superior conduz a mais desigualdade. Os autores, no entanto, reconhecem que se o aumento da oferta de indivíduos com níveis educacionais mais elevados provocarem uma forte redução no prêmio educacional, é possível que se observe um impacto redistributivo dos investimentos em níveis mais elevados de educação. Os autores discutem a relação entre educação e desigualdade no Brasil avaliando o diferencial de salários entre níveis educacionais e afirmam que, mantido tudo o mais constante, a desigualdade salarial poderia ser reduzida em quase 50% se os diferenciais de salários por nível educacional fossem eliminados.

Ao avaliar o efeito de mudanças microeconômicas sobre a dinâmica da desigualdade de renda, Bourguignon, Ferreira e Lustig (2005), encontraram evidências empíricas comprovando que a elevação da escolaridade média pode ser um fator que contribui para aumentos na desigualdade em países da América Latina e Ásia. Os autores denotaram esse fenômeno como o “paradoxo do progresso”.

A grande maioria da literatura que se dedicou a avaliar o “paradoxo” relaciona o efeito adverso da educação sobre a desigualdade ao comportamento convexo dos retornos educacionais. Alejo (2012), por sua vez, aponta duas hipóteses para a relação entre educação e desigualdades salariais. Além da hipótese de convexidade, o autor aponta para um postulado de heterogeneidade dos retornos educacionais.

Sob o enfoque de equilíbrio parcial, uma relação convexa e crescente indica que o retorno salarial da educação aumenta com o nível de escolaridade dos indivíduos. Dessa forma, um ano ou nível educacional completo adicional beneficia mais aqueles indivíduos que são mais educados e, em geral, já possuem as melhores perspectivas salariais. Sob essa hipótese, ao se considerar que a estrutura salarial se mantenha constante, um aumento na escolaridade média poderia conduzir a um aumento na desigualdade salarial. Por sua vez, o tamanho desse efeito dependerá do grau de convexidade da equação salarial.

A outra hipótese presume que existem diferentes equações de salários que dependem de fatores não observáveis, relevantes para a determinação dos salários no mercado. A ideia é a de que, mesmo que dois indivíduos possuam as mesmas características observáveis, uma diferença em seus rendimentos pode ser determinada em função de diferenças em atributos não observáveis como esforço e carisma. No entanto, é possível que as diferenças salariais possam estar correlacionadas com características observáveis, uma vez que exista algum tipo de complementaridade entre estas e os atributos não observáveis. Se isso ocorre, é provável que um ano adicional de educação proporcionará maior retorno para os mais qualificados, que por vez, recebem as maiores remunerações no mercado de trabalho. Portanto, as diferenças dentro do grupo de pessoas mais qualificadas seriam maiores do que dentro do grupo de pessoas com qualificações menores.

Blom *et al.* (2001) usam microdados da Pesquisa Mensal de Emprego entre os anos de 1982 e 1998 para testar a existência de convexidade dos rendimentos educacionais no Brasil. Além de obter evidências a favor dessa hipótese, o estudo mostra que a função de rendimentos se tornou cada vez mais convexa ao longo das décadas de 1980 e 1990. Os autores também encontraram evidências de que a redução média dos retornos educacionais teve um impacto no sentido de reduzir a desigualdade salarial no período considerado, porém

a redução foi parcialmente compensada por aumentos específicos dos retornos do ensino superior. Eles também sugerem que a principal influência da educação sobre a desigualdade salarial no período foi exercida por mudanças nos retornos educacionais, e que mudanças na distribuição de escolaridade tiveram apenas um efeito secundário.

Menezes-Filho *et al.* (2006 e 2007) investigaram o comportamento da desigualdade de rendimentos dos homens no Brasil no período entre 1977 e 2004¹², com o objetivo expresso de identificar a contribuição das mudanças educacionais. Eles empregam regressões quantílicas e simulações contrafactuais para decompor mudanças na variância do logaritmo dos salários em termos dos efeitos preço e composição. Os principais resultados obtidos mostram que o efeito preço apresentou uma contribuição favorável na direção de menor desigualdade ao longo de toda a década de 1990 tornando mais significativa ao final da década e no início dos anos 2000. Já o efeito composição apresentou uma contribuição na direção oposta. Para os autores, ambos os efeitos se compensaram permitindo uma relativa estabilidade da desigualdade de rendimentos entre grupos educacionais até o final da década de 1990, quando passaram a ter os mesmos impactos de redução da desigualdade.

Foguel e Azevedo (2007) empregam uma versão modificada do método de decomposição de Juhn *et al.* (1993) para estudar variações em medidas de desigualdade (coeficiente de Gini, índice de Theil-L, e razões 90/10 e 80/20) no Brasil entre 1995 e 2005. O trabalho avalia os efeitos preço e composição (quantidade), além de um componente residual atribuído a não observáveis. Ao avaliarem, dois subperíodos, 1995-2001 e 2001-2005, eles observaram que, no primeiro deles, os efeitos quantidade e residual foram os mais importantes para explicar as mudanças no primeiro caso. No segundo subperíodo, o efeito preço, que antes se mostrou pouco significativo, passa a ter maior relevância para explicar a queda na desigualdade de rendimentos do trabalho. Dentre estes resultados, novamente a contribuição das mudanças educacionais mais significativas ocorrem em função da redução dos retornos à educação.

3. METODOLOGIA E DADOS

Alejo *et al.* (2014) argumenta que os resultados obtidos a partir de regressões quantílicas condicionais devem ser interpretados como intermediários, uma vez que a distribuição de uma variável y pode ser pensada em termos de sua própria distribuição

¹²Menezes-Filho, Fernandes e Picchetti (2006), para o período 1977-2007, e Menezes-Filho, Fernandes e Picchetti (2007), para o período 1981-2004.

condicionada em X , e da distribuição marginal de X . Sendo assim, a desigualdade em y seria o resultado da interação entre a desigualdade em X e da forma como X afeta y . Nesse contexto, regressões quantílicas condicionais permitem avaliar apenas esse segundo efeito, enquanto o método de regressão quantílica incondicional possibilita uma avaliação de ambos.

O objetivo do presente estudo é mensurar a contribuição das alterações na composição educacional sobre as mudanças na desigualdade de rendimentos do trabalho entre 1995 e 2013. Para esse propósito, modelos clássicos de regressão, que se concentram sobre a média da distribuição, se apresentam como uma ferramenta bastante limitada. Para atingir o objetivo de avaliar efeitos distributivos incondicionais, considera-se a regressão quantílica incondicionais, desenvolvido por Firpo *et al.* (2006 e 2009), a ferramenta estatística adequada, com base no conceito da função de influência recentrada¹³. O método provê um modelo de regressão para avaliar o impacto de mudanças nas variáveis explicativas (tais como educação, gênero, entre outras) sobre diferentes estatísticas da distribuição incondicional (marginal) da variável de interesse. A vantagem da aplicação do método de regressão RIF é que ele permite uma generalização da decomposição de Oaxaca-Blinder para outras medidas da distribuição, determinando a contribuição de cada variável explicativa em termos dos efeitos composição e preço, conforme demonstrado por Firpo *et al.* (2007) e Fortin *et al.* (2011).

3.1. O método de Regressão RIF

Seja uma variável aleatória Y com função de distribuição acumulada (FDA) dada por $F_Y(y)$, pode-se definir uma estatística da distribuição (um funcional) de forma que este seja dado por:

$$v(F_Y) = \int \theta(y) dF_Y(y) \quad [1]$$

para uma função $\theta(y)$ que descreve algum resultado da distribuição, uma média ou variância, por exemplo. Nesse contexto, a função de influência para o funcional $v(\cdot)$ em F_Y é dada por:

$$IF(y, F_Y) = \theta(y) - \int \theta(y) dF_Y(y) \quad [2]$$

A função de influência recentrada (RIF), como definida por Firpo *et al.* (2006 e 2009), é dada por:

¹³ A função de influência é definida como a influência de uma observação sobre a distribuição de uma estatística de interesse. Trata-se de um método bastante empregado para estimações robustas, podendo ser empregado sempre que a função de influência for definida para a estatística de interesse. Uma revisão sobre funções de influência e funções de influência recentrada pode ser vista em Essama-Nssah e Lambert (2011).

$$RIF(y, F_Y) = v(F_Y) + IF(y, F_Y) \quad [3]$$

Tal que o valor esperado da $RIF(y, F_Y)$ é:

$$\mathbb{E}[RIF(y, F_Y)] = \int RIF(y, F_Y) dF_Y(y) = v(F_Y) \quad [4]$$

Essa expressão é fundamental, pois mostra que qualquer estatística de interesse $v(F_Y)$ pode ser expressa em termos de um valor esperado.

Considere que a variável Y é observada na presença de um conjunto de covariadas arranjadas em um vetor X , pode-se assumir que Y e X são conjuntamente distribuídos de acordo com $F_{Y,X}(y, x)$, e que a função de distribuição de Y condicionada em X é dada por $F_{Y|X}(y|X = x)$. Assim, a função de distribuição incondicional (marginal) de Y pode ser escrita como:

$$F_Y(y) = \int F_{Y|X}(y|X = x) dF_X(x) \quad [5]$$

Em que $F_X(x)$ é a FDA marginal de X . Empregando-se a lei de expectativas iteradas para expressar $v(F_Y)$ em termos da expectativa condicional da $RIF(y; v, F_Y)$ dado X , obtém-se o seguinte resultado:

$$v(F_Y) = \int RIF(y, F_Y) dF_Y(y) = \int \mathbb{E}[RIF(y, F_Y)|X = x] dF_X(x) \quad [6]$$

Essa expressão apresenta uma propriedade essencial na abordagem de quantis incondicionais, provendo uma forma simples de escrever qualquer funcional $v(F_Y)$ em termos do valor esperado da $RIF(y, F_Y)$. Ela também mostra que o impacto de variações em uma das variáveis de X sobre $v(F_Y)$ pode ser calculado integrando $\mathbb{E}[RIF(y, F_Y)|X = x]$, o que na prática pode ser obtido com o emprego de modelos de regressão.

Assumindo-se que a distribuição condicional de Y dado X permanece inalterada e supondo pequenas mudanças na distribuição de X , pode-se definir $\alpha(v)$ como um vetor de efeitos parciais em $v(F_Y)$ dados por deslocamentos individuais de cada coordenada de X . Firpo *et al.* (2006 e 2009) demonstram que esse efeito parcial de uma variação marginal na FDA de X sobre $v(F_Y)$ pode ser calculado por:

$$\alpha(v) = \int \frac{d\mathbb{E}[RIF(y, v)|X = x]}{dx} dF_X(x) \quad [7]$$

Isso mostra que os efeitos parciais podem ser obtidos regredindo o valor esperado de $RIF(y, v)$, sobre o vetor X . Exemplos de como esse método se aplica à diferentes estatísticas distributivas como quantis, variância e coeficiente de Gini podem ser vistos em Firpo *et al.* (2006 e 2009) e Essama-Nssah e Lambert (2011).

Uma ressalva importante sobre o método de regressões quantílicas incondicionais fornecem uma estimativa de equilíbrio parcial da variável de interesse, assumindo que mudanças marginais em X não exercem impacto sobre a distribuição conjunta de X e y , significando que as taxas de retorno não variam em resposta a qualquer variação pequena em uma das características em X . O método também assume a forte hipótese de independência entre a heterogeneidade não observada e as características observadas. Embora estas suposições não se sustentem na prática, Fournier e Kosque (2012) argumentam que uma comparação entre estimativas de diferentes quantis permanece válida, desde que o viés potencial seja o mesmo em toda a população da amostra.

3.2. O método de decomposição

O método de Oaxaca e Blinder, desenvolvido independentemente por Oaxaca (1973) e Blinder (1973), é tradicionalmente o método mais empregado na literatura de decomposições. Apesar das limitações, o método provê uma forma de decompor mudanças ou diferenciais de rendimentos médios nos efeitos composição e preço, além de apresentar esses dois efeitos na contribuição de cada variável explicativa¹⁴, vantagem esta que não está presente em métodos de decomposição mais recentes.

Com foco na diferença de rendimentos entre dois períodos, $t = 0$ e $t = 1$, para um dado trabalhador i , a expectativa condicional dos rendimentos, Y , dado um vetor de covariadas, $X \in \mathcal{X} \subset \mathbb{R}^K$, é dado por:

$$\mathbb{E}[Y_{ti}|X] = X\beta_t + \varepsilon_{ti}, \quad \text{para } t = 0,1 \quad [7]$$

Sendo $\mathbb{E}[\varepsilon_{ti}|X, T = t] = 0$. Pode-se definir o diferencial de rendimentos entre os dois períodos da seguinte forma:

$$\begin{aligned} \Delta_0^\mu &= \mathbb{E}[Y|X, T = 1] - \mathbb{E}[Y|X, T = 0] \\ \Delta_0^\mu &= \mathbb{E}[X|T = 1]\beta_1 + \mathbb{E}[\varepsilon_1|T = 1] - \mathbb{E}[X|T = 0]\beta_0 + \mathbb{E}[\varepsilon_0|T = 0] \end{aligned}$$

¹⁴ Uma boa revisão do método de Oaxaca-Blinder, suas vantagens e limitações, além do comparativo com outros métodos, pode ser consultada em Fortin *et al.* (2011).

Em que $\mathbb{E}[v_t|X] = 0$. Adicionando e subtraindo um rendimento médio contrafactual (o rendimento esperado dos indivíduos em $t = 2$ caso a estrutura de rendimentos fosse igual a de $t = 1$), $\mathbb{E}[X|T = 1]\beta_1$, com algumas manipulações algébricas tem-se:

$$\Delta_o^\mu = \mathbb{E}[X|T = 1](\beta_2 - \beta_1) + (\mathbb{E}[X|T = 1] - \mathbb{E}[X|T = 0])\beta_1 \quad [8]$$

Definindo $\Delta_S^\mu = \mathbb{E}[X|T = 1](\beta_2 - \beta_1)$ e $\Delta_X^\mu = (\mathbb{E}[X|T = 1] - \mathbb{E}[X|T = 0])\beta_1$,

tem-se:

$$\Delta_o^\mu = \Delta_S^\mu + \Delta_X^\mu \quad [9]$$

Em termos dos valores estimados a partir de uma amostra, a decomposição do diferencial de rendimentos é dada por:

$$\begin{aligned} \hat{\Delta}_o^\mu &= \bar{X}_2(\hat{\beta}_2 - \hat{\beta}_1) + (\bar{X}_2 - \bar{X}_1)\hat{\beta}_1 \\ \hat{\Delta}_o^\mu &= \hat{\Delta}_S^\mu + \hat{\Delta}_X^\mu \end{aligned} \quad [10]$$

O primeiro termo $\hat{\Delta}_S^\mu$ representa o efeito preço ou efeito da estrutura salarial, enquanto que o termo $\hat{\Delta}_X^\mu$ é o efeito quantidade ou efeito composição.

Uma das vantagens deste método é a possibilidade de decomposição detalhada, em que os efeitos preço e composição podem ser calculados para cada uma das variáveis explicativas da equação de rendimentos¹⁵. O trabalho de Firpo *et al* (2007) estabelecem uma generalização do método de Oaxaca-Blinder de forma que sua estrutura simples possa ser empregada para decompor diferenças em qualquer estatística de uma distribuição, desde que ela tenha uma função de influência definida.

3.3.Dados

Para realizar a análise foi empregada uma subamostra dos microdados da Pesquisa Nacional por Amostras de Domicílios (PNAD), que abrange o período de 1995 a 2013. A PNAD é levada a campo pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE) e é a principal pesquisa amostral realizada no Brasil, sendo uma das mais abrangentes fontes de informações socioeconômicas do país.

A subamostra relacionada aos objetivos do estudo aqui proposto é constituída de trabalhadores com idade entre 18 e 65 anos que declaram estar ocupados e para quem não há observações faltantes de salários e das variáveis explicativas empregadas na modelagem. Essa subamostra incluiu indivíduos de ambos os sexos, que se declararam empregados com carteira de trabalho assinada ou não, funcionários públicos, empregados domésticos, trabalhadores por

¹⁵ Assegurada pela propriedade de linearidade aditiva.

conta própria e empregadores. Também foram considerados indivíduos envolvidos em atividades em todos os setores da economia (atividades agrícolas, industriais e dos setores de serviços, comércio e administração pública), residentes em áreas urbanas e em todas as cinco regiões do Brasil¹⁶.

Para a variável de interesse foram considerados os rendimentos do trabalho único ou principal, bem como diferentes estatísticas da distribuição e medidas de desigualdade desta variável. Os rendimentos foram considerados em valores reais de 2013, deflacionados de acordo com o Índice Nacional de Preços ao Consumidor (INPC) também divulgado pelo IBGE, em nível e em escala logarítmica do salário horário, de acordo com objetivos específicos da análise.

A Tabela 1 mostra valores descritivos para as medidas de rendimentos e suas respectivas estatísticas empregadas na análise. Tais valores representam bem as mudanças no período considerado. Entre 1995 e 2004, tem-se uma queda nos rendimentos reais, que posteriormente voltaram a crescer, resultando em um crescimento real ao longo de todo o período. Esse comportamento motivou a divisão do período analisado em dois intervalos, 1995-2004 e 2004-2013. Com relação às medidas de desigualdade, pode-se ver que as disparidades de rendimentos declinaram consistentemente entre 1995 e 2013.

Tabela 1: Estatísticas descritivas dos rendimentos e medidas de desigualdade para os anos selecionados.

| | 1995 | 2004 | 2013 |
|--|--------|--------|--------|
| Salário médio | 1522,1 | 1169,4 | 1620,3 |
| Salário/hora (em ln) | 1,693 | 1,527 | 2,002 |
| Variância (ln do salário/hora) | 0,946 | 0,831 | 0,723 |
| Diferencial 90-10 (ln do salário/hora) | 2,457 | 2,158 | 1,784 |
| Diferencial 90-50 (ln do salário/hora) | 1,386 | 1,281 | 1,204 |
| Diferencial 50-10 (ln do salário/hora) | 1,070 | 0,877 | 0,580 |
| Diferencial 75-25 (ln do salário/hora) | 1,299 | 1,077 | 0,959 |
| Coefficiente de Gini (salário) | 0,552 | 0,517 | 0,461 |

Fonte: Estimções do autor. Microdados IBGE/PNAD.

Com relação às variáveis explicativas da modelagem, optou-se por variáveis categóricas que representassem características demográficas, de capital humano e de inserção no mercado de trabalho de cada trabalhador. A variável que capta a contribuição da escolaridade, principal foco da presente análise, foi categorizada em cinco níveis: analfabetos

¹⁶Não foram considerados trabalhadores em áreas rurais. Uma restrição que justifica esse recorte na amostra se deve ao fato de que em períodos anteriores ao ano de 2004, as áreas rurais da região Norte não eram cobertas pelo levantamento da PNAD.

e com 1º ciclo do ensino fundamental incompleto (inferior a quatro anos de estudo); 1º ciclo do ensino fundamental completo (escolaridade igual ou maior que quatro e inferior a oito anos de estudo); 2º ciclo do ensino fundamental completo (igual ou maior que oito e inferior a onze anos de estudo); ensino médio completo (igual ou maior que onze e inferior a quinze anos de estudo) e superior completo (quinze ou mais anos de estudo).

Um conjunto de variáveis foi construído representando diferentes grupos etários, como uma alternativa para a medida de experiência. Foram consideradas variáveis que captam o diferencial de rendimentos por gênero, raça, segmentação geográfica e setorial do mercado de trabalho. Também foi considerada uma variável que categoriza trabalhadores com rendimentos iguais ou inferiores ao salário mínimo, reconhecendo a importância deste para a distribuição de rendimentos.

Uma definição importante para este tipo de análise é a definição do grupo base (em função das categorias omitidas de cada conjunto de variáveis). No caso das regressões estimadas, o grupo base é composto por trabalhadores com escolaridade inferior a quatro anos de estudo, com idade entre 18 e 24 anos, do sexo feminino, de cor negra ou parda, empregado formalmente no setor primário e residente da região nordeste.

A Tabela 2 apresenta dados descritivos da composição de características dos trabalhadores presentes na amostra do estudo. Tais dados permitem verificar algumas das principais transformações do perfil da força de trabalho ao longo do período considerado. Por exemplo, a proporção de trabalhadores com ensino médio completo aumentou significativamente, de 20% em 1995, para 31,7% em 2004 e 41% em 2013. Entre outras mudanças, pode-se citar o relativo envelhecimento, o aumento da participação feminina, de negros e pardos e da formalização.

Tabela 2: Características descritivas dos trabalhadores - proporções da amostra para os anos selecionados.

| | 1995 | 2004 | 2013 |
|---------------------------------|-------|-------|-------|
| Fundamental 1º ciclo incompleto | 22,87 | 15,50 | 9,74 |
| Fundamental 1º ciclo | 33,05 | 25,63 | 18,14 |
| Fundamental 2º ciclo | 16,08 | 18,07 | 17,63 |
| Médio | 20,00 | 31,76 | 41,01 |
| Superior | 8,00 | 9,03 | 13,47 |
| 18-24 anos de idade | 20,04 | 18,79 | 15,11 |
| 25-34 anos de idade | 31,01 | 28,85 | 27,70 |
| 35-44 anos de idade | 26,48 | 26,70 | 26,04 |
| 45-54 anos de idade | 15,39 | 18,10 | 20,52 |
| 55-65 anos de idade | 7,09 | 7,56 | 10,63 |
| Mulher | 39,64 | 43,15 | 44,11 |
| Negro/pardo | 40,67 | 44,73 | 51,38 |
| Agricultura | 5,95 | 5,66 | 3,87 |
| Indústria | 25,42 | 27,46 | 27,88 |

| | | | |
|------------------------------------|--------|---------|---------|
| Adm. Pública | 6,70 | 6,97 | 7,20 |
| Comércio/Serviços | 61,93 | 59,92 | 61,05 |
| Formal | 49,57 | 48,29 | 56,80 |
| Informal | 21,97 | 25,33 | 19,52 |
| Conta. Própria | 23,39 | 21,67 | 19,65 |
| Nordeste | 20,82 | 21,95 | 22,11 |
| Norte | 5,06 | 6,46 | 7,03 |
| Centro-Oeste | 7,19 | 7,77 | 8,31 |
| Sudeste | 50,94 | 47,73 | 46,54 |
| Sul | 15,99 | 16,08 | 16,01 |
| Sal. Mínimo (valor igual ou menor) | 18,92 | 27,42 | 24,52 |
| Número de observações | 96.984 | 120.203 | 117.813 |

Fonte: Estimacões do autor. Microdados IBGE/PNAD.

4. RESULTADOS

Para avaliar os impactos da escolaridade e das demais características individuais sobre as mudanças na desigualdade de rendimentos do trabalho, foi aplicado o método apresentado em Firpo *et al* (2007) com base em regressões RIF e na decomposição de Oaxaca-Blinder. Para esse propósito, foram consideradas medidas de desigualdade baseadas na diferença entre percentis da distribuição de rendimentos (em logaritmo), além de indicadores clássicos como a variância do logaritmo dos rendimentos e o coeficiente de Gini (com base no rendimento em nível). Os resultados das regressões estimadas para estas medidas de desigualdade, e que serviram de base para as decomposições realizadas estão presentes nas tabelas A1, A2 e A3 do apêndice deste capítulo.

Um dos objetivos específicos dessa análise é a identificação da contribuição da educação para mudanças na desigualdade em termos dos efeitos composição e preço. Nesse sentido, o método empregado é bastante adequado, pois uma de suas vantagens está na possibilidade de realizar a decomposição detalhada, permitindo mensurar esses efeitos para cada variável explicativa (ou conjunto de variáveis) consideradas nas equações de rendimentos estimadas. A Tabela 3 a seguir sumariza os resultados da decomposição das variações em medidas de desigualdade em dois subperíodos, definidos pelos intervalos 1995-2004 e 2004-2013.

Tabela 3: Resultados das decomposições.

| <i>1995-2004</i> | | | | | | |
|------------------------------------|-------------------|-------------------|-------------------|-------------------|------------------|----------------------|
| | Dif. 90-10 | Dif. 90-50 | Dif. 50-10 | Dif. 75-25 | Variância | Coef. de Gini |
| Varição total | -0,2929 | -0,0569 | -0,2360 | -0,2510 | -0,1159 | -0,0355 |
| Efeito composição | 0,2717 | 0,1294 | 0,1423 | 0,2150 | 0,1813 | 0,0406 |
| Efeito preço | -0,5646 | -0,1863 | -0,3783 | -0,4660 | -0,2972 | -0,0761 |
| Efeito composição detalhado | | | | | | |
| Escolaridade | 0,1507 | 0,0607 | 0,0900 | 0,1063 | 0,0868 | 0,0135 |
| Experiência | 0,0176 | 0,0097 | 0,0079 | 0,0109 | 0,0118 | 0,0032 |
| Discriminação | -0,0270 | -0,0113 | -0,0157 | -0,0151 | -0,0159 | -0,0031 |
| Setorial | -0,0007 | -0,0007 | 0,0000 | -0,0009 | -0,0012 | -0,0003 |
| Ocupacional | 0,0019 | 0,0038 | -0,0019 | 0,0015 | 0,0010 | 0,0007 |
| Regional | 0,0014 | 0,0052 | -0,0039 | -0,0001 | 0,0020 | 0,0007 |
| Salário Mínimo | 0,1279 | 0,0619 | 0,0660 | 0,1124 | 0,0968 | 0,0260 |
| Efeito preço detalhado | | | | | | |
| Escolaridade | -0,2785 | 0,0592 | -0,3377 | -0,0487 | -0,1606 | 0,0076 |
| Experiência | -0,0356 | 0,0841 | -0,1197 | 0,0496 | -0,0116 | 0,0202 |
| Discriminação | 0,0705 | -0,0215 | 0,0920 | -0,0128 | 0,0552 | -0,0114 |
| Setorial | -0,2163 | 0,0837 | -0,3000 | 0,0776 | -0,0035 | -0,0007 |
| Ocupacional | 0,1342 | -0,0061 | 0,1403 | 0,0142 | 0,0263 | 0,0033 |
| Regional | -0,2214 | 0,0644 | -0,2857 | -0,0233 | -0,0906 | 0,0039 |
| Salário Mínimo | -0,0554 | -0,0546 | -0,0009 | -0,2065 | -0,1211 | -0,0079 |
| Intercepto | 0,0379 | -0,3955 | 0,4334 | -0,3160 | 0,0087 | -0,0912 |
| <i>2004-2013</i> | | | | | | |
| | Dif. 90-10 | Dif. 90-50 | Dif. 50-10 | Dif. 75-25 | Variância | Coef. de Gini |
| Varição total | -0,3813 | -0,1678 | -0,2135 | -0,0882 | -0,1073 | -0,0557 |
| Efeito composição | 0,1397 | 0,1328 | 0,0069 | 0,1244 | 0,0893 | 0,0246 |
| Efeito preço | -0,5210 | -0,3006 | -0,2204 | -0,2126 | -0,1966 | -0,0802 |
| Efeito composição detalhado | | | | | | |
| Escolaridade | 0,1982 | 0,1433 | 0,0549 | 0,1356 | 0,1123 | 0,0311 |
| Experiência | 0,0290 | 0,0187 | 0,0103 | 0,0223 | 0,0181 | 0,0058 |
| Discriminação | -0,0168 | -0,0106 | -0,0062 | -0,0119 | -0,0088 | -0,0031 |
| Setorial | -0,0084 | -0,0029 | -0,0055 | -0,0022 | -0,0062 | -0,0007 |
| Ocupacional | -0,0254 | -0,0017 | -0,0238 | -0,0029 | -0,0064 | -0,0006 |
| Regional | 0,0009 | 0,0014 | -0,0005 | 0,0001 | 0,0005 | 0,0003 |
| Salário Mínimo | -0,0377 | -0,0153 | -0,0224 | -0,0165 | -0,0202 | -0,0080 |
| Efeito preço detalhado | | | | | | |
| Escolaridade | -0,2203 | -0,2046 | -0,0157 | -0,1922 | -0,2456 | -0,0264 |
| Experiência | 0,0142 | -0,0562 | 0,0704 | -0,0463 | -0,0253 | 0,0000 |
| Discriminação | 0,0176 | 0,0263 | -0,0087 | 0,0247 | 0,0194 | -0,0060 |
| Setorial | 0,3279 | 0,0753 | 0,2525 | 0,1533 | 0,0020 | -0,0267 |
| Ocupacional | -0,0462 | -0,0411 | -0,0051 | -0,0027 | 0,0092 | 0,0028 |
| Regional | 0,1413 | -0,0525 | 0,1937 | -0,0211 | 0,0382 | -0,0038 |
| Salário Mínimo | -0,2027 | -0,0256 | -0,1770 | -0,0333 | -0,0606 | -0,0127 |
| Intercepto | -0,5528 | -0,0222 | -0,5306 | -0,0950 | 0,0660 | -0,0074 |

Fonte: Estimções do autor. Microdados IBGE/PNAD.

Nesses dois subperíodos considerados, reduções da desigualdade de rendimentos do trabalho são percebidas, apresentadas por todos os indicadores considerados. A variância do logaritmo dos rendimentos apresentou uma redução de magnitude similar entre os dois intervalos de tempo. Já o coeficiente de Gini apresentou uma queda maior entre 2004 e 2013.

Dados os diferenciais entre percentis da distribuição, verifica-se uma redução significativa. O diferencial 90-10 caiu quase 50% ao longo de todo o período considerado,

sendo a maior redução observada entre 2004 e 2013, 31%¹⁷. As maiores reduções ocorreram na parte inferior da distribuição. Entre 1995 e 2013, o diferencial 50-10 apresentou uma redução de aproximadamente 36%, enquanto que o diferencial 90-50 mostrou uma queda de 20%. As reduções observadas nas disparidades de rendimentos na parte inferior e superior da distribuição também foram diferentes entre os subperíodos considerados. A redução no diferencial 50-10 entre 1995 e 2004 foi de 21%, enquanto que o diferencial 90-50 caiu apenas 5% nesse período. Entre 2004 e 2013, os diferenciais 50-10 e 90-50 apresentaram reduções de 19% e 15%, respectivamente. Reduções de disparidades na parte central da distribuição, captadas pelo diferencial 75-25, também foram importantes, muito mais no primeiro período do que no segundo.

A decomposição agregada sugere que a redução da desigualdade em ambos os intervalos de tempo foi determinada basicamente por mudanças na estrutura salarial, ou seja, pelo *efeito preço*. O *efeito composição*, por sua vez, apresenta uma contribuição de magnitude inferior e em sentido contrário à redução de desigualdade observada. Levando-se em consideração as diferenças de métodos de análise e períodos considerados por outros estudos, a predominância do *efeito preço* é um resultado condizente com o que já foi relatado na literatura.

Por sua vez, os resultados da decomposição detalhada mostram que as mudanças educacionais foram determinantes para as mudanças na distribuição dos rendimentos, com sinal e magnitude dos efeitos dependendo da medida de desigualdade e do período considerado. Também se mostraram importantes as mudanças na alocação setorial dos trabalhadores e os efeitos da política de salário mínimo.

Com respeito à contribuição das mudanças na escolaridade dos trabalhadores, que é o foco principal da presente análise, nos dois subperíodos considerados e entre as diferentes medidas de desigualdade, tem-se a predominância de um efeito ambíguo em termos de mudanças na composição educacional dos trabalhadores e dos respectivos retornos à escolaridade.

De modo geral, a contribuição da educação para a variação na desigualdade de rendimentos do trabalho foi determinada pelas mudanças nos retornos educacionais. Na maioria das medidas de desigualdade consideradas observou-se uma contribuição contrária à redução de desigualdade observada. Isso ocorre entre 1995 e 2004, na parte superior da distribuição de rendimentos (diferencial 90-50 e 75-25), e também no coeficiente de Gini.

¹⁷ Dados os valores em logaritmo natural, pode-se obter variações percentuais calculando $[exp(-y)-1]$.

Nesse primeiro período, as mudanças nos retornos educacionais foram favoráveis à redução dos diferenciais 90-10, 50-10 e 75-25, além da redução da variância do logaritmo dos rendimentos. Entre 2004 e 2013 os efeitos associados à mudança dos retornos educacionais foram favoráveis à redução da desigualdade de rendimentos. Para quase todas as medidas de desigualdade o efeito preço predominou sobre o efeito composição garantindo à educação um importante papel na redução das disparidades no mercado de trabalho. As exceções foram o diferencial 50-10 e o índice de Gini.

Em todos os casos, o *efeito composição* associado à educação se estabeleceu a favor de uma maior desigualdade de rendimentos. Este resultado é condizente com o fenômeno denominado “paradoxo do progresso” (Bourguignon *et al*, 2005) e está diretamente associado com a forte expansão do nível educacional e com a estrutura salarial.

Com relação às demais variáveis, é importante considerar que algumas delas apresentaram contribuições importantes para a redução da desigualdade de rendimentos no período. Mudanças na proporção e no retorno associados ao salário mínimo apresentaram efeitos diferenciados entre os dois períodos considerados. Entre 1995 e 2004, mudanças na composição associadas ao salário mínimo apresentaram efeitos favoráveis à desigualdade de rendimentos predominantes sobre o efeito preço. Já para o período entre 2004 e 2013, os resultados associam mudanças no salário mínimo com a redução na desigualdade, com os dois efeitos atuando na mesma direção.

Um grupo de variáveis que se demonstrou importante para explicar as mudanças na distribuição de rendimentos é aquele relacionado à alocação e aos diferenciais de rendimentos entre setores e regiões do país. No primeiro subperíodo, as variáveis setoriais e regionais apontaram para contribuições mais significativas para reduções nos diferenciais de rendimentos, principalmente na parte inferior da distribuição. No segundo subperíodo, a contribuição desse grupo de variáveis no sentido de elevar a desigualdade de rendimentos, determinada principalmente pelo efeito preço.

5. CONSIDERAÇÕES FINAIS

Conforme proposto previamente, a análise desenvolvida no presente estudo estima equações de rendimentos empregando o método de regressão RIF e a decomposição de Oaxaca-Blinder com o propósito de investigar mudanças na distribuição e na desigualdade de rendimentos do trabalho entre 1995 e 2013. O período analisado foi dividido em dois subperíodos, 1995-2004 e 2004-2013.

Os resultados da decomposição agregada mostram que a dinâmica da distribuição de rendimentos foi determinada em grande medida por mudanças nos retornos das diferentes características da força de trabalho e pelos diferenciais de rendimentos entre grupos demográficos, setoriais e regionais.

Com o objetivo principal de investigar a contribuição das mudanças educacionais para a dinâmica da desigualdade de rendimentos, a decomposição detalhada permitiu avaliar, em termos dos efeitos composição e preço, os efeitos da expansão educacional recente, dada a redução da desigualdade de rendimentos observada no período. Os resultados da decomposição revelaram um efeito composição positivo, contrário à essa redução, apresentando um potencial *trade-off* político da expansão educacional. Uma possível explicação para o comportamento destes efeitos está no deslocamento de grande proporção da força de trabalho para o segmento em que os retornos educacionais são mais elevados, conforme os dados da PNAD permitem verificar. Além disso, como mostram alguns estudos citados no texto, existe uma maior desigualdade entre os grupos de maior escolaridade.

Obviamente, as mudanças na composição educacional da força de trabalho exercem seus efeitos sobre os retornos da educação, reduzindo o prêmio salarial para os grupos mais educados. Foi possível constatar essa contribuição ao avaliar o efeito preço das variáveis de educação. Apesar do método não permitir uma análise de equilíbrio geral com inferências relacionando diretamente as mudanças na composição com a estrutura salarial, os resultados da decomposição entre diferentes períodos do tempo revelaram um efeito preço com sinal negativo, favorável à redução na desigualdade, e é condizente com a redução dos retornos educacionais ao longo do período analisado. Este foi o principal determinante da redução na desigualdade de rendimentos do trabalho após 1995.

REFERÊNCIAS

ALEJO, J.. Educación y Desigualdad: una metodología de descomposición basada en dos interpretaciones de la ecuación de Mincer. Evidencia para Argentina. **XLVII Reunión Anual de la Asociación Argentina de Economía Política**, Trelew, Argentina, 2012.

ALEJO, J.; GABRIELLI, M. F. e SOSA-ESCUADERO, W. The Distributive Effects of Education: An Unconditional Quantile Regression Approach. **Revista de Analisis Economico – Economic Analysis Review**, v. 29, n. 1, 2014.

BARROS, R. P. de; FRANCO, S.; MENDONÇA, R. A recente queda da desigualdade de renda e o acelerado progresso educacional brasileiro da última década. BARROS, RP; FOGUEL, MN; ULYSSEA, G. **Desigualdade de renda no Brasil: uma análise da queda recente**. Brasília: Ipea, v. 2, 2007.

BARROS, R. P.; CARVALHO, M.; FRANCO, S.; MEDONÇA, R. Determinantes da Queda na Desigualdade de Renda no Brasil. **Texto para Discussão**, n. 1.460. Rio de Janeiro: IPEA, jan. 2010.

BATTISTÓN, D.; GARCÍA-DOMENCH, C. e GASPARINI, L. Could an Increase in Education Raise Income Inequality? Evidence for Latin America. **Latin American Journal of Economics**, v. 51, n. 1, 2014.

BLINDER, A. Wage Discrimination: Reduced Form and Structural Estimates. **Journal of Human Resources**, 1973.

BLOM, A.; HOLM-NIELSEN, L; VERNER, D. Education, earnings, and inequality in Brazil, 1982-1998: implications for education policy. **Peabody journal of education**, v. 76, n. 3-4, 2001.

BOURGUIGNON, F.; FERREIRA, F. H.G.; LUSTIG, N. (Ed.). **The microeconomics of income distribution dynamics in East Asia and Latin America**. Washington, D.C.: Oxford University Press and the World Bank, 2005.

BUCHINSKY, M. Changes in the US wage structure 1963-1987: Application of quantile regression. **Econometrica: Journal of the Econometric Society**, 1994.

DINARDO, J; FORTIN, N. M.; LEMIEUX, T. Labor Market Institutions and the Distribution of Wages, 1973-1992: A Semiparametric Approach. **Econometrica**, 64 1996.

FIRPO, S.; FORTIN, N.; LEMIEUX, T. Unconditional Quantile Regressions. **Mimeo**. University of British Columbia e Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, 2006.

FIRPO, S.; FORTIN, N.; LEMIEUX, T. Decomposing wage distributions using recentered influence function regressions. **Mimeo**. University of British Columbia (June), 2007.

_____. Unconditional Quantile Regressions, **Econometrica** 77(3), 2009.

_____. Decomposition methods in economics. **Handbook of labor economics**, v. 4, 2011.

FOGUEL, M. N. AZEVEDO, J. P. Uma decomposição da desigualdade de rendimentos do trabalho no Brasil, 1995-2005. BARROS, RP; FOGUEL, MN; ULYSSEA, G. **Desigualdade de renda no Brasil: uma análise da queda recente**. Brasília: Ipea, v. 2, 2007.

FOURNIER, J.; KOSKE, I. Less income inequality and more growth—Are they compatible? Part 7. The drivers of labour earnings inequality—An analysis based on conditional and unconditional quantile regressions. **OECD Economics Department Working Papers**, n. 930, OECD Publishing, 2012.

JUHN, C.; MURPHY, K. M., & PIERCE, B. Wage Inequality and the Rise in Returns to Skill. **Journal of Political Economy**, v.113, 1993.

ESSAMA-NSSAH, B. e LAMBERT, P. J. Influence functions for distributional statistics. **Society for the study of Economic Inequality**, ECINEQ Working Paper Series, 2011.

MACHADO, J. A. F.; MATA, J. Counterfactual decomposition of changes in wage distributions using quantile regression. **Journal of applied Econometrics**, v. 20, n. 4, 2005.

MARTINS, P. S.; PEREIRA, P. T. Does education reduce wage inequality? Quantile regression evidence from 16 countries. **Labour economics**, v. 11, n. 3, 2004.

MENEZES-FILHO, N.; FERNANDES, R.; PICCHETTI, P. Rising human capital, but constant inequality: the education composition effect in Brazil. **Revista Brasileira de Economia**, v. 60, 2006.

MENEZES-FILHO, N.; FERNANDES, R.; PICCHETTI, P. Educação e queda recente da desigualdade no Brasil. In: BARROS, R. P.; FOGUEL, M. N.; ULYSSEA, G. (orgs). **Desigualdade de Renda no Brasil: Uma Análise da Queda Recente**. Brasília: Ipea, v. 2, 2007.

OAXACA, R.. Male-Female Wage Differentials in Urban Labor Markets. **International Economic Review**, 14(3), 1973.

REIS, J. G. A.; BARROS, R. P de. Desigualdade salarial e distribuição de educação: a evolução das diferenças regionais no Brasil. **Pesquisa e Planejamento Econômico**, v. 20, n. 3, 1990.

APÊNDICE
RESULTADOS DAS ESTIMAÇÕES DAS REGRESSÕES RIF.

Tabela A1: Coeficientes das regressões RIF por quantis e medidas de desigualdade - 1995

| | q10 | q25 | q50 | q75 | q90 | variância | coef. de Gini |
|-------------------|-------------------------|-------------------------|-------------------------|-------------------------|-------------------------|-------------------------|-------------------------|
| Fundamental 1 | 0,1103*** (-0,0073) | 0,1547*** (-0,0073) | 0,2258*** (-0,0086) | 0,2257*** (-0,0114) | 0,1755*** (-0,0166) | 0,0383** (-0,0121) | 0,0026 (-0,0045) |
| Fundamental 2 | 0,1521*** (-0,009) | 0,2765*** (-0,0089) | 0,4727*** (-0,0106) | 0,5387*** (-0,0141) | 0,4507*** (-0,0205) | 0,2141*** (-0,0149) | 0,0152** (-0,0056) |
| Médio | 0,1697*** (-0,0088) | 0,4284*** (-0,0087) | 0,8563*** (-0,0103) | 1,1609*** (-0,0138) | 1,1271*** (-0,02) | 0,5670*** (-0,0146) | 0,0664*** (-0,0055) |
| Superior | 0,0954*** (-0,0114) | 0,4446*** (-0,0113) | 1,1968*** (-0,0134) | 2,3995*** (-0,0178) | 3,6748*** (-0,0259) | 2,1845*** (-0,0189) | 0,5421*** (-0,0071) |
| 25-34 anos | 0,0584*** (-0,0075) | 0,1443*** (-0,0074) | 0,2855*** (-0,0088) | 0,3108*** (-0,0117) | 0,1884*** (-0,017) | 0,1373*** (-0,0124) | -0,0181*** (-0,0046) |
| 35-44 anos | 0,0852*** (-0,0079) | 0,1904*** (-0,0078) | 0,4227*** (-0,0092) | 0,5706*** (-0,0123) | 0,5401*** (-0,0178) | 0,3706*** (-0,013) | 0,0309*** (-0,0049) |
| 45-54 anos | 0,0853*** (-0,0091) | 0,2308*** (-0,009) | 0,4740*** (-0,0107) | 0,6729*** (-0,0142) | 0,7016*** (-0,0206) | 0,5170*** (-0,015) | 0,0833*** (-0,0056) |
| 55-65 anos | 0,0963*** (-0,0117) | 0,2197*** (-0,0116) | 0,4072*** (-0,0137) | 0,5690*** (-0,0183) | 0,6592*** (-0,0265) | 0,5313*** (-0,0194) | 0,1010*** (-0,0072) |
| Mulher | 0,0639*** (-0,0058) | -0,0312*** (-0,0057) | -0,2437*** (-0,0068) | -0,3465*** (-0,009) | -0,4723*** (-0,0131) | -0,3262*** (-0,0096) | -0,0666*** (-0,0036) |
| Negro/pardo | -0,0295*** (-0,0058) | -0,0910*** (-0,0058) | -0,1516*** (-0,0069) | -0,1917*** (-0,0091) | -0,2323*** (-0,0133) | -0,1377*** (-0,0097) | -0,0199*** (-0,0036) |
| Indústria | 0,3139*** (-0,0121) | 0,3893*** (-0,012) | 0,3197*** (-0,0142) | 0,1520*** (-0,0189) | 0,052 (-0,0275) | -0,1352*** (-0,02) | -0,0444*** (-0,0075) |
| Adm. Pública | 0,3503*** (-0,0151) | 0,4192*** (-0,015) | 0,3682*** (-0,0178) | 0,2418*** (-0,0236) | 0,0949** (-0,0344) | -0,1862*** (-0,0251) | -0,0747*** (-0,0094) |
| Comércio/Serviços | 0,2711*** (-0,0116) | 0,3445*** (-0,0115) | 0,2790*** (-0,0136) | 0,1236*** (-0,0181) | 0,0077 (-0,0264) | -0,1617*** (-0,0192) | -0,0381*** (-0,0072) |
| Informal | -0,1227*** (-0,0071) | -0,1391*** (-0,0071) | -0,1181*** (-0,0084) | -0,0876*** (-0,0111) | -0,0212 (-0,0162) | -0,0291* (-0,0118) | 0,0133** (-0,0044) |
| Conta. Própria | 0,0186** (-0,0068) | 0,1002*** (-0,0067) | 0,1381*** (-0,0079) | 0,1133*** (-0,0105) | 0,1075*** (-0,0153) | 0,1823*** (-0,0112) | -0,0131** (-0,0042) |
| Norte | 0,1148*** (-0,0128) | 0,1105*** (-0,0127) | 0,1124*** (-0,015) | 0,1354*** (-0,0199) | 0,1279*** (-0,0289) | -0,0835*** (-0,0211) | -0,0019 (-0,0079) |
| Centro-Oeste | 0,1098*** (-0,0112) | 0,1122*** (-0,0111) | 0,1509*** (-0,0132) | 0,1894*** (-0,0175) | 0,1972*** (-0,0255) | -0,0386* (-0,0186) | -0,0048 (-0,007) |
| Sudeste | 0,1709*** (-0,0073) | 0,2269*** (-0,0072) | 0,2979*** (-0,0086) | 0,2521*** (-0,0114) | 0,1452*** (-0,0165) | -0,0570*** (-0,0121) | -0,0230*** (-0,0045) |
| Sul | 0,1658*** (-0,0093) | 0,1994*** (-0,0092) | 0,1867*** (-0,0109) | 0,1141*** (-0,0145) | 0,0279 (-0,021) | -0,0962*** (-0,0153) | -0,0254*** (-0,0057) |
| Sal. Mínimo | -1,5740*** (-0,0076) | -1,6446*** (-0,0075) | -0,7979*** (-0,0089) | -0,3224*** (-0,0119) | -0,0696*** (-0,0172) | 1,5576*** (-0,0126) | 0,3059*** (-0,0047) |
| Intercepto | 0,2843*** (-0,015) | 0,5124*** (-0,0149) | 0,7361*** (-0,0176) | 1,3065*** (-0,0234) | 2,1649*** (-0,0341) | 0,4271*** (-0,0249) | 0,5027*** (-0,0093) |
| N | 96984 | 96984 | 96984 | 96984 | 96984 | 96984 | 96984 |
| r2 | 0,428 | 0,5055 | 0,3519 | 0,3085 | 0,2593 | 0,2528 | 0,1128 |
| F | 3628,0198 | 4956,1064 | 2632,9586 | 2163,1738 | 1697,0157 | 1640,4605 | 616,2581 |

Fonte: Estimacões dos autores/ microdados IBGE/PNAD.

Erros padrões entre parênteses. * p < 0.05, ** p < 0.01, *** p < 0.001.

Tabela A2: Coeficientes das regressões RIF por quantis e medidas de desigualdade - 2004

| | q10 | q25 | q50 | q75 | q90 | variância | coef. de Gini |
|-----------------------|-------------------------|-------------------------|-------------------------|-------------------------|-------------------------|-------------------------|-------------------------|
| Fundamental 1 | 0,2605*** (-0,0135) | 0,0826*** (-0,0055) | 0,1244*** (-0,0072) | 0,1567*** (-0,0109) | 0,1370*** (-0,0173) | -0,0565*** (-0,0139) | 0,0087 (-0,0062) |
| Fundamental 2 | 0,3091*** (-0,015) | 0,1461*** (-0,0062) | 0,2612*** (-0,008) | 0,3696*** (-0,0121) | 0,3435*** (-0,0192) | 0,03 (-0,0155) | 0,0291*** (-0,0069) |
| Médio | 0,3597*** (-0,0143) | 0,2215*** (-0,0059) | 0,5177*** (-0,0076) | 0,8206*** (-0,0116) | 0,8257*** (-0,0183) | 0,2505*** (-0,0147) | 0,0679*** (-0,0066) |
| Superior | 0,2207*** (-0,0187) | 0,2230*** (-0,0077) | 0,8935*** (-0,01) | 2,1766*** (-0,0152) | 3,5085*** (-0,024) | 1,7822*** (-0,0193) | 0,5758*** (-0,0086) |
| 25-34 anos | 0,1548*** (-0,0123) | 0,1041*** (-0,0051) | 0,2398*** (-0,0065) | 0,3164*** (-0,0099) | 0,2504*** (-0,0158) | 0,0993*** (-0,0127) | 0,0065 (-0,0057) |
| 35-44 anos | 0,1879*** (-0,0128) | 0,1434*** (-0,0052) | 0,3680*** (-0,0068) | 0,5692*** (-0,0103) | 0,5614*** (-0,0164) | 0,2960*** (-0,0132) | 0,0564*** (-0,0059) |
| 45-54 anos | 0,1935*** (-0,0142) | 0,1585*** (-0,0058) | 0,4117*** (-0,0075) | 0,6758*** (-0,0115) | 0,7698*** (-0,0182) | 0,4339*** (-0,0146) | 0,1129*** (-0,0065) |
| 55-65 anos | 0,1904*** (-0,0185) | 0,1794*** (-0,0076) | 0,4241*** (-0,0099) | 0,6692*** (-0,015) | 0,7978*** (-0,0238) | 0,4675*** (-0,0191) | 0,1137*** (-0,0085) |
| Mulher | -0,0091 (-0,009) | 0,0298*** (-0,0037) | -0,1558*** (-0,0048) | -0,2812*** (-0,0073) | -0,3868*** (-0,0115) | -0,1531*** (-0,0093) | -0,0765*** (-0,0041) |
| Negro/pardo | -0,0395*** (-0,009) | -0,0457*** (-0,0037) | -0,1110*** (-0,0048) | -0,1793*** (-0,0073) | -0,2375*** (-0,0116) | -0,1126*** (-0,0093) | -0,0359*** (-0,0042) |
| Indústria | 0,4958*** (-0,0194) | 0,2275*** (-0,008) | 0,1535*** (-0,0103) | 0,0044 (-0,0157) | -0,0712** (-0,0249) | -0,1877*** (-0,02) | -0,0441*** (-0,0089) |
| Adm. Pública | 0,5940*** (-0,0241) | 0,3679*** (-0,0099) | 0,3222*** (-0,0128) | 0,4120*** (-0,0195) | 0,4157*** (-0,0309) | -0,0244 (-0,0249) | -0,0042 (-0,0111) |
| Comércio/Serviços | 0,4775*** (-0,0189) | 0,2212*** (-0,0078) | 0,1779*** (-0,01) | 0,0974*** (-0,0153) | -0,0161 (-0,0242) | -0,2220*** (-0,0194) | -0,0475*** (-0,0087) |
| Informal | -0,3336*** (-0,0109) | -0,0944*** (-0,0045) | -0,0980*** (-0,0058) | -0,0910*** (-0,0088) | -0,0820*** (-0,014) | 0,0073 (-0,0112) | 0,0083 (-0,005) |
| Conta. Própria | -0,4865*** (-0,0112) | -0,0621*** (-0,0046) | 0,0103 (-0,006) | 0,0728*** (-0,0091) | 0,0460** (-0,0144) | 0,3786*** (-0,0116) | 0,0079 (-0,0051) |
| Norte | 0,4137*** (-0,0183) | 0,1148*** (-0,0075) | 0,0841*** (-0,0097) | 0,0973*** (-0,0148) | 0,1083*** (-0,0235) | -0,2682*** (-0,0189) | -0,0194* (-0,0084) |
| Centro-Oeste | 0,4550*** (-0,0172) | 0,1280*** (-0,0071) | 0,0987*** (-0,0092) | 0,1335*** (-0,014) | 0,2135*** (-0,0221) | -0,1231*** (-0,0178) | 0,0284*** (-0,0079) |
| Sudeste | 0,4077*** (-0,0113) | 0,1462*** (-0,0047) | 0,1454*** (-0,006) | 0,1393*** (-0,0092) | 0,1007*** (-0,0145) | -0,1604*** (-0,0117) | -0,0178*** (-0,0052) |
| Sul | 0,3986*** (-0,0145) | 0,1663*** (-0,006) | 0,1217*** (-0,0077) | 0,0826*** (-0,0117) | 0,0057 (-0,0186) | -0,1858*** (-0,015) | -0,0255*** (-0,0067) |
| Sal. Mínimo | -1,4789*** (-0,0111) | -0,9670*** (-0,0046) | -0,7059*** (-0,0059) | -0,3981*** (-0,009) | -0,1766*** (-0,0142) | 1,0362*** (-0,0114) | 0,2772*** (-0,0051) |
| Intercepto | 0,0006 (-0,0248) | 0,7034*** (-0,0102) | 0,8858*** (-0,0132) | 1,1815*** (-0,0201) | 1,9190*** (-0,0318) | 0,4878*** (-0,0256) | 0,4115*** (-0,0114) |
| <i>N</i> | 120203 | 120203 | 120203 | 120203 | 120203 | 120203 | 120203 |
| <i>r</i> ² | 0,2921 | 0,4573 | 0,3643 | 0,3215 | 0,264 | 0,1715 | 0,075 |
| <i>F</i> | 2479,3614 | 5062,9459 | 3444,3708 | 2847,862 | 2155,7891 | 1243,8292 | 486,9244 |

Fonte: Estimacões dos autores/ microdados IBGE/PNAD.

Erros padrões entre parênteses. * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$.

Tabela A3: Coeficientes das regressões RIF por quantis e medidas de desigualdade - 2013

| | q10 | q25 | q50 | q75 | q90 | variância | coef. de Gini |
|-----------------------|-------------------------|-------------------------|-------------------------|-------------------------|-------------------------|-------------------------|-------------------------|
| Fundamental 1 | 0,1051*** (-0,0077) | 0,0237*** (-0,005) | 0,0524*** (-0,0077) | 0,0658*** (-0,0129) | 0,039 (-0,0216) | -0,1408*** (-0,0164) | 0,0022 (-0,0077) |
| Fundamental 2 | 0,1590*** (-0,0079) | 0,0616*** (-0,0052) | 0,1330*** (-0,008) | 0,1895*** (-0,0133) | 0,2004*** (-0,0223) | -0,1075*** (-0,0169) | 0,0241** (-0,008) |
| Médio | 0,1894*** (-0,0074) | 0,1277*** (-0,0048) | 0,3069*** (-0,0075) | 0,4752*** (-0,0125) | 0,4669*** (-0,0209) | 0,0006 (-0,0158) | 0,0545*** (-0,0075) |
| Superior | 0,1662*** (-0,0088) | 0,2018*** (-0,0057) | 0,7043*** (-0,0089) | 1,6631*** (-0,0148) | 2,3060*** (-0,0249) | 0,9629*** (-0,0188) | 0,4355*** (-0,0089) |
| 25-34 anos | 0,0156* (-0,0062) | 0,0499*** (-0,004) | 0,1937*** (-0,0062) | 0,2355*** (-0,0104) | 0,1341*** (-0,0174) | 0,0736*** (-0,0132) | -0,0055 (-0,0062) |
| 35-44 anos | 0,0380*** (-0,0063) | 0,0782*** (-0,0041) | 0,2954*** (-0,0064) | 0,4325*** (-0,0107) | 0,4233*** (-0,0179) | 0,2156*** (-0,0135) | 0,0603*** (-0,0064) |
| 45-54 anos | 0,0386*** (-0,0067) | 0,0968*** (-0,0044) | 0,3335*** (-0,0068) | 0,5221*** (-0,0113) | 0,5818*** (-0,019) | 0,3315*** (-0,0144) | 0,0988*** (-0,0068) |
| 55-65 anos | 0,0329*** (-0,008) | 0,1053*** (-0,0052) | 0,3486*** (-0,0081) | 0,5815*** (-0,0135) | 0,7495*** (-0,0226) | 0,4760*** (-0,0171) | 0,1627*** (-0,0081) |
| Mulher | -0,002 (-0,0042) | -0,0025 (-0,0027) | -0,1674*** (-0,0042) | -0,2511*** (-0,0071) | -0,3002*** (-0,0119) | -0,0859*** (-0,009) | -0,0665*** (-0,0042) |
| Negro/pardo | -0,005 (-0,0041) | -0,0252*** (-0,0027) | -0,0773*** (-0,0042) | -0,1643*** (-0,0069) | -0,2370*** (-0,0116) | -0,1303*** (-0,0088) | -0,0561*** (-0,0041) |
| Indústria | 0,2085*** (-0,0105) | 0,1088*** (-0,0069) | 0,1511*** (-0,0106) | 0,0552** (-0,0177) | -0,0389 (-0,0297) | -0,3545*** (-0,0225) | -0,0697*** (-0,0106) |
| Adm. Pública | 0,2826*** (-0,0124) | 0,1757*** (-0,0081) | 0,3015*** (-0,0126) | 0,5336*** (-0,021) | 0,6540*** (-0,0351) | -0,1090*** (-0,0266) | 0,0056 (-0,0125) |
| Comércio/Serviços | 0,1887*** (-0,0103) | 0,0927*** (-0,0068) | 0,1384*** (-0,0105) | 0,1056*** (-0,0174) | 0,0214 (-0,0292) | -0,3690*** (-0,0221) | -0,0807*** (-0,0104) |
| Informal | -0,2278*** (-0,0053) | 0,0465*** (-0,0035) | 0,0740*** (-0,0054) | 0,0363*** (-0,009) | -0,0203 (-0,0151) | 0,1498*** (-0,0114) | 0,0193*** (-0,0054) |
| Conta. Própria | -0,2627*** (-0,0053) | 0,0392*** (-0,0034) | 0,1424*** (-0,0053) | 0,1735*** (-0,0089) | 0,0785*** (-0,0149) | 0,3838*** (-0,0113) | 0,0110* (-0,0053) |
| Norte | 0,0986*** (-0,0083) | 0,0657*** (-0,0054) | 0,0517*** (-0,0084) | 0,0609*** (-0,014) | 0,0660** (-0,0234) | -0,1677*** (-0,0177) | -0,0192* (-0,0083) |
| Centro-Oeste | 0,1822*** (-0,0079) | 0,1072*** (-0,0052) | 0,1469*** (-0,008) | 0,1395*** (-0,0133) | 0,1896*** (-0,0223) | -0,0521** (-0,0169) | 0,0343*** (-0,0079) |
| Sudeste | 0,1605*** (-0,0053) | 0,1100*** (-0,0034) | 0,1203*** (-0,0053) | 0,0515*** (-0,0089) | -0,0002 (-0,0148) | -0,1439*** (-0,0112) | -0,0220*** (-0,0053) |
| Sul | 0,1472*** (-0,0068) | 0,1371*** (-0,0044) | 0,1439*** (-0,0068) | 0,0526*** (-0,0114) | -0,0376* (-0,0191) | -0,1341*** (-0,0144) | -0,0397*** (-0,0068) |
| Sal. Mínimo | -0,7394*** (-0,0052) | -0,8947*** (-0,0034) | -0,6884*** (-0,0053) | -0,4616*** (-0,0088) | -0,2635*** (-0,0147) | 0,7882*** (-0,0111) | 0,2255*** (-0,0052) |
| Intercepto | 1,0503*** (-0,0136) | 1,3316*** (-0,0089) | 1,4050*** (-0,0137) | 1,7147*** (-0,0229) | 2,4160*** (-0,0383) | 0,6321*** (-0,029) | 0,4041*** (-0,0137) |
| <i>N</i> | 117813 | 117813 | 117813 | 117813 | 117813 | 117813 | 117813 |
| <i>r</i> ² | 0,3024 | 0,5005 | 0,327 | 0,2708 | 0,1799 | 0,1258 | 0,0618 |
| <i>F</i> | 2552,8821 | 5901,4588 | 2861,8426 | 2187,2678 | 1292,0308 | 847,6321 | 387,9999 |

Fonte: Estimacões dos autores/ microdados IBGE/PNAD.

Erros padrões entre parênteses. * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$.

CAPÍTULO III - DECOMPONDO O DIFERENCIAL REGIONAL DE SALÁRIOS ENTRE SUDESTE E NORDESTE: UMA APLICAÇÃO DA ABORDAGEM QUANTÍLICA INCONDICIONAL

1. INTRODUÇÃO

O presente artigo investiga o hiato salarial entre regiões brasileiras baseado na ideia de que estas diferenças podem ser explicadas por disparidades na composição de características dos trabalhadores e por diferenças nos retornos (preços) associados a estas características. Tendo como foco as diferenças salariais entre as regiões Sudeste e Nordeste, na análise aplica-se um método de regressão quantílica incondicional e decompõe o diferencial em diferentes decis da distribuição dos salários, seguindo o método proposto por Firpo *et al.* (2007).

Na literatura econômica, duas abordagens clássicas se apresentam na explicação das disparidades de renda e rendimentos entre regiões de um mesmo país. Uma delas postula a existência de segmentação dos mercados de trabalho regionais em função da heterogeneidade no desenvolvimento. Outra argumenta que, em equilíbrio, os diferenciais regionais de salários são explicados pela existência de prêmios compensatórios baseados nas diferenças de custo de vida e fatores não-pecuniários, próprios de cada região. Nesse contexto, desvios do equilíbrio podem surgir em decorrência de choques de demanda (Blackaby e Manning, 1990).

No Brasil, predomina na literatura recente abordagens baseadas na teoria de capital humano, em que as desigualdades regionais traduzem simplesmente as desigualdades de renda individuais que, por sua vez, são determinadas pelos atributos produtivos da força de trabalho em cada região, principalmente educação. Essa abordagem pode ser identificada, por exemplo, nos textos de Pessoa (2001), Salvato *et al.* (2010) e Barros (2011). Abordagens alternativas, que apontaram para a importância das heterogeneidades regionais, podem ser vistas em Savedoff (1990) e Menezes e Azzoni (2006).

Na literatura internacional, alguns estudos empíricos adotaram a ideia de que não apenas as distribuições de características individuais seriam importantes para explicar as diferenças regionais, mas também a forma como tais características são remuneradas em cada região. Farber e Newman (1989) sugerem que o estudo apropriado das diferenças regionais de rendimentos deve tratar os salários como o produto de um vetor de características e seus respectivos preços, permitindo a distinção entre fatores permanentes de longo prazo e choques

estocásticos de curto prazo. Seguindo essa abordagem, López-Bazo e Montellón (2012) realizaram uma decomposição de diferenciais de rendimentos por regiões na Espanha; Pereira e Galego (2014) estudaram as diferenças regionais de salários entre regiões em Portugal; e Herrera-Idárraga *et al.* (2015) aplicam o método de decomposição para avaliar o quanto do diferencial regional de salários na Colômbia podem ser explicados pelas diferenças de escolaridade e formalização no mercado de trabalho.

No presente estudo, a estratégia empírica consiste em avaliar o diferencial de rendimentos do trabalho entre as regiões por um método de decomposição microeconômica, empregando modelos de equações de rendimentos para a média e para diferentes quantis da distribuição destes rendimentos. Dessa forma, os diferenciais de salários são decompostos em termos das diferenças regionais na distribuição de atributos produtivos, como escolaridade, características demográficas e alocação setorial, e em termos de diferenças na estrutura de rendimentos (preços ou retornos destes atributos). Para isso, aplica-se o modelo de decomposição com base em regressões quantílicas incondicionais proposto por Firpo *et al.* (2007 e 2009), também apresentado em Fortin *et al.* (2011), que generaliza a abordagem tradicional de decomposição da média estabelecida por Oaxaca (1973) e Blinder (1973).

Dadas as possibilidades da metodologia adotada, os resultados mostram que as diferenças nos atributos produtivos de trabalhadores nas regiões Nordeste e Sudeste possuem um elevado poder de explicação sobre a desigualdade de salários entre as duas regiões. Esse resultado é bastante condizente com as hipóteses recentes acerca dos diferenciais regionais de renda baseados nas diferenças de capital humano entre as regiões. Porém, a contribuição das diferenças na *estrutura salarial* também se mostrou relevante, com destaque para os retornos educacionais, o que incorpora novas evidências ao estudo das desigualdades regionais.

Além dessa introdução o artigo está organizado da seguinte forma. Uma breve revisão da literatura está apresentada na seção dois.. Na terceira seção tem-se uma análise descritiva com base na amostra empregada no trabalho, destacando os diferenciais na distribuição de salários entre o Sudeste e o Nordeste, e ressaltando-se as principais diferenças de características dos trabalhadores de ambas as regiões. Grande ênfase é dada à quarta seção, porque nela será exposta a metodologia de análise adotada com base na decomposição e no método de regressões quantílicas incondicionais. Na quinta seção apresenta-se e discute-se os resultados da decomposição, enquanto a sexta e última seção expõe as considerações finais do trabalho.

2. UMA BREVE REVISÃO DA LITERATURA

De modo geral, a literatura que se dedicou a estudar e discutir diferenças regionais de salários são guiadas por algumas ideias principais. A mais clássica delas afirma que em mercados de trabalho relativamente homogêneos e com mobilidade do fator trabalho, as diferenças salariais entre regiões podem existir como forma de equilibrar diferenças em termos do custo de vida e em atributos não-pecuniários que afetam a utilidade de trabalhadores e lucros das firmas (Blackaby e Manning, 1990). O modelo competitivo que ampara essas suposições sugere que o retorno de características dos trabalhadores tende a convergir entre diferentes regiões na ausência de informações imperfeitas, barreiras à mobilidade e distúrbios estocásticos persistentes (Farber and Newman, 1989).

Abordagens alternativas, mesmo que derivadas da abordagem competitiva clássica, também possuem um papel importante na literatura. Farber e Newman (1989) recorrem ao modelo de *salário eficiência* para justificar diferenças salariais entre trabalhadores idênticos. Dado que esse modelo oferece uma explicação para a persistência de diferenciais interindustriais de salários e, assumindo que a estrutura industrial difere entre regiões, potencialmente tem-se diferenças regionais de salários.

Sob o ponto de vista empírico, em um modelo simples de determinação de salários existem dois determinantes primários para as diferenças regionais de salários: i) diferenças na distribuição de características individuais, de trabalhadores e firmas, e ii) a forma como estas características são remuneradas em cada região, ou seja, a estrutura salarial.

Ao estudarem as diferenças salariais entre regiões americanas, Gerking e Weirick (1983) concluem que os diferenciais são explicados exclusivamente por diferenças nas características. Por outro lado, Farber e Newman (1987) sugerem que as diferenças nos retornos podem ser tão importantes quanto a heterogeneidade da força de trabalho. Conclusão similar para o diferencial salarial entre Norte e Sul no Reino Unido foi obtida por Blackaby e Manning (1990).

Para compreender o papel desses dois determinantes, muitos estudos adotaram, além da estimação de equações de rendimentos, métodos de decomposição. Motellón *et al.* (2011) analisa o diferencial regional na Espanha adotando a metodologia proposta por DiNardo *et al.* (1996). López-Bazo e Montellón (2012) abordam as diferenças de salários entre regiões da Espanha empregando o método de decomposição com correção para viés de seleção sugerido por Neuman e Oaxaca (2004). Pereira e Galego (2014) estudaram as diferenças regionais de salários entre regiões em Portugal empregando o modelo de

decomposição baseado em regressões quantílicas sugerido inicialmente por Machado e Mata (2005). Herrera-Idárraga *et al.* (2015) aplica o método de decomposição por quantis incondicionais proposto por Firpo *et al.* (2007) para avaliar o quanto do diferencial regional de salários na Colômbia podem ser explicados pelas diferenças de escolaridade e formalização no mercado de trabalho.

No Brasil, predomina na literatura recente abordagens baseadas na teoria de capital humano, em que as desigualdades regionais são determinadas basicamente pela desigualdade na distribuição de atributos produtivos da força de trabalho em cada região.

Savedoff (1990) analisa dados das décadas de 1970 e 1980 e argumenta que explicações tradicionais para os diferenciais regionais de salário no Brasil, como as diferenças nos custos de vida e na composição da força de trabalho (capital humano), seriam responsáveis por apenas parte dos diferenciais, uma vez que as disparidades de rendimentos persistem, mesmo sendo controlados por características pessoais e ocupacionais e ponderando-se pelas diferenças regionais de custo de vida. Esse autor também descarta que diferenciais compensatórios e barreiras à mobilidade de mão-de-obra possam explicar grande parcela do diferencial. Para o autor, os fatores que potencialmente explicam a persistência dos diferenciais regionais de rendimentos estão relacionados ao dinamismo da demanda por trabalho em cada região, o que inclui segmentações intrarregionais derivadas da organização setorial e estratificação do mercado de trabalho.

O texto de Pessoa (2001) propõe uma reflexão sobre o problema da desigualdade regional de renda no Brasil. Sob a consideração das disparidades de renda *per capita*, o autor argumenta que na análise das desigualdades regionais, deve-se considerar a distinção entre dois problemas de natureza distinta. No primeiro a baixa renda *per capita* de uma região em relação às demais é consequência de características embutidas na região. No segundo caso, a renda de determinada região é baixa por características dos moradores daquela região. A distinção empírica entre esses problemas poderia ser feita estudando os diferenciais de renda entre trabalhadores de diferentes regiões, controlando pelas características desses trabalhadores. Para um dado diferencial de renda *per capita* entre as regiões, o problema regional será predominante se os diferenciais de renda entre os trabalhadores com as mesmas características forem persistentes. De outra forma, se após o controle das características dos trabalhadores o diferencial regional de renda reduzir-se significativamente, pode-se inferir que o problema é correlacionado com a região, mas não se trata de um problema genuinamente regional, e sim social.

Adotando-se uma hipótese alternativa, Menezes e Azzoni (2006) buscam identificar o quanto as características regionais contribuem na explicação do diferencial regional de salários. Ao analisarem a convergência de salários entre regiões metropolitanas, eles apontam que diferenças no aparato produtivo entre as regiões, traduzidas principalmente na demanda por trabalho, também são importantes para explicar as disparidades de salários e sua persistência ao longo do tempo.

O estudo de Salvato *et al.* (2010) buscou identificar o quanto o diferencial de renda do trabalho entre as regiões Nordeste e Sudeste (e entre os estados do Ceará e São Paulo) é explicado pelo diferencial de escolaridade da população. A análise empírica emprega o método de DiNardo *et al.* (1996) para construir funções de densidade contrafactuais reponderando os indivíduos da região base (Nordeste) pela distribuição de educação da região a ser comparada (Sudeste). Os resultados mostram que a reponderação pela escolaridade eleva a renda média da região Nordeste em cerca de 50% e que a maior contribuição ocorre no segmento superior da distribuição. Outro fato destacado pelos autores foi que ao estabelecer a distribuição de escolaridade do Sudeste ao Nordeste, mantendo-se a estrutura salarial, a desigualdade de rendimentos torna-se maior.

Barros (2011) adota hipótese semelhante à de Pessoa (2001), afirmando que o que poderia se configurar como um problema regional no Brasil é o relativo atraso observado nos indicadores econômicos e sociais da região Nordeste. O autor defende que a existência de um problema regional se dá quando as oportunidades para indivíduos de características semelhantes não são as mesmas nas diferentes regiões.

3. DADOS E EVIDÊNCIAS PRELIMINARES

Os dados empregados nesse estudo são provenientes da base de microdados da Pesquisa Nacional por Amostras de Domicílios (PNAD), levada a campo anualmente pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE). Microdados de pesquisas amostrais como a PNAD permitem um controle apropriado das diferenças de distribuição de características individuais entre as regiões.

Foram considerados dados em dois períodos diferentes para a composição de uma subamostra relacionada aos objetivos do estudo aqui proposto, os biênios 2002/2003 e 2012/2013. O objetivo, além de avaliar o diferencial de rendimentos em cada período, é poder observar se nesse intervalo de 10 anos houve alguma mudança significativa que explicasse as diferenças regionais. Essa subamostra incluiu indivíduos economicamente ativos residentes

nas duas regiões consideradas, com idade entre 24 e 65 anos, de ambos os sexos, residentes em áreas urbanas e rurais. Entre os ocupados foram considerados indivíduos envolvidos em atividades agrícolas, industriais e dos setores de serviços e comércio. Os ocupados também foram qualificados em empregados formais (com carteira de trabalho assinada), informais (sem carteira de trabalho assinada) ou trabalhadores por conta própria¹⁸. A Tabela 1 apresenta estatísticas descritivas dessa subamostra em cada um dos períodos para ambas as regiões. Uma breve análise desses dados permite ver diferenças importantes entre a força de trabalho das duas regiões.

Tabela 1: Composição da força de trabalho (em %) – Nordeste e Sudeste (2002/2003 e 2012/2013).

| | Nordeste | | Sudeste | |
|---------------------------------------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| | 2002/2003 | 2012/2013 | 2002/2003 | 2012/2013 |
| Nº de observações (amostra/PEA) | 61.708 | 58.655 | 65.414 | 67.252 |
| Ocupação (% da PEA) | 91,0 | 91,8 | 89,3 | 93,8 |
| Escolaridade | | | | |
| Anos de estudo (média) | 4,9 | 7,0 | 7,2 | 8,8 |
| Analf./ Fundam. (1º ciclo) incompleto | 43,7 | 25,7 | 18,4 | 10,3 |
| Fundamental (1º ciclo) completo | 25,0 | 22,7 | 32,6 | 22,0 |
| Fundamental (2º ciclo) completo | 11,1 | 14,9 | 17,2 | 17,8 |
| Médio completo | 17,5 | 31,0 | 24,4 | 39,0 |
| Superior completo | 2,7 | 5,7 | 7,3 | 11,0 |
| Características demográficas | | | | |
| Grupo etário (24-29 anos) | 24,1 | 21,6 | 22,7 | 21,9 |
| Grupo etário (30-39 anos) | 34,1 | 33,4 | 33,4 | 33,4 |
| Grupo etário (40-49 anos) | 23,3 | 25,4 | 26,7 | 25,1 |
| Grupo etário (50-65 anos) | 18,5 | 19,6 | 17,2 | 19,6 |
| Gênero (% feminino) | 37,2 | 40,3 | 42,8 | 43,6 |
| Cor/raça (% pardos negros índios) | 72,5 | 74,3 | 38,7 | 47,9 |
| Distribuição espacial | | | | |
| Zona urbana | 73,6 | 78,6 | 92,5 | 93,6 |
| Área metropolitana | 23,6 | 25,3 | 45,9 | 44,8 |
| Distribuição setorial* | | | | |
| Agricultura | 29,8 | 15,9 | 8,5 | 6,8 |
| Indústria | 20,5 | 21,3 | 32,0 | 32,2 |
| Serviços e comércio | 49,7 | 55,1 | 59,5 | 60,9 |
| Formal | 24,7 | 41,5 | 48,1 | 57,8 |
| Informal | 30,6 | 25,6 | 24,4 | 18,3 |
| Conta própria | 44,7 | 29,5 | 27,4 | 23,8 |

Fonte: Estimções dos autores. Microdados do IBGE/PNAD.

*Apenas para ocupados.

Uma vez que a literatura aponta as disparidades de capital humano como o principal determinante para os diferenciais de salários, caracterizar as diferenças entre as regiões é muito relevante para a presente análise. Considerando-se a amostra analisada, em termos de anos de estudo, a escolaridade média dos indivíduos no Nordeste aumentou de 5

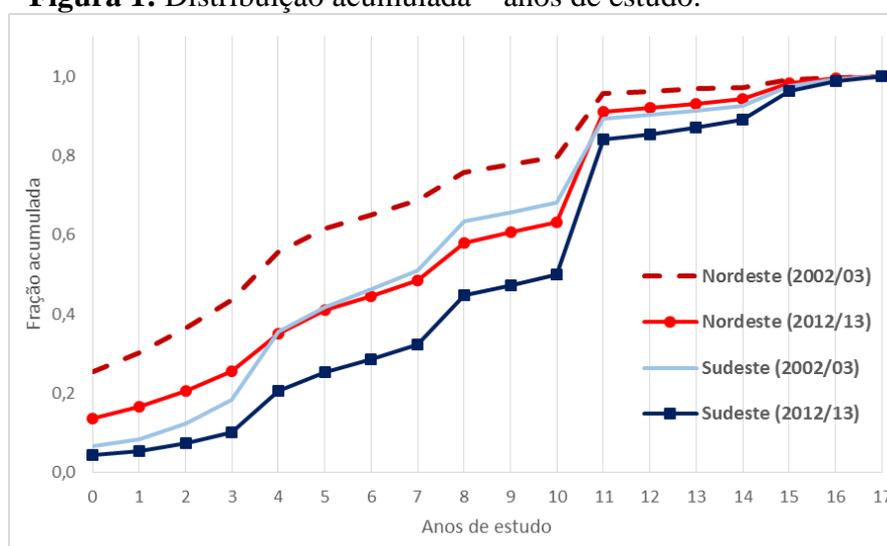
¹⁸ Assim como outros estudos na mesma literatura, não foram considerados funcionários públicos e empregadores, em função das características da formação de salários dessas categorias.

para 7 anos de estudo entre os dois períodos; enquanto que no Sudeste, a média passou de 7 para quase 9 anos.

Na região Nordeste, em 2012/2013, quase 50% da PEA não possuía o ensino fundamental completo, sendo que quase 26% se enquadravam no grupo com escolaridade mais baixa, sem ter concluído pelo menos 4 anos de estudo (o que consideramos como equivalente ao primeiro ciclo do ensino fundamental). No caso da região Sudeste, no mesmo período, o percentual de trabalhadores que não possuíam o ensino fundamental completo era de aproximadamente 32%. Com relação aos níveis de ensino mais elevados, 31% dos nordestinos haviam concluído o ensino médio e apenas 5,7% concluíram o ensino superior. Na região Sudeste, 39% tinham o ensino médio completo e 11% possuía um diploma universitário.

Na Figura 1, a seguir, tem-se a distribuição acumulada de anos de estudo para as duas regiões. No gráfico apresentado é possível ver as diferenças regionais na proporção acumulada, principalmente no segmento de escolaridade mais baixa, e a forma como essa proporção diminui entre os dois períodos. Um destaque pode ser feito para a semelhança das distribuições acumuladas no Nordeste de 2012/2013 com o Sudeste de 2002/2003.

Figura 1: Distribuição acumulada – anos de estudo.



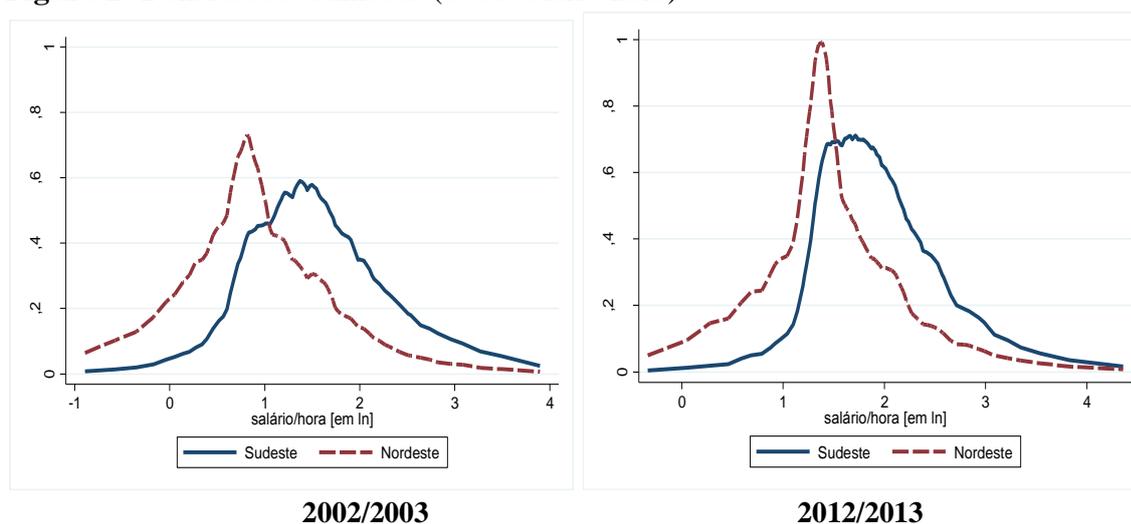
Fonte: Estimativa dos autores. Microdados da PNAD/IBGE.

Dentre as características demográficas, não existem diferenças significativas na distribuição etária, e o que pode ser destacado é o relativo envelhecimento entre os dois períodos considerados. Quanto à participação feminina, esta cresceu ao longo dos dez anos do intervalo, mas permanecendo um pouco maior na região Sudeste. A maior diferença está no percentual de indivíduos que se declararam pardos, negros ou de origem indígena, que corresponde a mais de 70% no Nordeste, enquanto que no Sudeste, apesar do aumento, essa proporção foi inferior à 50%.

Diferenças também podem ser observadas na distribuição da força de trabalho entre locais de residência. No Nordeste, em 2012/2013, mais 20% ainda se encontram em áreas rurais enquanto que no Sudeste essa proporção não chega a 7%. Além de ser mais urbana, a população da região Sudeste também é bastante concentrada nas regiões metropolitanas, que concentrava quase 45%, contra aproximadamente 25% no Nordeste (em 2012/2013).

Com relação a distribuição setorial, o setor de serviços é predominante em ambas as regiões, e apresentou crescimento no período considerado (em 2012/2013, 55% no Nordeste e 61% no Sudeste). As maiores diferenças estão no grande peso relativo do setor agrícola na região Nordeste (16% contra 6,8% no Sudeste em 2012/2013) e o do setor industrial no Sudeste (32% contra 21% no Nordeste, em 2012/2013). Com respeito a formalização, observa-se uma tendência de aumento da formalização, com destaque para o crescimento no Nordeste. Mas ainda assim, em 2012/2013, o Sudeste apresentava uma taxa de formalização bem superior à da região Nordeste (57,8% frente 41,8% em 2012/2013). Com o objetivo de estudar o diferencial de salários, emprega-se a medida do logaritmo (natural) do salário/hora, em que foram considerados os valores referentes aos rendimentos do trabalho único ou principal dos indivíduos, em valores reais¹⁹. O gráfico da Figura 2 mostra funções de densidade estimadas dessa variável de rendimentos para as duas regiões e nos dois biênios considerados.

Figura 2: Densidades estimadas (\ln do salário/hora).



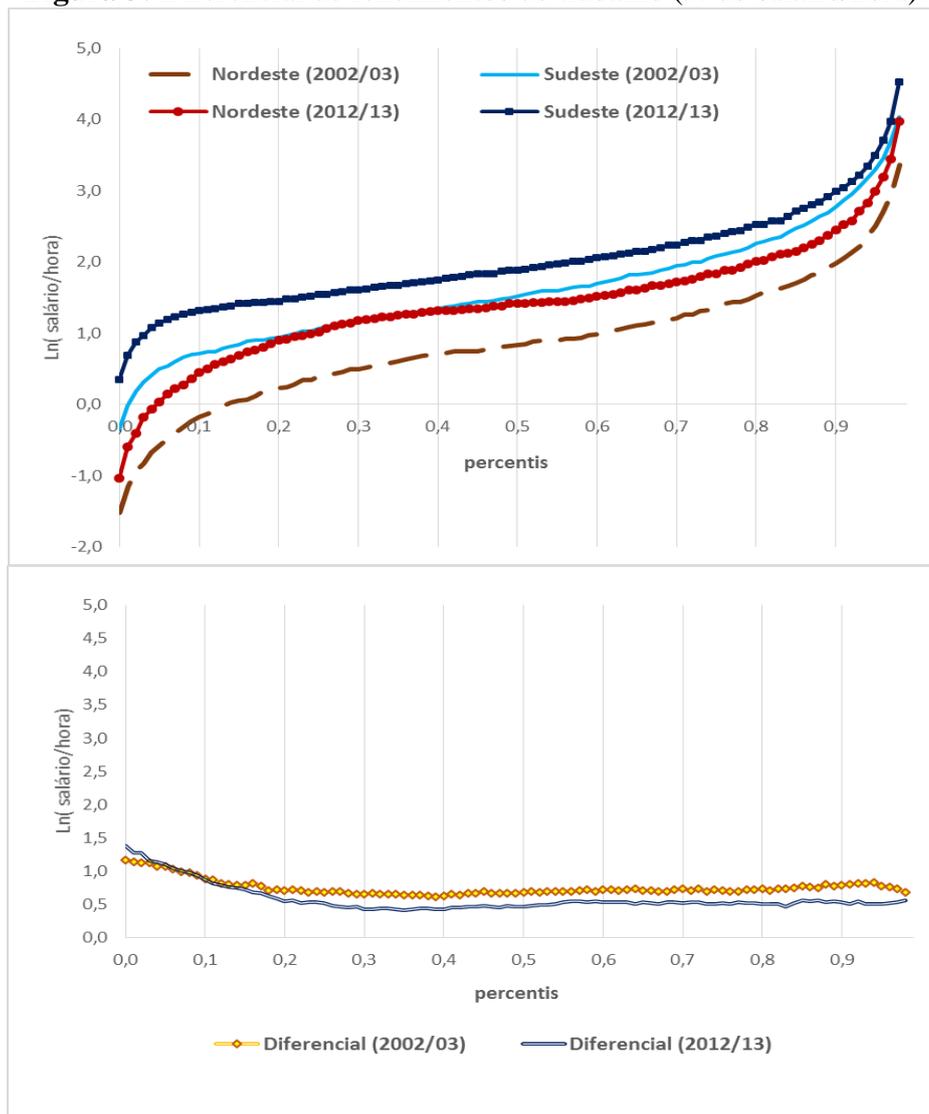
Fonte: Estimativa dos autores. Microdados da PNAD/IBGE.

*Função de Epanechnikov com intervalo de classe de 0,065.

¹⁹Os valores foram atualizados para setembro/outubro de 2013 de acordo com o Índice Nacional de Preços ao Consumidor (INPC) também divulgado pelo IBGE.

Os gráficos da Figura 3 destacam o comportamento dos salários e os diferenciais segundo decis da distribuição. No gráfico superior, é possível ter uma ideia da evolução dos salários ao longo dos decis e a forma como eles evoluíram na década considerada. Uma visualização mais clara dos diferenciais regionais de salários é possível no gráfico inferior, em que é possível notar uma diferença maior nos decis inferiores e certa estabilidade entre os anos considerados.

Figura 3: Diferencial de rendimentos do trabalho (\ln do salário/hora).



Fonte: Estimativa dos autores. Microdados da PNAD/IBGE.

4. METODOLOGIA

Nesta seção descreve-se o método empírico empregado na estimação das equações de rendimentos e na decomposição dos diferenciais de salários entre as regiões.

Tendo como base o modelo de equações de rendimentos mincerianas²⁰, a forma mais simples e popular de obter uma medida do diferencial de rendimentos entre as regiões é estimar uma única equação incorporando *dummies* para cada região. Essa abordagem, no entanto, impõe que os retornos das demais características individuais sejam idênticos entre as regiões. Essa suposição pode ser bastante restritiva, uma vez que exista segmentação regional, trabalhadores com as mesmas características obterão retornos diferenciados entre as regiões.

Uma forma alternativa, e mais adequada de lidar com essa questão, seria estimar uma equação de rendimentos para cada região, de forma que o salário de um indivíduo i na região r seja dado por:

$$y_{ir} = X_{ir}\beta_r + \varepsilon_{ir} \quad [1]$$

Tal que y_{ir} denota o logaritmo do salário/hora do indivíduo i na região r ; o termo X_{ir} é composto por um conjunto de características que supostamente afetam o salário desse indivíduo, incluindo educação, experiência, gênero, cor/raça, setor, entre outras. O coeficiente β_r é o vetor de retornos associados às características X_{ir} . E ε_{ir} é um termo de erro idiossincrático.

Na aplicação do método clássico de Oaxaca-Blinder (Oaxaca, 1973 e Blinder, 1973) para a decomposição da média, a equação [1] é estimada para cada região, o procedimento de análise do diferencial de rendimentos é realizado com a aplicação da decomposição. No presente estudo, utiliza-se uma generalização do método de Oaxaca-Blinder, proposta por Firpo *et al.* (2007). Esse método emprega regressões com base na função de influência recentrada (*RIF*) combinadas com um procedimento de reponderação inspirado em DiNardo *et al.* (1996).

4.1 O método de regressão por quantis incondicionais – o método RIF

Em geral, qualquer estatística da distribuição de uma variável de interesse y , uma medida de posição, dispersão ou desigualdade, pode ser escrita como um funcional $v(F_y)$ da função de distribuição $F_y(y)$. Firpo *et al.* (2006; 2009) apresentam uma abordagem que permite a estimação do efeito de mudanças em um conjunto de covariadas X sobre a estatística $v(F_y)$ da distribuição marginal de y . O método se baseia em regressões recentradas na função de influência – denominada *RIF* (do inglês *recentered influence function*).

Denotada por $IF(y; v, F_y)$, a função de influência de $v(F_y)$ mede o efeito relativo (a influência) de uma pequena perturbação na distribuição de y sobre o resultado da estatística

²⁰MINCER, J..Schooling, Experience and Earnings. National Bureau of Economic Research, 1974.

de interesse. Seja a média, $\mu(F_y)$, a função de influência é dada por $IF(y; \mu, F_y) = y - \mu(F_y)$. Para o caso do τ -ésimo quantil da distribuição, definido como $q_\tau(F_y) = \inf\{y | F(y) \geq \tau\}$, a função de influência é dada por: $IF(y; q_\tau, F_y) = \frac{\tau - \mathbb{I}\{y \leq q_\tau(F_y)\}}{f_y(q_\tau(F_y))}$; sendo que $\mathbb{I}\{y \leq q_\tau(F_y)\}$ é um função indicadora se a variável resposta é menor ou igual ao quantil q_τ , e $f_y(q_\tau(F_y))$ é a função de densidade marginal de y avaliada em q_τ .

A função de influência recentrada é definida como a soma da estatística da distribuição e a sua função de influência, ou seja: $RIF(y; v, F_y) = v(F_y) + IF(y; v, F_y)$. Para a média $\mu(F_y)$, a RIF é dada simplesmente por y , enquanto que para o τ -ésimo quantil, a RIF é dada por:

$$\begin{aligned} RIF(y; q_\tau, F_y) &= q_\tau + \frac{\tau - \mathbb{I}\{y \leq q_\tau(F_y)\}}{f_y(q_\tau(F_y))} \\ &= c_{1\tau} \cdot \mathbb{I}\{y > q_\tau\} + c_{2\tau} \end{aligned} \quad [2]$$

Em que $c_{1\tau} = \frac{1}{f_y(q_\tau)}$ e $c_{2\tau} = q_\tau - c_{1\tau} \cdot (1 - \tau)$.

Uma vez que o valor esperado da função de influência de qualquer estatística da distribuição é, por definição, igual a zero; o valor esperado da RIF correspondente é igual à própria estatística, ou seja, $\mathbb{E}[RIF(y; v, F_y)] = v(F_y)$.²¹

Assumindo que y é observado em associação a um conjunto de covariáveis (X), pode-se modelar a expectativa condicional da $RIF(y; v, F_y)$ em função de X $\mathbb{E}[RIF(y; v, F_y) | X = x]$. Essa expectativa condicional é denominada *regressão RIF* e pode ser analisada como uma regressão quantílica incondicional (Firpo *et al.*, 2006 e 2009).

Com efeito, assumindo que a RIF pode ser aproximada por uma função linear em termos de X , tem-se $RIF(y; v, F_y | X) = X\beta + \varepsilon$. Aplicando a Lei de Expectativas Iteradas e considerando-se a hipótese de que $\mathbb{E}[\varepsilon | X] = 0$, tem-se:

$$v(F_y) = \mathbb{E}_X \left[\mathbb{E}[RIF(y; v, F_y)] \right] = \mathbb{E}[X] \cdot \beta \quad [3]$$

E dessa forma os parâmetros em β podem ser estimados por método de regressão. Do ponto de vista prático, a estimação da regressão RIF para a média da distribuição pode ser

²¹ Uma propriedade importante da função de influência é que, sempre que a frequência e a amplitude dos valores de y são limitados, seu valor esperado é nulo, ou seja, $\int IF(y; v) dF(y) = 0$. Dessa forma $\int RIF(y; v) dF(y) = \int [v(F) + IF(y, v)] \cdot dF(y) = v(F)$.

implementada de forma simples e direta por métodos de regressão linear. No entanto, no caso de quantis da distribuição a implementação não é tão direta. O primeiro passo consiste em computar os quantis amostrais \hat{q}_τ e estimar a função de densidade $\hat{f}_y(\hat{q}_\tau)$, para então computar a *dummy* $\mathbb{1}\{y \leq q_\tau\}$. Com isso, a estimativa para cada observação da $\widehat{RIF}(y, q_y)$ é obtida empregando a equação [2]. O segundo passo é estimar a regressão $RIF(y, q_y)$ sobre o vetor X , o que pode ser feito aplicando o método de MQO²².

Os parâmetros estimados pela regressão RIF possuem uma interpretação condicional e não condicional. No caso da média, a estimação da regressão RIF é equivalente à estimação por MQO. Já a estimação da regressão RIF para quantis não é equivalente à estimação quantílica condicional como a proposta por Koenker e Basset (1978).

No contexto de uma equação de rendimentos, a regressão quantílica condicional provê estimativas do retorno de características individuais, *coeteris paribus*, de forma que esse retorno é variável entre os indivíduos de acordo com o quantil condicional ao qual ele pertence. Por outro lado, regressões quantílicas incondicionais estimam, *coeteris paribus*, o efeito de pequenas mudanças em uma característica dos indivíduos em cada quantil da distribuição, o que permite avaliar o efeito sobre uma variada gama de estatísticas da distribuição dos rendimentos (Fournier e Koske, 2012).

4.2 O método de decomposição

Com foco na decomposição de diferenças na distribuição de rendimentos entre duas regiões, definidas genericamente por A e B , aplica-se um método de decomposição proposto por Firpo *et al.* (2007). Ao generalizar-se a decomposição de Oaxaca-Blinder, pode-se representar a diferença nas distribuições de rendimentos de duas regiões por meio de alguma estatística dessas distribuições. Assim, o diferencial total entre as distribuições é escrito da seguinte forma:

$$\Delta^v = v(F_{y_B}) - v(F_{y_A}) \quad [4]$$

Em que $v(F_{y_r})$, da mesma forma como definido anteriormente, representa uma estatística da distribuição de rendimentos para a região $r = A, B$.

Um método de decomposição típico irá dividir Δ^v em um componente associado a diferenças de características observáveis dos indivíduos e um componente associado a

²²Firpo *et al.* (2009) apresentam métodos alternativos para implementar a estimação. No entanto, em termos práticos, as estimativas são muito próximas, não se observando uma grande vantagem no uso de métodos mais sofisticados.

diferenças na *estrutura salarial* entre as duas regiões. A “chave” para esse procedimento é a construção de uma distribuição contrafactual (F_{y_C}) e, obviamente, da respectiva estatística de interesse $v(F_{y_C})$. Pode-se então simular uma distribuição de rendimentos compondo a *estrutura salarial* da região A e a distribuição de características (observáveis e não observáveis) dos trabalhadores da região B .

Considere esse contrafactual e algumas manipulações algébricas obtém-se:

$$\begin{aligned}\Delta^v &= [v(F_{y_B}) - v(F_{y_C})] + [v(F_{y_C}) - v(F_{y_A})] \\ \Delta^v &= \Delta_S^v + \Delta_X^v\end{aligned}\quad [5]$$

O primeiro termo, Δ_S^v , reflete o efeito das diferenças na *estrutura salarial*, determinada pelos retornos (ou preços) das características consideradas; comumente denominada *efeito preço* ou *estrutura salarial*. O termo Δ_X^v representa as diferenças nas distribuições de características, normalmente denotado por *efeito quantidade* ou *efeito composição*.

Conforme apresentado anteriormente, tomando o valor esperado das funções de influência recentradas e assumindo uma especificação linear,

$$v(F_{y_r}) = \mathbb{E}[RIF(y_r; v_r) | X, R = r] = X_r \beta_r \text{ para } r = A, B \quad [6]$$

para as distribuições observadas e,

$$v(F_{y_C}) = \mathbb{E}[RIF(y_A; v_C) | X, R = B] = X_C \beta_C \quad [7]$$

para a distribuição contrafactual.

Aplica-se a decomposição de Oaxaca-Blinder sob a suposição de linearidade, a expectativa da estatística contrafactual em que se adota a distribuição de características da região B e a *estrutura salarial* da região A é estimada de forma que $\bar{X}_C \hat{\beta}_C = \bar{X}_B \hat{\beta}_A$. No entanto, quando a linearidade não se mantém, essa igualdade não é válida. No contexto da decomposição de Oaxaca para a média, Barsky *et al.* (2002) demonstram que quando a verdadeira esperança condicional não é linear, a decomposição com base em uma regressão linear pode ser tendenciosa. Os autores argumentam que uma das possíveis soluções para esse problema é adotar uma abordagem de reponderação como a proposta por DiNardo *et al.* (1996).

Tendo em vista a sugestão de Barsky *et al.* (2002), Firpo *et al.* (2007) propõem então uma abordagem que combina o método de regressões RIF com reponderações inspiradas na técnica apresentada por DiNardo *et al.* (1996). Essa abordagem estabelece o uso de um fator de reponderação, que pode ser definido por:

$$\psi(X) = \frac{Pr[R = B|X]}{Pr[R = A|X]} \cdot \frac{Pr[R = A]}{Pr[R = B]} \quad [8]$$

Sendo que $Pr[R = r|X]$ é a probabilidade de um trabalhador pertencer à região r dados as suas características X e $Pr[R = r]$ denota a proporção de trabalhadores na região r . Em termos práticos, esse fator de ponderação pode ser computado pela estimação de um modelo de probabilidade para $Pr[R = B|X]$, e usando as probabilidades previstas para calcular o valor de $\hat{\psi}(X)$ para cada observação.

Estimando regressões RIF para as regiões A, B por MQO, tem-se:

$$\hat{\beta}_r = \left(\sum_{i \in r} \hat{\omega}_r \cdot X_i \cdot X_i' \right)^{-1} \cdot \sum_{i \in r} \hat{\omega}_r \cdot \widehat{RIF}(y_{ri}; u_r) \cdot X_i \quad , para r = A, B \quad [9]$$

Tal que $\hat{\omega}_r$ é um fator de ponderação baseado na própria composição da amostra total. E para o contrafactual, considerando-se o fator de reponderação, estima-se:

$$\hat{\beta}_C = \left(\sum_{i \in A} \hat{\psi}(X_i) \cdot X_i \cdot X_i' \right)^{-1} \cdot \sum_{i \in A} \hat{\psi}(X_i) \cdot \widehat{RIF}(y_{Ai}; u_C) \cdot X_i \quad [10]$$

$$\bar{X}_C = \sum_{i \in A} \hat{\psi}(X_i) \cdot X_i$$

sendo $plim(\bar{X}_C) = plim(\bar{X}_B)$. Se a expectativa condicional da $RIF(y_A; u_C)$ dado X é linear, ambas as regressões ponderada e reponderada irão render a mesma estimativa de β_A , ou seja, $plim(\hat{\beta}_C) = plim(\hat{\beta}_A) = \beta_A$. Quando essa expectativa condicional não é linear, as estimativas geralmente irão divergir.

A decomposição em termos dessas estimativas é dada por:

$$\begin{aligned} \hat{\Delta}^v &= [\bar{X}_B \hat{\beta}_B - \bar{X}_C \hat{\beta}_C] + [\bar{X}_C \hat{\beta}_C - \bar{X}_A \hat{\beta}_A] \\ \hat{\Delta}^v &= \hat{\Delta}_S^v + \hat{\Delta}_X^v \end{aligned} \quad [11]$$

A estimativa do *efeito composição* $\hat{\Delta}_X^v$ pode ser dividida em dois componentes em que um termo padrão $(\bar{X}_C - \bar{X}_A) \hat{\beta}_A$ é somado a um erro de especificação $\bar{X}_C (\hat{\beta}_C - \hat{\beta}_A)$, de forma que :

$$\hat{\Delta}_X^v = (\bar{X}_C - \bar{X}_A) \hat{\beta}_A + \bar{X}_C (\hat{\beta}_C - \hat{\beta}_A) \quad [12]$$

Se a especificação linear do modelo é correta, o erro de especificação tende a ser nulo; uma vez que $plim(\hat{\beta}_C) = plim(\hat{\beta}_A)$.

Em termos de uma decomposição detalhada, em que é possível estimar a contribuição de cada variável explicativa $k = 1, \dots, K$, o *efeito composição* pode ser escrito como:

$$\hat{\Delta}_X^v = \sum_{k=1}^K (\bar{X}_{Ck} - \bar{X}_{Ak}) \hat{\beta}_A \quad [13]$$

O efeito da *estrutura salarial* $\hat{\Delta}_S^v$, por sua vez, passa a ser definido por:

$$\hat{\Delta}_S = \bar{X}_B (\hat{\beta}_B - \hat{\beta}_C) + (\bar{X}_B - \bar{X}_C) \hat{\beta}_C \quad [14]$$

O efeito da *estrutura salarial* se reduz ao primeiro termo, uma vez que, considerando grandes amostras e a estimação correta do fator de reponderação, o erro de reponderação tende a ser nulo, uma vez que, se o fator de reponderação é estimado de forma consistente, ou seja, $plim(\bar{X}_C) = plim(\bar{X}_B) \Rightarrow plim(\bar{X}_B - \bar{X}_C) = 0$.

O efeito da *estrutura salarial* também pode ser reescrito em termos de uma decomposição detalhada,

$$\hat{\Delta}_X^v = (\hat{\beta}_{B1} - \hat{\beta}_{C1}) + \sum_{k=2}^K \bar{X}_{Bk} (\hat{\beta}_{Bk} - \hat{\beta}_{Ck}) \quad [15]$$

Nessa expressão, o primeiro elemento corresponde à diferença entre os interceptos das equações para A e B , compondo uma espécie de efeito residual. O segundo termo representa a contribuição dos retornos de cada variável explicativa. Tanto a diferença residual, quanto o efeito da *estrutura salarial* para cada covariada dependem diretamente da escolha do grupo omitido no processo de estimação. Trata-se de uma das deficiências do método de decomposição de OB e que, como argumentado por Fortin *et al.* (2011), não apresenta uma solução geral satisfatória²³.

Uma ressalva importante sobre o método de regressões quantílicas incondicionais fornecem uma estimativa de equilíbrio parcial da variável de interesse, assumindo que mudanças marginais em X não exercem impacto sobre a distribuição conjunta de X e y , significando que as taxas de retorno não variam em resposta a qualquer variação pequena em uma das características em X . O método também assume a forte hipótese de independência entre a heterogeneidade não observada e as características observadas. Embora estas suposições não se sustentem na prática, Fournier e Kosque (2012) argumentam que uma

²³ O problema do “grupo omitido” é comum no caso de variáveis explicativas categóricas. Possíveis correções para essa questão são apontadas por Oaxaca e Ransom (1999) e Yun (2005, 2008).

comparação entre estimativas de diferentes quantis permanece válida, desde que o viés potencial seja o mesmo em toda a população da amostra.

5. RESULTADOS

5.1 Regressões RIF

Foram estimadas regressões RIF para o salário médio e decis da distribuição de rendimentos para as regiões Sudeste e Nordeste nos dois biênios considerados²⁴. Os coeficientes estimados para estas regressões (de acordo com a expressão [9]), são apresentados nas Tabelas A1 a A4, no Apêndice. De modo geral, os coeficientes estimados não contradisseram aos efeitos esperados, seja na média dos salários, ou ao longo dos quantis incondicionais. No entanto, para algumas dessas variáveis, os efeitos não são constantes ao longo da distribuição, o que justifica a análise por regressões quantílicas, além de diferirem entre as duas regiões.

Os coeficientes estimados para os níveis de escolaridade mostram que os retornos educacionais, apesar de serem estritamente positivos (tendo como base indivíduos que não concluíam o 1º ciclo do ensino fundamental), não apresentaram um padrão muito bem definido até o nível de ensino médio completo. Os retornos do ensino médio e do ensino superior se destacam a partir do 5º decil, quando o retorno do ensino superior completo cresce de forma acentuada em relação aos decis da distribuição. Uma comparação entre 2002/2003 e 2012/2013 mostra a redução dos retornos educacionais ao longo do tempo, ao ponto em que nesse segundo biênio, os retornos são maiores na região Nordeste, provavelmente em consequência de uma relativa escassez de oferta de trabalhadores mais qualificados nessa região.

Com relação aos retornos à experiência (mensurados pelo efeito do grupo etário), verifica-se que são crescentes ao longo dos decis. Na comparação temporal, um comportamento diferenciado pode ser observado entre as regiões. Enquanto que nos decis mais altos, os retornos cresceram na região Nordeste, estes apresentaram uma redução no Sudeste. Já as variáveis relacionadas à discriminação (gênero e cor/raça) mostram um maior efeito discriminatório na região Nordeste, principalmente em relação às mulheres nas caudas

²⁴ Para o caso específico das regressões para os decis, foi computada uma função de influência para cada observação da amostra usando estimativas amostrais de q_{τ} . Tais estimativas foram computadas a partir das densidades obtidas empregando a função de KernelEpanechnikov e largura da banda de 0,06.

da distribuição de rendimentos. E estes coeficientes não apresentaram mudanças significativas entre os dois períodos considerados.

Com relação aos diferenciais setoriais, tendo como base o setor de comércio e serviços, não se observa um diferencial significativo para os ocupados no setor industrial. Já para o setor agrícola, o diferencial de rendimentos é negativo, mas decresce em termos absolutos quando se segue para os salários mais elevados. Destaca-se a magnitude da penalidade aos ocupados na agricultura nordestina, principalmente em 2012/2013.

Com relação ao tipo de ocupação, trabalhadores informais e por conta-própria apresentaram diferenciais negativos em relação aos formais, principalmente no Nordeste, e em termos absolutos esse diferencial diminui conforme se avança para decis mais elevados. No caso dos trabalhadores por conta-própria esse diferencial torna-se positivo na cauda superior da distribuição. No Sudeste os trabalhadores por conta-própria apresentaram relativa vantagem sobre os trabalhadores informais, no Nordeste essa vantagem surge apenas a partir do 4º decil.

Por fim, se observa diferenciais negativos para os residentes em zonas rurais (em relação a áreas urbanas) e positivos para os que residem em áreas metropolitanas (em relação aos residentes no interior). Os trabalhadores residentes em áreas rurais do Nordeste são mais penalizados na cauda inferior da distribuição de rendimentos do trabalho, enquanto que os prêmios salariais são maiores para os residentes nas áreas metropolitanas no Sudeste. Entre os dois períodos considerados, poucas mudanças foram observadas nesses diferenciais.

Por fim, o intercepto possui um peso crescente em relação aos quantis, em ambos os períodos e regiões.

5.2 Decomposição dos diferenciais de salários

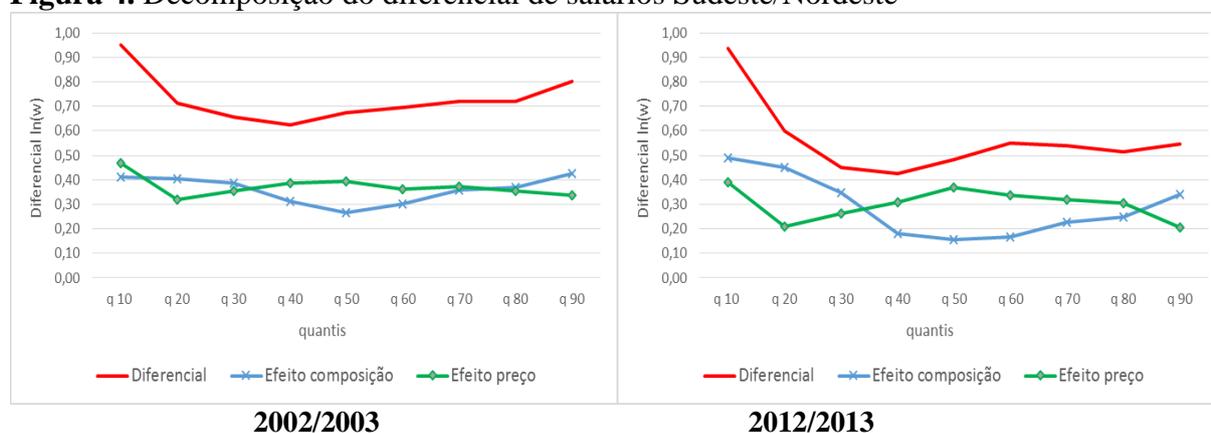
Uma análise das distribuições de características na seção anterior e das equações de rendimentos comentadas acima já fornecem evidências de como as duas regiões diferem não apenas em termos de atributos produtivos dos trabalhadores, mas também em termos da *estrutura salarial*.

Para decompor as diferenças de salários entre as regiões Sudeste e Nordeste, foi aplicado o método de decomposição com base em regressões RIF e o procedimento de construção de uma distribuição contrafactual pelo método de reponderação. A decomposição permite avaliar o quanto do diferencial de salários pode ser atribuído ao *efeito composição*, que capta as diferenças na distribuição de atributos produtivos, e o quanto pode ser explicado por diferenças nas estruturas salariais, ou seja, diferenças nos retornos dos atributos entre as

duas regiões. O método também possibilita uma decomposição detalhada da contribuição de cada variável explicativa em termos dos dois efeitos, nos moldes da decomposição de Oaxaca-Blinder. Os gráficos apresentados nas Figuras 4, 5 e 6 apresentam os resultados da decomposição para o diferencial regional em nove decis da distribuição de salários. Esses resultados também são sumarizados nas Tabelas A3 e A4, no Apêndice.

A Figura 4 mostra o diferencial de salários entre as duas regiões e destaca a decomposição desse diferencial em *efeito composição* e *estrutura salarial*. Ele mostra que ambos os efeitos são positivos, apontam que as diferenças salariais a favor dos indivíduos residentes na região Sudeste são determinadas pelos dois efeitos. Também pode-se verificar que a dominância de um efeito sobre o outro varia de acordo com diferentes pontos da distribuição de rendimentos, justificando a importância da análise quantílica.

Figura 4. Decomposição do diferencial de salários Sudeste/Nordeste



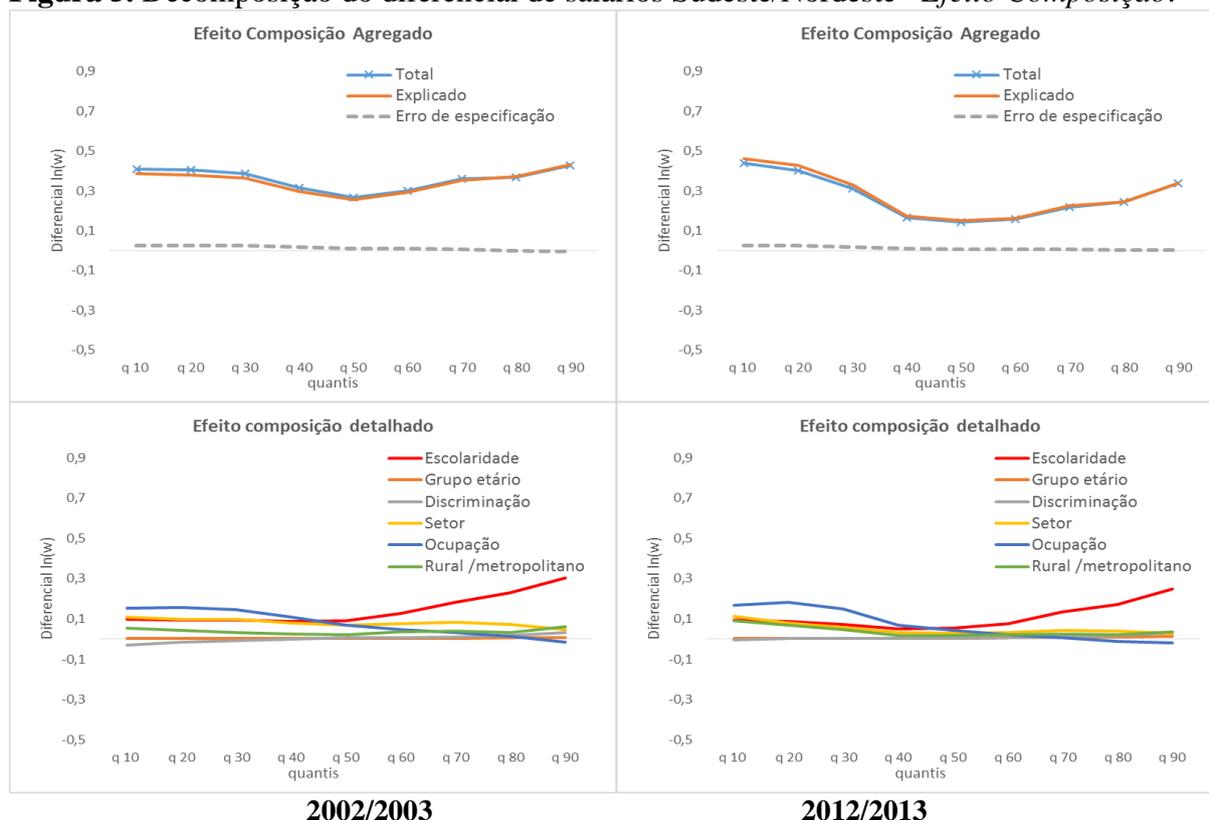
Fonte: Estimções dos autores. Microdados do IBGE/PNAD.

Para 2002/2003, não se observa um padrão claro, com a predominância de um dos efeitos. Em 2012/2013 existe uma prevalência do *efeito composição* nos extremos da distribuição, principalmente na base da distribuição, o que indica que nesse caso as diferenças salariais são melhores explicadas por diferenças nas características dos trabalhadores. Em ambos os períodos, o efeito da *estrutura salarial* foi predominante na parte mais central da distribuição.

A Figura 5 apresenta gráficos que colocam em evidência o *efeito composição*. Os dois gráficos superiores apresentam o *efeito composição* “total” obtido com o procedimento de reponderação e o *efeito composição* “explicado”. Em função do uso do procedimento de reponderação, em cada um desses gráficos também é apresentado o erro de especificação. Os valores desse termo de erro são muito próximos de zero, atestando a boa especificação do modelo e a consistência do *efeito composição* estimado pelo modelo reponderado (Firpo *et al.*, 2007).

De um modo geral, o *efeito composição* mostra que as diferenças em termos de características dos trabalhadores contribuíram de forma significativa para o diferencial de rendimentos, uma vez que o efeito é positivo ao longo de toda a distribuição. No caso dos diferenciais em 2012/2013, tem-se um formato de “U” mais acentuado, apontando novamente que as diferenças de características foram mais importantes na explicação do diferencial de rendimentos nos extremos da distribuição nesse biênio.

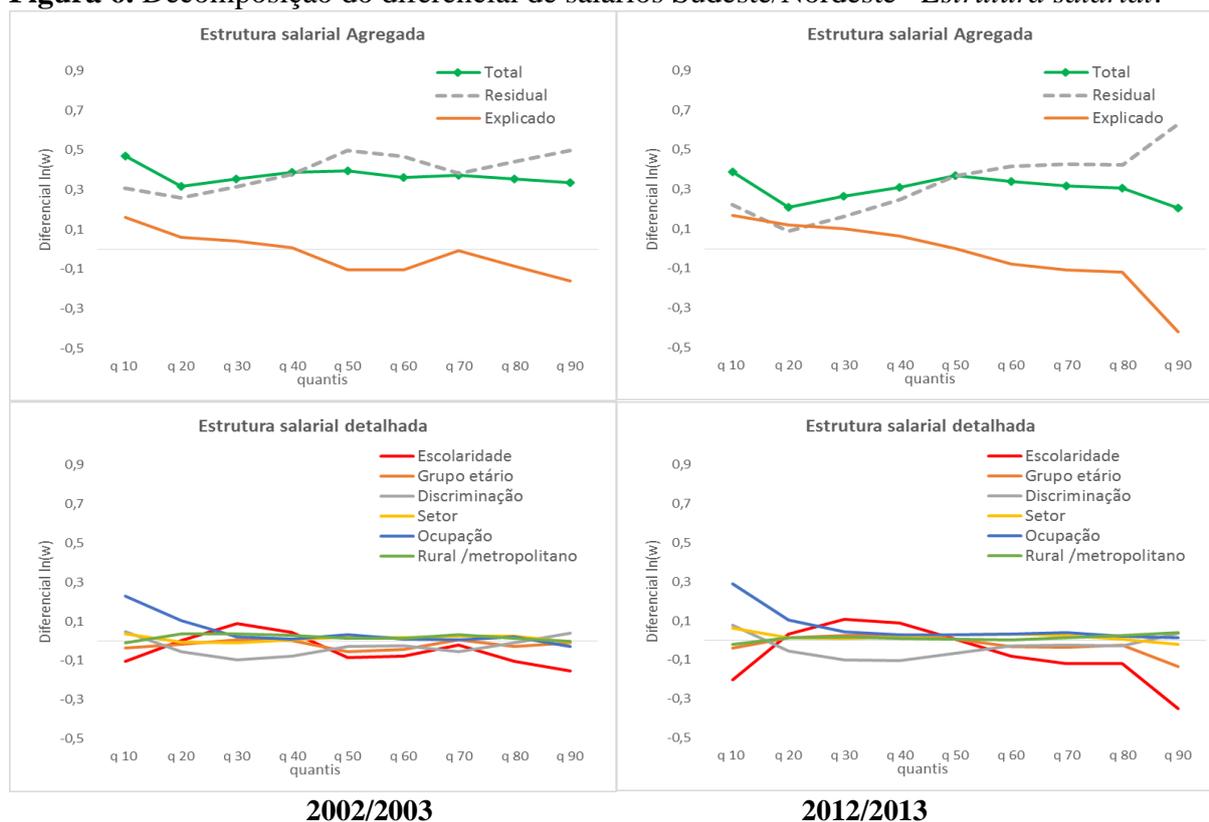
Figura 5. Decomposição do diferencial de salários Sudeste/Nordeste– *Efeito Composição*.



Fonte: Estimções dos autores. Microdados do IBGE/PNAD.

O detalhamento do *efeito composição*, apresentado nos dois gráficos inferiores, mostra que em ambos os períodos a escolaridade e a alocação ocupacional foram os fatores de maior importância. A baixa taxa de formalização dos trabalhadores no Nordeste em relação aos do Sudeste parece ser fundamental para explicar as diferenças de rendimentos nos quantis inferiores. Conforme avançamos para os quantis mais elevados, o efeito da formalização torna-se menos importante e a diferença na escolaridade passa a ser o principal determinante das diferenças salariais entre as regiões.

Por sua vez, o *efeito preço* é apresentado nos gráficos da Figura 6. Novamente, os dois gráficos superiores retratamos efeitos agregados das diferenças na *estrutura salarial* entre as duas regiões. É evidente que as disparidades de retornos também são significativas para explicar as diferenças de rendimentos.

Figura 6. Decomposição do diferencial de salários Sudeste/Nordeste– *Estrutura salarial*.

Fonte: Estimções dos autores. Microdados do IBGE/PNAD.

Nesses gráficos também são destacados dois componentes do efeito da *estrutura salarial*: a parte explicada pelo modelo e a diferença residual, correspondente a diferença entre os interceptos. De um modo geral, a *estrutura salarial* “total” não apresenta um padrão diferenciado entre os decis da distribuição. Já o efeito explicado se apresentou decrescente, enquanto que a diferença residual é crescente ao longo dos decis e de magnitude considerável. Esse comportamento do efeito explicado e do termo residual são mais acentuados no biênio 2012/2013.

Acerca do detalhamento da *estrutura salarial*, novamente os efeitos associados a ocupação e escolaridade se destacam. O *efeito preço* da ocupação, sendo positivo, revela uma contribuição a favor dos trabalhadores na região Sudeste. Contudo, esse efeito é especialmente importante nos primeiros decis da distribuição e, como pode ser visto nas regressões estimadas, decorre de maiores penalidades impostas aos trabalhadores informais e por conta própria no Nordeste. A contribuição do *efeito preço* associado à escolaridade variou entre os decis, mas pode se dar destaque aos pontos em que ele foi negativo, favorável aos trabalhadores residentes no Nordeste. Esse comportamento pode ser relacionado ao diferencial positivo que retornos da educação no Nordeste apresentam em relação ao Sudeste.

Como abordado anteriormente, espera-se retornos mais elevados onde existe uma relativa escassez de trabalhadores mais escolaridades.

6. CONSIDERAÇÕES FINAIS

O presente artigo analisou as diferenças nas distribuições de salários das regiões Nordeste e Sudeste do Brasil em dois biênios distintos, 2002/2003 e 2012/2013. Com inspiração na literatura que aponta que as diferenças regionais de renda são explicadas pelas disparidades na distribuição de atributos produtivos, principalmente educação, o estudo aplicou o método de decomposição com base em regressões RIF apresentado por Firpo *et al.* (2007) para avaliar os determinantes dos diferenciais de rendimentos do trabalho entre as regiões.

Dadas as possibilidades da metodologia adotada, os resultados encontrados mostram que as diferenças em termos de características individuais dos trabalhadores explicam em grande medida o diferencial de rendimentos entre as regiões analisadas. Esse resultado parece corroborar com a hipótese adotada nos trabalhos mais recentes, indicando que políticas com o objetivo de reduzir as diferenças educacionais (de capital humano de modo geral) seriam eficientes no combate às disparidades regionais de renda, especialmente nos estratos mais elevados da distribuição de rendimentos do trabalho. No entanto, os resultados permitem verificar que, garantir a equalização dos níveis de escolaridade da força de trabalho entre as regiões, não necessariamente seria uma ação suficiente para eliminar o diferencial de rendimentos.

Além das variáveis de capital humano, diferenças quanto à formalização apresentaram contribuições importantes para explicar o diferencial de rendimentos nos segmentos inferiores da distribuição. E as diferenças na *estrutura salarial* entre as regiões que, apesar de se apresentarem relativamente menos importantes, não podem ser ignoradas.

REFERÊNCIAS

- BARSKY, R., BOUND, J., CHARLES, K. K., e LUPTON, J. P. Accounting for the black–white wealth gap: a nonparametric approach. **Journal of the American Statistical Association**, v. 97, n. 459, 2002.
- BLACKABY, D. H.; MANNING, D. N. The North-South Divide: Questions of Existence and Stability?. **Economic Journal**, v. 100, n. 401, 1990.
- BARROS, A. R. **Desigualdades regionais no Brasil: natureza, causas, origens e soluções**. 2011.
- BLINDER, A. Wage Discrimination: Reduced Form and Structural Estimates. **Journal of Human Resources**, 1973.
- DINARDO, J; FORTIN, N. M.; LEMIEUX, T. Labor Market Institutions and the Distribution of Wages, 1973-1992: A Semiparametric Approach. **Econometrica**, 64, 1996.
- FARBER, S. C.; NEWMAN, R. J. Regional wage differentials and the spatial convergence of worker characteristic prices. **The Review of Economics and Statistics**, 1989.
- _____. Accounting for South/non-South real wage differentials and for changes in those differentials over time. **The Review of Economics and Statistics**, , 1987.
- FIRPO, S.; FORTIN, N.; LEMIEUX, T. Unconditional Quantile Regressions. *Mimeo*. University of British Columbia e Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, 2006.
- _____. Decomposing wage distributions using recentered influence function regressions. *Mimeo*. University of British Columbia, 2007.
- _____. Unconditional Quantile Regressions, **Econometrica** 77(3) 2009.
- FORTIN, N.; LEMIEUX, T.; FIRPO, S.. Decomposition methods in economics. **Handbook of labor economics**, v. 4, 2011.
- FOURNIER, J.; KOSKE, I. Less income inequality and more growth—Are they compatible? Part 7. The drivers of labour earnings inequality—An analysis based on conditional and unconditional quantile regressions. **OECD Economics Department Working Papers**, n. 930, OECD Publishing, 2012.
- GERKING, S. D.; WEIRICK, W. N. Compensating differences and interregional wage differentials. **The Review of Economics and Statistics**, 1983.
- HERRERA-IDÁRRAGA, P.; LÓPEZ-BAZO, E.; MOTELLÓN CORRAL, E. Regional wage gaps, education, and informality in an emerging country. The case of Colombia. **IREA—Working Papers**, 2015, IR15/009, 2015.
- KOENKER, R. *Quantile regression*. Cambridge university press, 2005.
- _____. R. e BASSETT JR, G. Regression quantiles. **Econometrica: journal of the Econometric Society**, 1978.
- LÓPEZ-BASO, E.; MOTELLÓN E. Human capital and regional wage gaps. **Regional Studies**, 46, 2012.
- MACHADO, J. A. F.; MATA, J. Counterfactual decomposition of changes in wage distributions using quantile regression. **Journal of applied Econometrics**, v. 20, n. 4, 2005.

- MENEZES, T. A.; AZZONI, C. R. Convergência de salários entre as regiões metropolitanas brasileiras: custo de vida e aspectos de demanda e oferta de trabalho. **Pesquisa e planejamento econômico**, v. 36, n. 3, 2006.
- MOTELLÓN, E.; LÓPEZ-BAZO, E.; EL-ATTAR, M.. Regional heterogeneity in wage distributions: evidence from Spain. **Journal of Regional Science**, v. 51, n. 3, 2011.
- NEUMAN, S.; e OAXACA R. Wage decompositions with selectivity-corrected wage equations: A methodological note. **The Journal of Economic Inequality**, v. 2, n. 1, 2004.
- OAXACA, R. L. Male-Female Wage Differentials in Urban Labor Markets. **International Economic Review**, 14(3), 1973.
- OAXACA, R. L.; RANSOM, M. R. Identification in detailed wage decompositions. **Review of Economics and Statistics**, v. 81, n. 1, 1999.
- PEREIRA J.; GALEGO A. Inter-regional wage differentials in Portugal: An analysis across the wage distribution. **Regional Studies**, 48, 2014.
- PESSOA, S. Existe um problema de desigualdade regional no Brasil. **Encontro Nacional de Economia**, v. 29, 2001.
- SALVATO, M. A.; FERREIRA, P. C.; DUARTE, A. J. M.. O impacto da escolaridade sobre a distribuição de renda. **Estudos Econômicos**, São Paulo, v. 40, n. 4, 2010.
- SAVEDOFF, William D. Os diferenciais regionais de salários no Brasil: segmentação versus dinamismo da demanda. **Pesquisa e Planejamento Econômico**, v. 20, n. 3, 1990.
- YUN, M. A simple solution to the identification problem in detailed wage decompositions. **Economic inquiry**, v. 43, n. 4, 2005.
- YUN, M. Identification problem and detailed Oaxaca decomposition: a general solution and inference. **Journal of economic and social measurement**, v. 33, n. 1, 2008.

APÊNDICE

Tabela A1: Coeficientes das regressões RIF - Nordeste (2002/2003)

| | <i>MQO</i> | <i>q10</i> | <i>q20</i> | <i>q30</i> | <i>q40</i> | <i>q50</i> | <i>q60</i> | <i>q70</i> | <i>q80</i> | <i>q90</i> |
|--------------------------------|----------------------|----------------------|----------------------|----------------------|----------------------|----------------------|----------------------|----------------------|----------------------|----------------------|
| <i>Fund. 1º ciclo completo</i> | 0,200*** (0,009) | 0,248*** (0,020) | 0,214*** (0,014) | 0,198*** (0,011) | 0,160*** (0,008) | 0,139*** (0,007) | 0,172*** (0,009) | 0,209*** (0,011) | 0,198*** (0,014) | 0,168*** (0,018) |
| <i>Fundamental completo</i> | 0,386*** (0,012) | 0,370*** (0,028) | 0,337*** (0,019) | 0,325*** (0,015) | 0,279*** (0,010) | 0,275*** (0,009) | 0,348*** (0,012) | 0,445*** (0,015) | 0,450*** (0,019) | 0,462*** (0,025) |
| <i>Médio completo</i> | 0,713*** (0,011) | 0,442*** (0,025) | 0,454*** (0,017) | 0,460*** (0,013) | 0,430*** (0,010) | 0,465*** (0,009) | 0,651*** (0,011) | 0,923*** (0,014) | 1,092*** (0,017) | 1,193*** (0,023) |
| <i>Superior completo</i> | 1,723*** (0,021) | 0,479*** (0,049) | 0,517*** (0,034) | 0,553*** (0,026) | 0,540*** (0,019) | 0,640*** (0,017) | 1,026*** (0,021) | 1,662*** (0,027) | 2,441*** (0,033) | 4,023*** (0,045) |
| <i>Idade 30-34 anos</i> | 0,096*** (0,010) | 0,035 (0,024) | 0,039* (0,016) | 0,051*** (0,012) | 0,053*** (0,009) | 0,073*** (0,008) | 0,092*** (0,010) | 0,136*** (0,013) | 0,145*** (0,016) | 0,175*** (0,022) |
| <i>Idade 35-39 anos</i> | 0,177*** (0,010) | 0,100*** (0,025) | 0,094*** (0,017) | 0,098*** (0,013) | 0,091*** (0,009) | 0,108*** (0,008) | 0,156*** (0,010) | 0,229*** (0,014) | 0,264*** (0,016) | 0,305*** (0,022) |
| <i>Idade 40-44 anos</i> | 0,194*** (0,011) | 0,145*** (0,026) | 0,124*** (0,018) | 0,113*** (0,014) | 0,094*** (0,010) | 0,118*** (0,009) | 0,169*** (0,011) | 0,246*** (0,015) | 0,266*** (0,018) | 0,320*** (0,024) |
| <i>Idade 45-49 anos</i> | 0,255*** (0,012) | 0,163*** (0,029) | 0,152*** (0,020) | 0,145*** (0,015) | 0,131*** (0,011) | 0,156*** (0,010) | 0,214*** (0,012) | 0,322*** (0,016) | 0,385*** (0,019) | 0,457*** (0,026) |
| <i>Idade 50-54 anos</i> | 0,270*** (0,013) | 0,168*** (0,031) | 0,170*** (0,021) | 0,177*** (0,016) | 0,152*** (0,012) | 0,175*** (0,011) | 0,231*** (0,013) | 0,331*** (0,017) | 0,360*** (0,021) | 0,445*** (0,028) |
| <i>Idade 55-65 anos</i> | 0,198*** (0,013) | 0,059* (0,029) | 0,049* (0,020) | 0,099*** (0,015) | 0,113*** (0,011) | 0,135*** (0,010) | 0,196*** (0,012) | 0,291*** (0,016) | 0,323*** (0,020) | 0,377*** (0,027) |
| <i>Gênero (mulher=1)</i> | -0,371*** (0,007) | -0,544*** (0,017) | -0,441*** (0,012) | -0,316*** (0,009) | -0,217*** (0,006) | -0,185*** (0,006) | -0,250*** (0,007) | -0,303*** (0,009) | -0,320*** (0,011) | -0,414*** (0,016) |
| <i>Cor (Negro / Pardo=1)</i> | -0,072*** (0,007) | -0,003 (0,017) | -0,025* (0,012) | -0,033*** (0,009) | -0,035*** (0,006) | -0,046*** (0,006) | -0,061*** (0,007) | -0,078*** (0,009) | -0,097*** (0,011) | -0,159*** (0,016) |
| <i>Agrícola</i> | -0,427*** (0,011) | -0,587*** (0,025) | -0,477*** (0,017) | -0,448*** (0,013) | -0,351*** (0,009) | -0,318*** (0,008) | -0,371*** (0,010) | -0,418*** (0,014) | -0,405*** (0,017) | -0,313*** (0,023) |
| <i>Indústria</i> | -0,062*** (0,009) | -0,136*** (0,020) | -0,029* (0,014) | 0,002 (0,011) | 0,029*** (0,008) | 0,013 (0,007) | -0,027** (0,009) | -0,047*** (0,011) | -0,099*** (0,014) | -0,149*** (0,019) |
| <i>Informal</i> | -0,299*** (0,009) | -0,300*** (0,021) | -0,449*** (0,015) | -0,524*** (0,011) | -0,449*** (0,008) | -0,332*** (0,007) | -0,306*** (0,009) | -0,282*** (0,012) | -0,208*** (0,014) | -0,113*** (0,019) |
| <i>Conta própria</i> | -0,285*** (0,009) | -0,678*** (0,021) | -0,645*** (0,014) | -0,556*** (0,011) | -0,393*** (0,008) | -0,225*** (0,007) | -0,126*** (0,009) | -0,068*** (0,011) | 0,008 (0,014) | 0,121*** (0,019) |
| <i>Zona Rural</i> | -0,051*** (0,009) | -0,120*** (0,022) | -0,068*** (0,015) | -0,062*** (0,011) | -0,041*** (0,008) | -0,018* (0,007) | -0,041*** (0,009) | -0,041*** (0,012) | -0,028 (0,015) | -0,055** (0,020) |
| <i>Área Metropolitana</i> | 0,113*** (0,008) | 0,100*** (0,020) | 0,100*** (0,014) | 0,075*** (0,010) | 0,055*** (0,007) | 0,061*** (0,007) | 0,094*** (0,008) | 0,116*** (0,011) | 0,103*** (0,013) | 0,178*** (0,018) |
| <i>Intercepto</i> | 0,969*** (0,013) | 0,294*** (0,032) | 0,714*** (0,022) | 0,918*** (0,017) | 0,978*** (0,012) | 0,949*** (0,011) | 1,015*** (0,013) | 1,104*** (0,018) | 1,296*** (0,021) | 1,609*** (0,029) |
| <i>N</i> | 54080 | 54111 | 54111 | 54111 | 54111 | 54111 | 54111 | 54111 | 54111 | 54111 |
| <i>r2</i> | 0,331 | 0,092 | 0,150 | 0,211 | 0,255 | 0,246 | 0,243 | 0,220 | 0,220 | 0,206 |
| <i>F</i> | 1483,088 | 304,651 | 530,650 | 805,278 | 1029,415 | 981,445 | 965,139 | 918,159 | 849,541 | 779,831 |

Fonte: Estimacões dos autores/ microdados IBGE/PNAD.

Erros padrões entre parênteses. * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$.

Tabela A2: Coeficientes das regressões RIF - Sudeste (2002/2003)

| | <i>MQO</i> | <i>q10</i> | <i>q20</i> | <i>q30</i> | <i>q40</i> | <i>q50</i> | <i>q60</i> | <i>q70</i> | <i>q80</i> | <i>q90</i> |
|---------------------------------|----------------------------|----------------------------|----------------------------|----------------------------|----------------------------|----------------------------|----------------------------|----------------------------|----------------------------|----------------------------|
| <i>Fund. 1º ciclo completo</i> | 0,105*** (0,010) | 0,114*** (0,010) | 0,099*** (0,008) | 0,111*** (0,009) | 0,099*** (0,010) | 0,091*** (0,010) | 0,095*** (0,011) | 0,080*** (0,014) | 0,061*** (0,016) | 0,031 (0,025) |
| <i>Fundamental completo</i> | 0,226*** (0,011) | 0,208*** (0,010) | 0,193*** (0,009) | 0,212*** (0,010) | 0,202*** (0,010) | 0,202*** (0,011) | 0,220*** (0,012) | 0,210*** (0,015) | 0,177*** (0,017) | 0,160*** (0,027) |
| <i>Médio completo</i> | 0,415*** (0,010) | 0,259*** (0,010) | 0,283*** (0,008) | 0,356*** (0,009) | 0,381*** (0,010) | 0,399*** (0,010) | 0,446*** (0,011) | 0,481*** (0,014) | 0,460*** (0,016) | 0,457*** (0,025) |
| <i>Superior completo</i> | 1,156*** (0,012) | 0,336*** (0,012) | 0,412*** (0,010) | 0,588*** (0,011) | 0,716*** (0,012) | 0,854*** (0,013) | 1,076*** (0,014) | 1,395*** (0,017) | 1,682*** (0,020) | 2,432*** (0,031) |
| <i>Idade 30-34 anos</i> | 0,112*** (0,009) | 0,018* (0,009) | 0,027*** (0,007) | 0,057*** (0,008) | 0,087*** (0,009) | 0,106*** (0,009) | 0,123*** (0,010) | 0,142*** (0,012) | 0,152*** (0,014) | 0,198*** (0,022) |
| <i>Idade 35-39 anos</i> | 0,168*** (0,009) | 0,035*** (0,009) | 0,059*** (0,008) | 0,087*** (0,008) | 0,127*** (0,009) | 0,155*** (0,009) | 0,199*** (0,011) | 0,225*** (0,013) | 0,230*** (0,015) | 0,274*** (0,023) |
| <i>Idade 40-44 anos</i> | 0,175*** (0,010) | 0,042*** (0,009) | 0,062*** (0,008) | 0,100*** (0,009) | 0,132*** (0,009) | 0,154*** (0,010) | 0,194*** (0,011) | 0,225*** (0,013) | 0,239*** (0,015) | 0,301*** (0,024) |
| <i>Idade 45-49 anos</i> | 0,188*** (0,010) | 0,028*** (0,010) | 0,065*** (0,008) | 0,101*** (0,009) | 0,142*** (0,009) | 0,166*** (0,010) | 0,217*** (0,011) | 0,249*** (0,014) | 0,273*** (0,016) | 0,376*** (0,025) |
| <i>Idade 50-54 anos</i> | 0,218*** (0,011) | 0,028*** (0,010) | 0,059*** (0,009) | 0,107*** (0,010) | 0,143*** (0,010) | 0,186*** (0,011) | 0,250*** (0,012) | 0,299*** (0,015) | 0,320*** (0,017) | 0,444*** (0,027) |
| <i>Idade 55-65 anos</i> | 0,214*** (0,010) | 0,019 (0,010) | 0,058*** (0,008) | 0,097*** (0,009) | 0,141*** (0,010) | 0,178*** (0,011) | 0,234*** (0,012) | 0,278*** (0,014) | 0,329*** (0,016) | 0,458*** (0,026) |
| <i>Gênero (mulher=1)</i> | -0,295*** (0,006) | -0,148*** (0,006) | -0,179*** (0,005) | -0,255*** (0,005) | -0,299*** (0,006) | -0,317*** (0,006) | -0,318*** (0,007) | -0,333*** (0,008) | -0,302*** (0,009) | -0,323*** (0,015) |
| <i>Cor (Negro Pardo=1)</i> | -0,142*** (0,005) | -0,061*** (0,005) | -0,077*** (0,004) | -0,099*** (0,005) | -0,109*** (0,005) | -0,118*** (0,006) | -0,131*** (0,006) | -0,157*** (0,008) | -0,181*** (0,009) | -0,247*** (0,014) |
| <i>Agrícola</i> | -0,197*** (0,013) | -0,256*** (0,012) | -0,241*** (0,010) | -0,237*** (0,012) | -0,226*** (0,012) | -0,207*** (0,013) | -0,204*** (0,015) | -0,181*** (0,018) | -0,117*** (0,020) | -0,041 (0,032) |
| <i>Indústria</i> | 0,051*** (0,006) | 0,048*** (0,006) | 0,051*** (0,005) | 0,070*** (0,006) | 0,067*** (0,006) | 0,064*** (0,006) | 0,055*** (0,007) | 0,049*** (0,008) | 0,027*** (0,010) | 0,028 (0,016) |
| <i>Informal</i> | -0,117*** (0,007) | -0,264*** (0,007) | -0,163*** (0,006) | -0,120*** (0,007) | -0,094*** (0,007) | -0,065*** (0,008) | -0,037*** (0,008) | -0,010 (0,010) | 0,007 (0,012) | 0,022 (0,019) |
| <i>Conta própria</i> | 0,005 (0,007) | -0,220*** (0,006) | -0,095*** (0,005) | -0,004 (0,006) | 0,032*** (0,006) | 0,077*** (0,007) | 0,133*** (0,008) | 0,197*** (0,009) | 0,230*** (0,011) | 0,209*** (0,017) |
| <i>Zona Rural</i> | -0,164*** (0,012) | -0,193*** (0,012) | -0,141*** (0,010) | -0,152*** (0,011) | -0,146*** (0,012) | -0,136*** (0,013) | -0,111*** (0,014) | -0,112*** (0,017) | -0,092*** (0,020) | -0,103*** (0,031) |
| <i>Área Metropolitana</i> | 0,135*** (0,006) | 0,056*** (0,005) | 0,068*** (0,005) | 0,081*** (0,005) | 0,071*** (0,005) | 0,082*** (0,006) | 0,076*** (0,006) | 0,091*** (0,008) | 0,127*** (0,009) | 0,232*** (0,014) |
| <i>Intercepto</i> | 1,672*** (0,013) | 1,259*** (0,012) | 1,345*** (0,010) | 1,423*** (0,012) | 1,513*** (0,012) | 1,625*** (0,013) | 1,677*** (0,014) | 1,798*** (0,018) | 1,989*** (0,020) | 2,287*** (0,032) |
| <i>N</i> | 60491 | 60491 | 60491 | 60491 | 60491 | 60491 | 60491 | 60491 | 60491 | 60491 |
| <i>r2</i> | 0,267 | 0,123 | 0,144 | 0,164 | 0,179 | 0,191 | 0,2 | 0,206 | 0,21 | 0,178 |
| <i>F</i> | 1226,555 | 470,067 | 563,947 | 657,907 | 733,082 | 792,771 | 842,12 | 871,968 | 892,865 | 728,742 |

Fonte: Estimacões dos autores/ microdados IBGE/PNAD.

Erros padrões entre parênteses. * p < 0.05, ** p < 0.01, *** p < 0.001.

Tabela A3: Coeficientes das regressões RIF - Nordeste (2012/2013)

| | <i>MQO</i> | <i>q10</i> | <i>q20</i> | <i>q30</i> | <i>q40</i> | <i>q50</i> | <i>q60</i> | <i>q70</i> | <i>q80</i> | <i>q90</i> |
|--------------------------------|----------------------|----------------------|----------------------|----------------------|----------------------|----------------------|----------------------|----------------------|----------------------|----------------------|
| <i>Fund. 1º ciclo completo</i> | 0,165*** (0,010) | 0,309*** (0,026) | 0,225*** (0,016) | 0,157*** (0,011) | 0,086*** (0,006) | 0,081*** (0,006) | 0,094*** (0,008) | 0,139*** (0,012) | 0,139*** (0,015) | 0,149*** (0,024) |
| <i>Fundamental completo</i> | 0,283*** (0,012) | 0,410*** (0,031) | 0,368*** (0,019) | 0,282*** (0,013) | 0,153*** (0,007) | 0,150*** (0,007) | 0,186*** (0,009) | 0,281*** (0,014) | 0,299*** (0,018) | 0,336*** (0,029) |
| <i>Médio completo</i> | 0,502*** (0,011) | 0,586*** (0,028) | 0,510*** (0,017) | 0,418*** (0,012) | 0,263*** (0,006) | 0,280*** (0,006) | 0,371*** (0,008) | 0,590*** (0,013) | 0,684*** (0,016) | 0,790*** (0,026) |
| <i>Superior completo</i> | 1,278*** (0,017) | 0,686*** (0,045) | 0,676*** (0,028) | 0,601*** (0,019) | 0,439*** (0,010) | 0,530*** (0,010) | 0,802*** (0,013) | 1,482*** (0,021) | 2,083*** (0,026) | 3,358*** (0,042) |
| <i>Idade 30-34 anos</i> | 0,080*** (0,011) | 0,029 (0,029) | 0,059** (0,018) | 0,040** (0,012) | 0,034*** (0,007) | 0,058*** (0,007) | 0,079*** (0,008) | 0,135*** (0,013) | 0,142*** (0,016) | 0,177*** (0,027) |
| <i>Idade 35-39 anos</i> | 0,137*** (0,011) | 0,076* (0,030) | 0,100*** (0,019) | 0,087*** (0,013) | 0,063*** (0,007) | 0,091*** (0,007) | 0,125*** (0,009) | 0,204*** (0,014) | 0,221*** (0,017) | 0,276*** (0,028) |
| <i>Idade 40-44 anos</i> | 0,151*** (0,012) | 0,112*** (0,032) | 0,114*** (0,020) | 0,095*** (0,013) | 0,070*** (0,007) | 0,098*** (0,007) | 0,134*** (0,009) | 0,230*** (0,014) | 0,251*** (0,018) | 0,293*** (0,029) |
| <i>Idade 45-49 anos</i> | 0,186*** (0,013) | 0,132*** (0,033) | 0,144*** (0,021) | 0,102*** (0,014) | 0,078*** (0,008) | 0,098*** (0,008) | 0,148*** (0,010) | 0,254*** (0,015) | 0,302*** (0,019) | 0,358*** (0,031) |
| <i>Idade 50-54 anos</i> | 0,200*** (0,014) | 0,100** (0,036) | 0,134*** (0,023) | 0,095*** (0,015) | 0,079*** (0,008) | 0,114*** (0,008) | 0,165*** (0,010) | 0,285*** (0,016) | 0,337*** (0,021) | 0,436*** (0,034) |
| <i>Idade 55-65 anos</i> | 0,195*** (0,013) | -0,014 (0,035) | 0,076*** (0,022) | 0,083*** (0,015) | 0,081*** (0,008) | 0,122*** (0,008) | 0,169*** (0,010) | 0,307*** (0,016) | 0,363*** (0,020) | 0,556*** (0,033) |
| <i>Gênero (mulher=1)</i> | -0,322*** (0,008) | -0,598*** (0,020) | -0,415*** (0,012) | -0,262*** (0,008) | -0,134*** (0,005) | -0,136*** (0,005) | -0,200*** (0,006) | -0,290*** (0,009) | -0,320*** (0,011) | -0,381*** (0,019) |
| <i>Cor (Negro Pardo=1)</i> | -0,068*** (0,008) | -0,060** (0,021) | -0,066*** (0,013) | -0,045*** (0,009) | -0,027*** (0,005) | -0,028*** (0,005) | -0,042*** (0,006) | -0,077*** (0,009) | -0,109*** (0,012) | -0,170*** (0,019) |
| <i>Agrícola</i> | -0,486*** (0,012) | -0,990*** (0,031) | -0,682*** (0,019) | -0,457*** (0,013) | -0,247*** (0,007) | -0,237*** (0,007) | -0,288*** (0,009) | -0,390*** (0,014) | -0,379*** (0,018) | -0,328*** (0,029) |
| <i>Indústria</i> | -0,020* (0,009) | -0,038 (0,023) | 0,022 (0,014) | 0,049*** (0,009) | 0,037*** (0,005) | 0,026*** (0,005) | -0,007 (0,007) | -0,036*** (0,010) | -0,064*** (0,013) | -0,097*** (0,021) |
| <i>Informal</i> | -0,230*** (0,009) | -0,409*** (0,024) | -0,621*** (0,015) | -0,556*** (0,010) | -0,282*** (0,006) | -0,190*** (0,005) | -0,138*** (0,007) | -0,105*** (0,011) | -0,045*** (0,014) | -0,059** (0,022) |
| <i>Conta própria</i> | -0,267*** (0,009) | -0,878*** (0,023) | -0,793*** (0,014) | -0,597*** (0,010) | -0,265*** (0,005) | -0,144*** (0,005) | -0,042*** (0,007) | 0,046*** (0,010) | 0,140*** (0,013) | 0,205*** (0,021) |
| <i>Zona Rural</i> | -0,131*** (0,010) | -0,400*** (0,027) | -0,252*** (0,017) | -0,156*** (0,011) | -0,056*** (0,006) | -0,035*** (0,006) | -0,030*** (0,008) | -0,027* (0,012) | -0,032* (0,015) | -0,075** (0,025) |
| <i>Área Metropolitana</i> | 0,099*** (0,008) | 0,122*** (0,022) | 0,132*** (0,014) | 0,094*** (0,009) | 0,041*** (0,005) | 0,049*** (0,005) | 0,069*** (0,006) | 0,083*** (0,010) | 0,066*** (0,013) | 0,103*** (0,020) |
| <i>Intercepto</i> | 1,419*** (0,015) | 0,921*** (0,039) | 1,300*** (0,024) | 1,458*** (0,016) | 1,401*** (0,009) | 1,403*** (0,009) | 1,392*** (0,011) | 1,438*** (0,018) | 1,616*** (0,022) | 1,904*** (0,036) |
| <i>N</i> | 51841 | 51841 | 51841 | 51841 | 51841 | 51841 | 51841 | 51841 | 51841 | 51841 |
| <i>r2</i> | 0,279 | 0,138 | 0,221 | 0,266 | 0,246 | 0,21 | 0,192 | 0,183 | 0,179 | 0,153 |
| <i>F</i> | 1113,09 | 461,889 | 817,25 | 1042,003 | 938,501 | 767,372 | 681,935 | 643,682 | 628,555 | 519,553 |

Fonte: Estimacões dos autores/ microdados IBGE/PNAD.

Erros padrões entre parênteses. * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$.

Tabela A4: Coeficientes das regressões RIF - Sudeste (2012/2013)

| | <i>MQO</i> | <i>q10</i> | <i>q20</i> | <i>q30</i> | <i>q40</i> | <i>q50</i> | <i>q60</i> | <i>q70</i> | <i>q80</i> | <i>q90</i> |
|--------------------------------|----------------------------|----------------------------|----------------------------|----------------------------|----------------------------|----------------------------|----------------------------|----------------------------|----------------------------|----------------------------|
| <i>Fund. 1º ciclo completo</i> | 0,105*** (0,010) | 0,114*** (0,010) | 0,099*** (0,008) | 0,111*** (0,009) | 0,099*** (0,010) | 0,091*** (0,010) | 0,095*** (0,011) | 0,080*** (0,014) | 0,061*** (0,016) | 0,031 (0,025) |
| <i>Fundamental completo</i> | 0,226*** (0,011) | 0,208*** (0,010) | 0,193*** (0,009) | 0,212*** (0,010) | 0,202*** (0,010) | 0,202*** (0,011) | 0,220*** (0,012) | 0,210*** (0,015) | 0,177*** (0,017) | 0,160*** (0,027) |
| <i>Médio completo</i> | 0,415*** (0,010) | 0,259*** (0,010) | 0,283*** (0,008) | 0,356*** (0,009) | 0,381*** (0,010) | 0,399*** (0,010) | 0,446*** (0,011) | 0,481*** (0,014) | 0,460*** (0,016) | 0,457*** (0,025) |
| <i>Superior completo</i> | 1,156*** (0,012) | 0,336*** (0,012) | 0,412*** (0,010) | 0,588*** (0,011) | 0,716*** (0,012) | 0,854*** (0,013) | 1,076*** (0,014) | 1,395*** (0,017) | 1,682*** (0,020) | 2,432*** (0,031) |
| <i>Idade 30-34 anos</i> | 0,112*** (0,009) | 0,018* (0,009) | 0,027*** (0,007) | 0,057*** (0,008) | 0,087*** (0,009) | 0,106*** (0,009) | 0,123*** (0,010) | 0,142*** (0,012) | 0,152*** (0,014) | 0,198*** (0,022) |
| <i>Idade 35-39 anos</i> | 0,168*** (0,009) | 0,035*** (0,009) | 0,059*** (0,008) | 0,087*** (0,008) | 0,127*** (0,009) | 0,155*** (0,009) | 0,199*** (0,011) | 0,225*** (0,013) | 0,230*** (0,015) | 0,274*** (0,023) |
| <i>Idade 40-44 anos</i> | 0,175*** (0,010) | 0,042*** (0,009) | 0,062*** (0,008) | 0,100*** (0,009) | 0,132*** (0,009) | 0,154*** (0,010) | 0,194*** (0,011) | 0,225*** (0,013) | 0,239*** (0,015) | 0,301*** (0,024) |
| <i>Idade 45-49 anos</i> | 0,188*** (0,010) | 0,028** (0,010) | 0,065*** (0,008) | 0,101*** (0,009) | 0,142*** (0,009) | 0,166*** (0,010) | 0,217*** (0,011) | 0,249*** (0,014) | 0,273*** (0,016) | 0,376*** (0,025) |
| <i>Idade 50-54 anos</i> | 0,218*** (0,011) | 0,028** (0,010) | 0,059*** (0,009) | 0,107*** (0,010) | 0,143*** (0,010) | 0,186*** (0,011) | 0,250*** (0,012) | 0,299*** (0,015) | 0,320*** (0,017) | 0,444*** (0,027) |
| <i>Idade 55-65 anos</i> | 0,214*** (0,010) | 0,019 (0,010) | 0,058*** (0,008) | 0,097*** (0,009) | 0,141*** (0,010) | 0,178*** (0,011) | 0,234*** (0,012) | 0,278*** (0,014) | 0,329*** (0,016) | 0,458*** (0,026) |
| <i>Gênero (mulher=1)</i> | -0,295*** (0,006) | -0,148*** (0,006) | -0,179*** (0,005) | -0,255*** (0,005) | -0,299*** (0,006) | -0,317*** (0,006) | -0,318*** (0,007) | -0,333*** (0,008) | -0,302*** (0,009) | -0,323*** (0,015) |
| <i>Cor (Negro Pardo=1)</i> | -0,142*** (0,005) | -0,061*** (0,005) | -0,077*** (0,004) | -0,099*** (0,005) | -0,109*** (0,005) | -0,118*** (0,006) | -0,131*** (0,006) | -0,157*** (0,008) | -0,181*** (0,009) | -0,247*** (0,014) |
| <i>Agrícola</i> | -0,197*** (0,013) | -0,256*** (0,012) | -0,241*** (0,010) | -0,237*** (0,012) | -0,226*** (0,012) | -0,207*** (0,013) | -0,204*** (0,015) | -0,181*** (0,018) | -0,117*** (0,020) | -0,041 (0,032) |
| <i>Indústria</i> | 0,051*** (0,006) | 0,048*** (0,006) | 0,051*** (0,005) | 0,070*** (0,006) | 0,067*** (0,006) | 0,064*** (0,006) | 0,055*** (0,007) | 0,049*** (0,008) | 0,027** (0,010) | 0,028 (0,016) |
| <i>Informal</i> | -0,117*** (0,007) | -0,264*** (0,007) | -0,163*** (0,006) | -0,120*** (0,007) | -0,094*** (0,007) | -0,065*** (0,008) | -0,037*** (0,008) | -0,010 (0,010) | 0,007 (0,012) | 0,022 (0,019) |
| <i>Conta própria</i> | 0,005 (0,007) | -0,220*** (0,006) | -0,095*** (0,005) | -0,004 (0,006) | 0,032*** (0,006) | 0,077*** (0,007) | 0,133*** (0,008) | 0,197*** (0,009) | 0,230*** (0,011) | 0,209*** (0,017) |
| <i>Zona Rural</i> | -0,164*** (0,012) | -0,193*** (0,012) | -0,141*** (0,010) | -0,152*** (0,011) | -0,146*** (0,012) | -0,136*** (0,013) | -0,111*** (0,014) | -0,112*** (0,017) | -0,092*** (0,020) | -0,103*** (0,031) |
| <i>Área Metropolitana</i> | 0,135*** (0,006) | 0,056*** (0,005) | 0,068*** (0,005) | 0,081*** (0,005) | 0,071*** (0,005) | 0,082*** (0,006) | 0,076*** (0,006) | 0,091*** (0,008) | 0,127*** (0,009) | 0,232*** (0,014) |
| <i>Intercepto</i> | 1,672*** (0,013) | 1,259*** (0,012) | 1,345*** (0,010) | 1,423*** (0,012) | 1,513*** (0,012) | 1,625*** (0,013) | 1,677*** (0,014) | 1,798*** (0,018) | 1,989*** (0,020) | 2,287*** (0,032) |
| <i>N</i> | 60491 | 60491 | 60491 | 60491 | 60491 | 60491 | 60491 | 60491 | 60491 | 60491 |
| <i>r2</i> | 0,267 | 0,123 | 0,144 | 0,164 | 0,179 | 0,191 | 0,2 | 0,206 | 0,21 | 0,178 |
| <i>F</i> | 1226,555 | 470,067 | 563,947 | 657,907 | 733,082 | 792,771 | 842,12 | 871,968 | 892,865 | 728,742 |

Fonte: Estimacões dos autores/ microdados IBGE/PNAD.

Erros padrões entre parênteses. * p < 0.05, ** p < 0.01, *** p < 0.001.

Tabela A5: Resultados da decomposição do diferencial regional de salários: Sudeste - Nordeste (2002/2003).

| | <i>MQO</i> | <i>q 10</i> | <i>q 20</i> | <i>q 30</i> | <i>q 40</i> | <i>q 50</i> | <i>q 60</i> | <i>q 70</i> | <i>q 80</i> | <i>q 90</i> |
|---|------------|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|
| <i>ln(w) Sudeste</i> | 1,594 | 0,710 | 0,939 | 1,154 | 1,323 | 1,491 | 1,664 | 1,911 | 2,203 | 2,717 |
| <i>ln(w) Nordeste</i> | 0,838 | -0,239 | 0,226 | 0,499 | 0,698 | 0,817 | 0,970 | 1,190 | 1,482 | 1,914 |
| <i>Diferencial</i> | 0,756 | 0,949 | 0,713 | 0,655 | 0,625 | 0,674 | 0,694 | 0,720 | 0,722 | 0,803 |
| <i>Efeito composição</i> | 0,364 | 0,410 | 0,404 | 0,387 | 0,314 | 0,265 | 0,301 | 0,359 | 0,369 | 0,426 |
| <i>Estrutura salarial (Efeito preço)</i> | 0,382 | 0,468 | 0,318 | 0,356 | 0,387 | 0,393 | 0,362 | 0,373 | 0,353 | 0,336 |
| <i>Efeito composição detalhado</i> | | | | | | | | | | |
| <i>Escolaridade</i> | 0,167 | 0,097 | 0,094 | 0,094 | 0,085 | 0,090 | 0,128 | 0,184 | 0,229 | 0,304 |
| <i>Grupo etário</i> | 0,004 | 0,004 | 0,004 | 0,002 | 0,002 | 0,002 | 0,003 | 0,004 | 0,005 | 0,006 |
| <i>Discriminação</i> | 0,004 | -0,031 | -0,017 | -0,007 | 0,000 | 0,005 | 0,007 | 0,010 | 0,015 | 0,032 |
| <i>Setor</i> | 0,083 | 0,108 | 0,098 | 0,096 | 0,079 | 0,070 | 0,076 | 0,083 | 0,074 | 0,047 |
| <i>Ocupação</i> | 0,076 | 0,154 | 0,158 | 0,145 | 0,108 | 0,067 | 0,046 | 0,032 | 0,013 | -0,016 |
| <i>Rural /metropolitano</i> | 0,041 | 0,052 | 0,041 | 0,033 | 0,023 | 0,020 | 0,034 | 0,040 | 0,034 | 0,060 |
| <i>Efeito preço detalhado</i> | | | | | | | | | | |
| <i>Escolaridade</i> | 0,222 | -0,106 | 0,000 | 0,089 | 0,044 | -0,087 | -0,078 | -0,019 | -0,106 | -0,155 |
| <i>Grupo etário</i> | -0,023 | -0,038 | -0,017 | 0,005 | 0,002 | -0,055 | -0,044 | 0,004 | -0,028 | -0,009 |
| <i>Discriminação</i> | -0,028 | 0,045 | -0,056 | -0,099 | -0,080 | -0,029 | -0,024 | -0,055 | -0,011 | 0,039 |
| <i>Setor</i> | 0,012 | 0,037 | -0,006 | -0,011 | 0,004 | 0,021 | 0,016 | 0,026 | 0,024 | -0,007 |
| <i>Ocupação</i> | 0,040 | 0,230 | 0,102 | 0,021 | 0,010 | 0,030 | 0,010 | 0,007 | 0,021 | -0,029 |
| <i>Rural /metropolitano</i> | 0,111 | -0,010 | 0,036 | 0,037 | 0,027 | 0,015 | 0,014 | 0,031 | 0,013 | 0,000 |
| <i>Intercepto</i> | 0,048 | 0,308 | 0,258 | 0,314 | 0,380 | 0,499 | 0,467 | 0,381 | 0,440 | 0,498 |

Fonte: Estimações dos autores/ microdados IBGE/PNAD.

Tabela A6: Resultados da decomposição do diferencial regional de salários: Sudeste - Nordeste (2012/2013).

| | <i>MQO</i> | <i>q 10</i> | <i>q 20</i> | <i>q 30</i> | <i>q 40</i> | <i>q 50</i> | <i>q 60</i> | <i>q 70</i> | <i>q 80</i> | <i>q 90</i> |
|---|------------|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|
| <i>ln(w) Sudeste</i> | 1,997 | 1,296 | 1,453 | 1,610 | 1,734 | 1,898 | 2,040 | 2,237 | 2,483 | 2,922 |
| <i>ln(w) Nordeste</i> | 1,400 | 0,361 | 0,855 | 1,160 | 1,309 | 1,416 | 1,491 | 1,698 | 1,968 | 2,374 |
| <i>Diferencial</i> | 0,597 | 0,935 | 0,598 | 0,449 | 0,426 | 0,482 | 0,549 | 0,539 | 0,515 | 0,548 |
| <i>Efeito composição</i> | 0,290 | 0,488 | 0,451 | 0,349 | 0,182 | 0,156 | 0,167 | 0,228 | 0,247 | 0,339 |
| <i>Estrutura salarial (Efeito preço)</i> | 0,316 | 0,389 | 0,208 | 0,264 | 0,308 | 0,370 | 0,339 | 0,319 | 0,305 | 0,206 |
| <i>Efeito composição detalhado</i> | | | | | | | | | | |
| <i>Escolaridade</i> | 0,115 | 0,095 | 0,087 | 0,073 | 0,049 | 0,055 | 0,077 | 0,133 | 0,172 | 0,247 |
| <i>Grupo etário</i> | 0,006 | 0,002 | 0,003 | 0,003 | 0,002 | 0,003 | 0,005 | 0,008 | 0,010 | 0,014 |
| <i>Discriminação</i> | 0,008 | -0,003 | 0,004 | 0,003 | 0,003 | 0,003 | 0,005 | 0,011 | 0,019 | 0,033 |
| <i>Setor</i> | 0,054 | 0,111 | 0,081 | 0,057 | 0,032 | 0,030 | 0,033 | 0,042 | 0,038 | 0,029 |
| <i>Ocupação</i> | 0,064 | 0,168 | 0,182 | 0,148 | 0,070 | 0,042 | 0,022 | 0,006 | -0,014 | -0,021 |
| <i>Urbano/metropolitano</i> | 0,043 | 0,091 | 0,069 | 0,046 | 0,018 | 0,016 | 0,020 | 0,023 | 0,020 | 0,035 |
| <i>Efeito preço detalhado</i> | | | | | | | | | | |
| <i>Escolaridade</i> | 0,140 | -0,204 | 0,032 | 0,108 | 0,087 | 0,005 | -0,082 | -0,121 | -0,121 | -0,351 |
| <i>Grupo etário</i> | -0,016 | -0,039 | 0,014 | 0,024 | 0,027 | 0,004 | -0,034 | -0,036 | -0,024 | -0,135 |
| <i>Discriminação</i> | -0,034 | 0,079 | -0,054 | -0,102 | -0,104 | -0,067 | -0,028 | -0,025 | -0,027 | 0,034 |
| <i>Setor</i> | 0,027 | 0,063 | 0,014 | 0,011 | 0,015 | 0,027 | 0,032 | 0,023 | 0,005 | -0,021 |
| <i>Ocupação</i> | 0,066 | 0,291 | 0,103 | 0,045 | 0,029 | 0,028 | 0,032 | 0,038 | 0,022 | 0,012 |
| <i>Urbano/metropolitano</i> | 0,035 | -0,020 | 0,011 | 0,016 | 0,008 | 0,005 | 0,002 | 0,011 | 0,026 | 0,041 |
| <i>Intercepto</i> | 0,097 | 0,221 | 0,088 | 0,162 | 0,246 | 0,368 | 0,417 | 0,428 | 0,425 | 0,627 |

Fonte: Estimacões dos autores/ microdados IBGE/PNAD.

CONCLUSÕES GERAIS DA TESE

Na presente tese contemplamos um estudo relativo à distribuição de rendimentos no mercado de trabalho no Brasil e sua dinâmica em períodos recentes. Considerando-se que a distribuição de rendimentos, e conseqüentemente a desigualdade destes, é basicamente determinada pela composição da força de trabalho e pela estrutura salarial, os três artigos que compõe esta tese aplicaram métodos de decomposição para avaliar como estes dois fatores contribuíram para as mudanças recentes na desigualdade e nos diferenciais regionais de rendimentos do trabalho no Brasil.

Motivados pela redução recente na desigualdade de renda e pela reconhecida contribuição da renda do trabalho para esse processo, nos artigos apresentados nos dois primeiros capítulos analisamos as mudanças recentes na distribuição de rendimentos do trabalho, com foco na contribuição das mudanças na composição de capital humano da força de trabalho, principalmente educação. Foram empregados dados para o período 1995-2013, e métodos alternativos foram igualmente aplicados de modo a decompor a redução observada em medidas de desigualdade.

No primeiro artigo, a mudança na desigualdade de rendimentos do trabalho é analisada empregando o método proposto por Yun (2006), que constitui uma síntese dos modelos de decomposição de Juhn, Murphy e Pierce (1993) e Fields (2003), para decompor a mudança no indicador de variância do logaritmo dos salários. O artigo apresentado no segundo capítulo aplica o método de decomposição apresentado por Firpo *et al.* (2007) com base em regressões quantílicas incondicionais (Firpo *et al.*, 2006 e 2009), e avalia a mudança em diferentes medidas de desigualdade com base em diferenças interquantis, na variância e no índice de Gini.

Invariavelmente ao que já foi apresentado na literatura, os resultados mostram que a expansão da escolaridade dos trabalhadores constitui o principal determinante da redução da desigualdade de renda do trabalho. No entanto, essa contribuição não é tão direta quanto parece. A decomposição detalhada permite a identificação de um efeito ambíguo da educação sobre a redução da desigualdade de rendimentos. Os resultados indicam que a grande contribuição do conjunto de variáveis associado à educação se deu pelo *efeito preço*, ou seja, por mudanças nos retornos educacionais. Já o efeito *composição* (ou *quantidade*) apresentou um sinal predominantemente contrário à redução da desigualdade.

O resultado estimado pelo efeito composição pode ser associado ao fenômeno denominado “paradoxo do progresso”, relatado em Bourguignon *et al.* (2005) e que caracteriza uma situação em que uma expansão educacional é associada com um aumento na desigualdade de rendimentos. Na literatura que se dedicou a avaliar o “paradoxo”, o efeito adverso da educação sobre a desigualdade é associado ao comportamento convexo dos retornos educacionais. Este argumento refere-se a um primeiro impacto de equilíbrio parcial do aumento da educação sobre a desigualdade, e em particular não assume qualquer alteração nos retornos educacionais²⁵. Naturalmente, uma expansão educacional desloca a oferta de trabalho qualificado, o que por sua vez, pode reduzir o prêmio salarial para os grupos mais educados e contribuir para uma redução na desigualdade de rendimentos. Apesar das limitações dos métodos de decomposição no que diz respeito aos efeitos de equilíbrio geral, os resultados obtidos nessa tese revelam uma forte evidência desse fenômeno para o Brasil.

Por fim, o estudo relatado no terceiro capítulo aborda outra questão bastante relevante no contexto brasileiro, e analisa os diferenciais regionais de salários. O método de decomposição com base em regressões RIF, proposto por Firpo *et al.* (2007), foi empregado novamente para decompor as diferenças ao longo das distribuições de salários das regiões Nordeste e Sudeste. As evidências encontradas apontam que as diferenças em termos de características individuais dos trabalhadores explicam em grande medida o diferencial de rendimentos entre as regiões analisadas, o que corrobora com a hipótese apresentada na literatura recente. No entanto, os resultados obtidos com o exercício de decomposição também atribuem grande importância aos fatores institucionais relacionados à formalização e às diferenças na estrutura salarial entre as regiões.

As conclusões desse trabalho indicam que políticas com o objetivo de reduzir as diferenças educacionais (de capital humano de modo geral) seriam eficientes no combate às disparidades regionais de renda, especialmente nos estratos mais elevados da distribuição de rendimentos do trabalho. No entanto, os resultados permitem verificar que, garantir a equalização dos níveis de escolaridade da força de trabalho entre as regiões, não necessariamente seria uma ação suficiente para eliminar o diferencial de rendimentos em função da heterogeneidade da estrutura salarial entre as regiões.

²⁵ Dentre os estudos que abordaram a relação negativa entre escolaridade e desigualdade de rendimentos estão Alejo (2012), Alejo *et al.* (2014) e Battistón *et al.* (2014).