

Contribuição da Educação para a Queda da Desigualdade de Rendimentos do Trabalho no Brasil entre 1995 e 2014

Contribution of Education to the Fall of Labor Income Inequality in Brazil between 1995 and 2014.

Vitor Hugo Miro Couto Silva^a
João Mário Santos de França^b

Resumo: Este estudo investiga mudanças na desigualdade de rendimentos do trabalho no Brasil entre 1995 e 2014. O objetivo principal é realizar uma avaliação da contribuição da educação para tais mudanças e, para isso, aplica-se o método de regressões em funções de influência recentradas (Recentered Influence Function - RIF) e a generalização da decomposição de Oaxaca-Blinder propostos por Firpo et al. (2007 e 2018). Os resultados mostram que mudanças na estrutura de rendimentos, mensuradas pelo denominado efeito preço, foram predominantes para explicar a contribuição da educação para a queda da desigualdade no período analisado. Por sua vez, mudanças na composição educacional da força de trabalho apresentaram um efeito contrário à queda observada.

Palavras-chave: Desigualdade; Rendimentos do Trabalho; Decomposição; Regressão RIF.
Classificação JEL: J31, D31

Abstract: This study investigates changes in inequality of labor income in Brazil between 1995 and 2014. The main objective is to carry out an evaluation of the contribution of education to such changes, applying Recentered Influence Function (RIF) method and a generalization of Oaxaca-Blinder's decomposition proposed by Firpo et al. (2007 and 2018). The results show that changes in the income structure, measured by the price effect, were predominant in explaining the contribution of education to the reduction of inequality in the analyzed period. In turn, changes in the educational composition of the workforce had the opposite effect on the observed decline in inequality.

Keywords: Inequality; Labor Income; Decomposition; RIF Regression.

^a Professor do Programa de Pós-Graduação em Economia Rural – PPGER/UFC. E-mail: vitormiro@ufc.br.

^b Diretor do Instituto de Pesquisa e Estratégia Econômica do Ceará (IPECE). Professor do Programa de Pós-Graduação em Economia – CAEN/UFC. E-mail: mario.santos@ipece.ce.gov.br.

1. Introdução

Segundo dados da Pesquisa Nacional por Amostragem de Domicílio (PNAD) levada a campo pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE), a desigualdade da renda domiciliar *per capita* mensurada pelo Índice de Gini declinou monotonamente de 0,593 em 2001 para 0,518 em 2014. Dados mais recentes da PNAD em uma nova versão, a PNAD Contínua, mostram que a tendência de redução de desigualdade deste indicador se manteve até 2015, passando por uma reversão em sua tendência entre 2016 e 2018 (IBGE, 2019).

Compreender as mudanças nos indicadores de desigualdade de renda pode ter papel fundamental, não apenas sob o ponto de vista científico e acadêmico, mas fornecendo informações e evidências que possam subsidiar estratégias públicas de combate à pobreza e redução de desigualdades. Nesse sentido, o presente estudo se propõe a analisar fatores que contribuíram para a redução de desigualdade de rendimentos do trabalho no período entre os anos de 2001 e 2014, com ênfase na contribuição das mudanças educacionais observadas neste período¹.

Existe uma considerável literatura no Brasil que analisa a redução na desigualdade de renda nos primeiros anos da década de 2000. A respeito dos determinantes dessa redução, Barros et al. (2010) avaliam que mais da metade da queda observada no Índice de Gini entre 2001 e 2007 é explicada por 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 presentes na literatura, pode-se afirmar que a educação é um dos principais determinantes da distribuição dos rendimentos do trabalho e da distribuição de renda das famílias. Trabalhos clássicos na literatura como Becker e Chiswick (1966); Juhn et al. (1993); DiNardo et al. (1996); além de estudos mais recentes como Bourguignon et al. (2005); Fortin et al. (2011); Alejo et al. (2014) e Ferreira et al. (2016 e 2017) sugerem que, embora exista uma associação positiva entre desigualdade educacional e desigualdade de rendimentos, o efeito de aumentos na escolaridade sobre a desigualdade pode ser positivo ou negativo, dependendo da evolução das taxas de retorno educacional e da composição da força de trabalho.

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.

¹ O recorte temporal adotado se justifica pela descontinuidade da PNAD a partir de 2015.

Com referência nos trabalhos de Oaxaca (1973) e Blinder (1973), a 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 estudar mudanças na distribuição de rendimentos do trabalho, no presente artigo aplicamos o método de decomposição proposto por Firpo et al. (2007 e 2018) que emprega regressões quantílicas incondicionais com base no conceito de funções de influência recentradas ou RIF (do inglês *Recentred 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, a estimativa de efeito preço, derivado de mudanças nos retornos educacionais, apresenta uma forte contribuição para a redução nas disparidades de rendimentos. Por sua vez, o efeito composição estimado, associado a mudanças na escolaridade dos trabalhadores, apresenta um efeito menos expressivo e no sentido contrário à redução da desigualdade de rendimentos observada.

Sob essas considerações, a contribuição do presente trabalho para a literatura está na identificação dos efeitos composição e preço da educação sobre a desigualdade de renda no Brasil, enfatizando as contribuições diferenciadas destes dois efeitos. Com o uso 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.

Para cumprir com esta proposta, além dessa introdução, o presente artigo está organizado da seguinte forma. Na seção dois apresenta-se uma breve 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 brasileiro. A seção três trata de aspectos metodológicos e dos dados utilizados na análise empírica. Na quarta seção são apresentados e discutidos os resultados da análise de decomposição, e por fim, a quinta seção destaca as considerações finais do estudo.

2. Educação e Desigualdade de Rendimentos no Brasil

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 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 et al. (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 escolarizados 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) investigam o comportamento da desigualdade de rendimentos dos homens no Brasil no período entre 1977 e 2004², 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.

O artigo de Silva et al. (2016) mostra evidências de que a redução na desigualdade de salários entre 1995 e 2014 é explicada essencialmente por mudanças na estrutura salarial. A análise realizada pelos autores destaca os efeitos da educação sobre a mudança

²Menezes-Filho, Fernandes e Picchetti (2006), para o período 1977-2007, e Menezes-Filho, Fernandes e Picchetti (2007), para o período 1981-2004.

na distribuição de rendimentos, enfatizando que mudanças nos retornos educacionais foram benéficas para a redução na desigualdade, enquanto mudanças na composição educacional da força de trabalho apresentaram uma contribuição favorável à desigualdade.

Os trabalhos de Ferreira et al. (2016 e 2017) aplicam o método de decomposição baseado em regressões RIF para estudar o declínio da desigualdade de rendimentos do trabalho entre 1995 e 2012. Os resultados obtidos sugerem que a contribuição agregada de mudanças educacionais foi relativamente limitada em função dos sinais contrários dos efeitos preço e composição, e que o declínio do retorno à experiência potencial foi um fator ainda mais relevante para explicar a redução da desigualdade no período analisado. Os resultados deste trabalho também mostram que variáveis institucionais e fatores - como diferenças de gênero, raça, diferenciais geográficos condicionados às variáveis de capital humano - também contribuíram para a redução.

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 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 2014. 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 técnica de regressão baseada no conceito de função de influência recentrada desenvolvida por Firpo et al. (2009). 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 2018) e Fortin et al. (2011).

3.1. O Método de Regressão RIF

Seja uma variável aleatória Y com função de distribuição $F_Y(y)$. Pode-se definir uma estatística da distribuição 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 a estatística $v(\cdot)$ em F_Y é dada por:

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

Por sua vez, a função de influência recentrada (RIF), como definida por Firpo *et al.* (2009) e por Fortin *et al.* (2011), é dada por:

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

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

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

Considerando que Y é observada na presença de um conjunto de covariadas, arranjadas em um vetor X , de forma 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 função de distribuição 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.* (2007 e 2009) demonstram que esse efeito parcial de uma variação marginal na função de distribuição 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 a diferentes estatísticas distributivas como quantis, variância e coeficiente de Gini podem ser vistos em Firpo et al. (2007 e 2018), Fortin et al. (2011) e Essama-Nssah e Lambert (2011).

Uma ressalva importante sobre o método de regressões quantílicas incondicionais: elas 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 explicativa³, 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 , é dado por:

$$\mathbb{E}[Y_{ti}|X] = X\beta_t + \varepsilon_{ti}, \quad \text{para } t = 0,1 \quad [8]$$

sendo $\mathbb{E}[\varepsilon_{ti}|X, T = t] = 0$.

Pode-se definir o diferencial de rendimentos entre os dois períodos da seguinte forma:

$$\Delta_O^u = \mathbb{E}[Y|X, T = 1] - \mathbb{E}[Y|X, T = 0] \quad [9]$$

Considerando um termo contrafactual $\mathbb{E}[X|T = 1]\beta_0$, e com algumas manipulações algébricas tem-se:

$$\Delta_O^u = \mathbb{E}[X|T = 1](\beta_1 - \beta_0) + (\mathbb{E}[X|T = 1] - \mathbb{E}[X|T = 0])\beta_0 \quad [10]$$

³ 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).

Definindo $\Delta_S^\mu = \mathbb{E}[X|T = 1](\beta_1 - \beta_0)$ como o efeito preço ou efeito da estrutura salarial e $\Delta_X^\mu = (\mathbb{E}[X|T = 1] - \mathbb{E}[X|T = 0])\beta_1$ como efeito quantidade ou efeito composição, o diferencial é então dado por:

$$\Delta_O^\mu = \Delta_S^\mu + \Delta_X^\mu \quad [11]$$

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

$$\begin{aligned} \hat{\Delta}_O^\mu &= \bar{X}_1(\hat{\beta}_1 - \hat{\beta}_0) + (\bar{X}_1 - \bar{X}_0)\hat{\beta}_0 \\ \hat{\Delta}_O^\mu &= \hat{\Delta}_S^\mu + \hat{\Delta}_X^\mu \end{aligned} \quad [12]$$

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 rendimentos⁴. O trabalho de Firpo *et al.* (2007 e 2018) 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 2014. 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 rendimentos do trabalho e das variáveis explicativas empregadas na modelagem. Essa subamostra incluiu indivíduos de ambos os sexos, que se declararam empregados com carteira de trabalho assinada (formais) ou não (informais), além de trabalhadores por conta própria. 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 Brasil⁵.

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 2014, deflacionados de acordo com o Índice Nacional de Preços ao Consumidor (INPC)

⁴ Assegurada pela propriedade de linearidade aditiva.

⁵ Não 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.

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 2004-2014. Com relação às medidas de desigualdade, pode-se ver que as disparidades de rendimentos declinaram consistentemente entre 1995 e 2014.

Tabela 1: Rendimentos e Medidas de Desigualdade para os Anos Selecionados

	1995	2004	2014
Salário médio	1617,1	1243,6	1737,6
Salário/hora (em ln)	1,745	1,577	2,044
Variância (ln do salário/hora)	0,916	0,786	0,570
Diferencial 90-10 (ln do salário/hora)	2,457	2,120	1,709
Diferencial 90-50 (ln do salário/hora)	1,386	1,292	1,109
Diferencial 50-10 (ln do salário/hora)	1,070	0,828	0,601
Diferencial 75-25 (ln do salário/hora)	1,279	1,048	0,886
Coefficiente de Gini (salário)	0,552	0,517	0,457

Fonte: Elaboração própria. Microdados IBGE/PNAD. Rendimentos em R\$ de 2014.

Com relação às variáveis explicativas do modelo de rendimentos, optou-se por variáveis categóricas que representassem níveis de escolaridade, características demográficas e de inserção no mercado de trabalho. No Quadro 1 encontra-se a descrição destas variáveis.

Quadro 1: Descrição das Variáveis Explicativas Utilizadas na Estimação das Equações de Rendimentos

Variável	Descrição da variável
Escolaridade	
Escolaridade	Foi empregado um conjunto de <i>dummies</i> discriminando a escolaridade dos indivíduos, definidas para os seguintes níveis de escolaridade: analfabetos ou com o 1º ciclo do fundamental incompleto (até 3 anos de estudo) que corresponde a <i>categoria base</i> ; 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); ensino superior (acima de 15 anos de estudo).
Características demográficas e distribuição regional	
Grupo etário	Para controlar efeitos de idade e experiência foi adotado um conjunto de <i>dummies</i> definido sobre os seguintes grupos etários: 18-14 anos (<i>categoria base</i>), 25-34 anos, 35-44 anos, 45-54 anos e 55-65 anos.
Gênero e cor	Características de gênero e cor foram controladas por <i>dummies</i> com valores unitários para mulheres (zero para homens) e indivíduos que se declararam negros e pardos (zero para os demais).
Região	Foi definido um conjunto de <i>dummies</i> para captar a existência de segmentação regional no mercado de trabalho: Norte, Nordeste (<i>categoria base</i>), Sudeste, Sul e Centro-Oeste.

Características ocupacionais	
Setor	O setor de atividade é captado por diversas <i>dummies</i> : agrícola (categoria base), indústria, administração pública, comércio e serviços.
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).
Salário mínimo	Foi definida uma <i>dummy</i> assumindo o valor unitário para indivíduos ocupados com rendimentos inferior ou igual ao salário mínimo nacional vigente e zero para o caso complementar.

Fonte: Elaboração própria.

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 18,7% em 1995, para 30,5% em 2004 e 39,8% em 2014. Entre outras mudanças, pode-se citar o relativo envelhecimento da força de trabalho, com o aumento da proporção de grupos etários acima de 45 anos, o aumento da participação feminina, aumento da proporção de negros e pardos declarados e aumento da formalização de contratos de trabalho.

Tabela 2: Estatísticas Descritivas da Amostra - Composição (%) da Força de Trabalho para os Anos Selecionados (1995, 2004 e 2014)

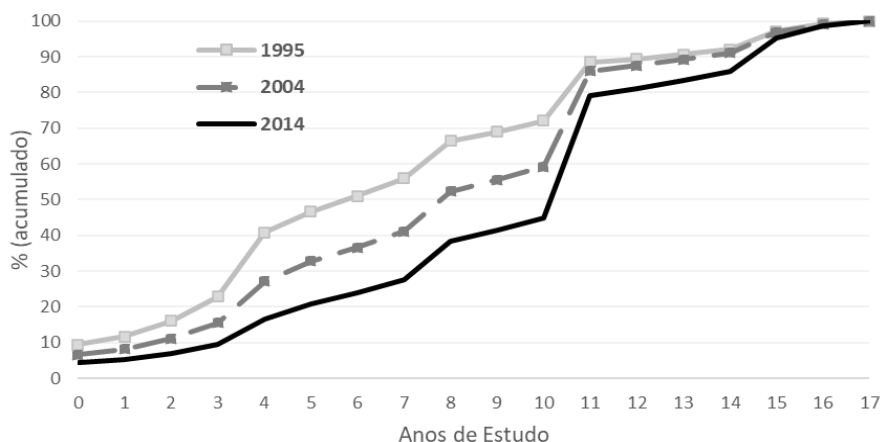
	1995	2004	2014
Ocupação (% da PEA)	93,2	90,1	92,9
Escolaridade			
Anos de estudo (média)	6,5	7,8	9,1
Analf./ Fundam. (1º ciclo) incompleto	25,6	17,7	11,3
Fundamental (1º ciclo) completo	33,0	25,5	18,5
Fundamental (2º ciclo) completo	16,1	18,0	17,0
Médio completo	18,7	30,5	39,8
Superior completo	6,6	8,3	13,4
Características demográficas e distribuição regional			
Grupo etário (18-24 anos)	21,7	21,4	17,3
Grupo etário (25-34 anos)	28,5	26,2	25,0
Grupo etário (35-44 anos)	23,4	23,3	22,5
Grupo etário (45-54 anos)	15,3	17,6	19,6
Grupo etário (55-65 anos)	11,1	11,5	15,6
Gênero (% feminino)	52,0	52,4	52,3
Cor/raça (% negros e pardos)	40,4	44,7	52,1
Nordeste	21,6	22,8	23,0
Norte	5,0	6,2	7,1
Centro-Oeste	7,0	7,4	8,0
Sudeste	51,4	48,9	47,2
Sul	15,0	14,7	14,7
Características ocupacionais			
Formal	49,5	48,2	55,6
Informal	22,0	25,4	19,6

Conta própria	23,4	21,7	20,6
Agrícola	6,0	5,7	3,9
Indústria	25,4	27,4	27,6
Adm. Pública	6,7	7,0	6,8
Serviços e Comércio	61,9	59,9	61,7
Rendimento do trabalho real (média em R\$)	1617,1	1243,6	1737,6
Jornada de trabalho (média em horas)	43,8	43,3	41,7
Rendimento do trabalho \leq salário mínimo.	19,1	27,5	25,0

Fonte: Elaboração própria. Microdados do IBGE/PNAD.

Com foco nos efeitos da educação, o gráfico da Figura 1 apresenta distribuições acumuladas da escolaridade para trabalhadores com idade entre 18 e 65 anos nos anos de 1995, 2004 e 2014, detalhando um pouco mais as mudanças educacionais no período analisado. Nesse gráfico é possível verificar o aumento de densidade principalmente para trabalhadores com mais de 10 anos de estudo. Conforme informação presente na Tabela 2, trabalhadores com o ensino médio completo mais do que dobrou entre 1995 e 2014 (de 18,7% para 39,8%).

Figura 1: Mudança da Distribuição Acumulada da Escolaridade (anos de estudo)



Fonte: Elaboração própria.

4. Resultados

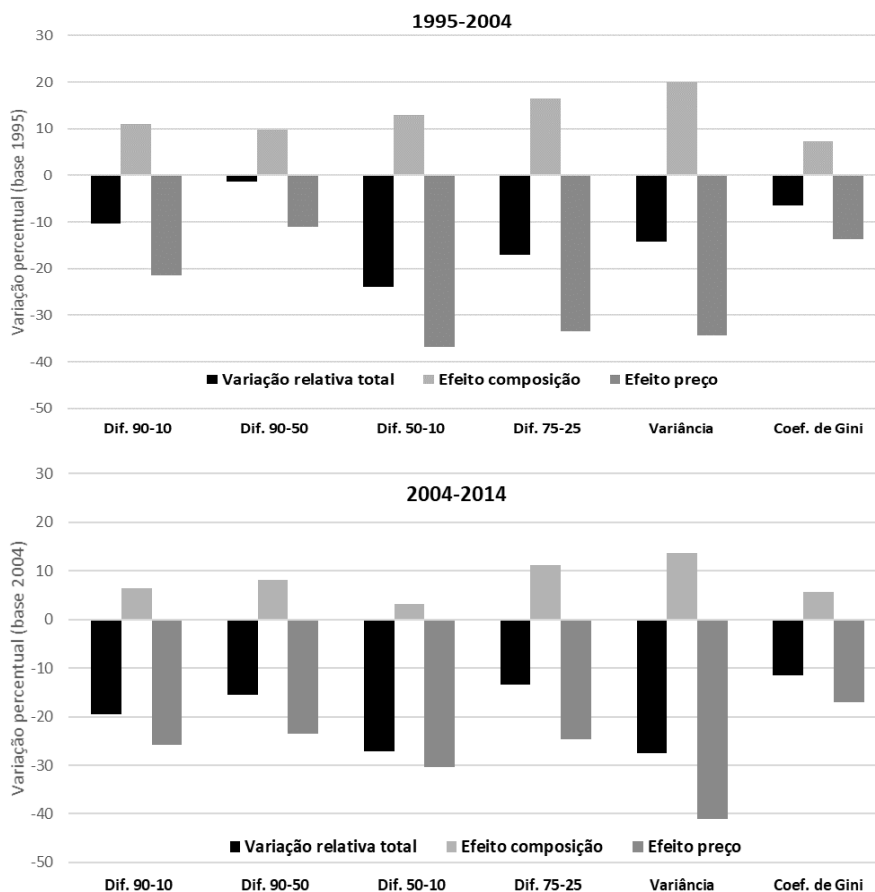
O principal objetivo do presente estudo é estimar a contribuição da educação para mudanças na desigualdade de rendimentos do trabalho e decompor esta contribuição em termos dos efeitos composição e preço. Para esse propósito, foi aplicado o método proposto em Firpo et al (2007 e 2018), com base em regressões RIF e na decomposição de Oaxaca-Blinder. Também 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 artigo. Por sua vez, a Tabela A4, também no apêndice, apresenta os resultados detalhados da decomposição das variações nas medidas de desigualdade nos períodos 1995-2004 e 2004-2014.

Em função da escala de medida de cada um dos indicadores de desigualdade, os gráficos da Figura 2 apresentam variações relativas dos indicadores nos dois períodos considerados, bem como as contribuições relativas dos efeitos composição e preço.

Figura 2: Resultados da decomposição de mudanças na desigualdade: variação total, efeito composição e efeito preço



Fonte: Elaboração própria.

Nos dois períodos considerados, reduções da desigualdade de rendimentos do trabalho são percebidas por todos os indicadores. Os valores ajustados para as medidas de desigualdade mostram que a desigualdade declinou de forma mais acentuada entre 2004 e 2014. Os indicadores tradicionais de variância do logaritmo dos rendimentos e o coeficiente de Gini indicam bem essa trajetória.

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. Nos gráficos (Figura 2), a contribuição do efeito preço é revelada por valores no mesmo sentido da variação na desigualdade. Por sua vez, o efeito composição, apresenta uma contribuição de magnitude inferior e em sentido contrário à redução de desigualdade observada.

Por sua vez, os diferenciais entre percentis da distribuição permitem uma análise segmentada, permitindo inferências interessantes sobre mudanças na distribuição de rendimentos do trabalho no período analisado. De forma geral, a redução do diferencial 90-10 foi significativa ao longo de todo o período considerado, sendo a maior redução observada entre 2004 e 2014 (-0,292 no período 1995-2004 e -0,489 entre 2004 e 2014). Comparando os segmentos superior e inferior da distribuição, tem-se a evidência de que as maiores reduções ocorreram na parte inferior. Entre 1995 e 2004, o diferencial 50-10 apresentou uma redução de 0,269, enquanto o diferencial 90-50 mostrou uma queda de 0,023. Entre 2004 e 2014, as reduções foram de 0,232 no diferencial 50-10 e de 0,257 no diferencial 90-50. 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.

Os resultados da decomposição detalhada mostram que as mudanças educacionais foram determinantes para as mudanças na distribuição dos rendimentos. Os gráficos da Figura 3 mostram as magnitudes dos efeitos composição e preço para as medidas de desigualdade e destacam a contribuição das variáveis de escolaridade, tanto para o efeito preço, quanto para o efeito composição.

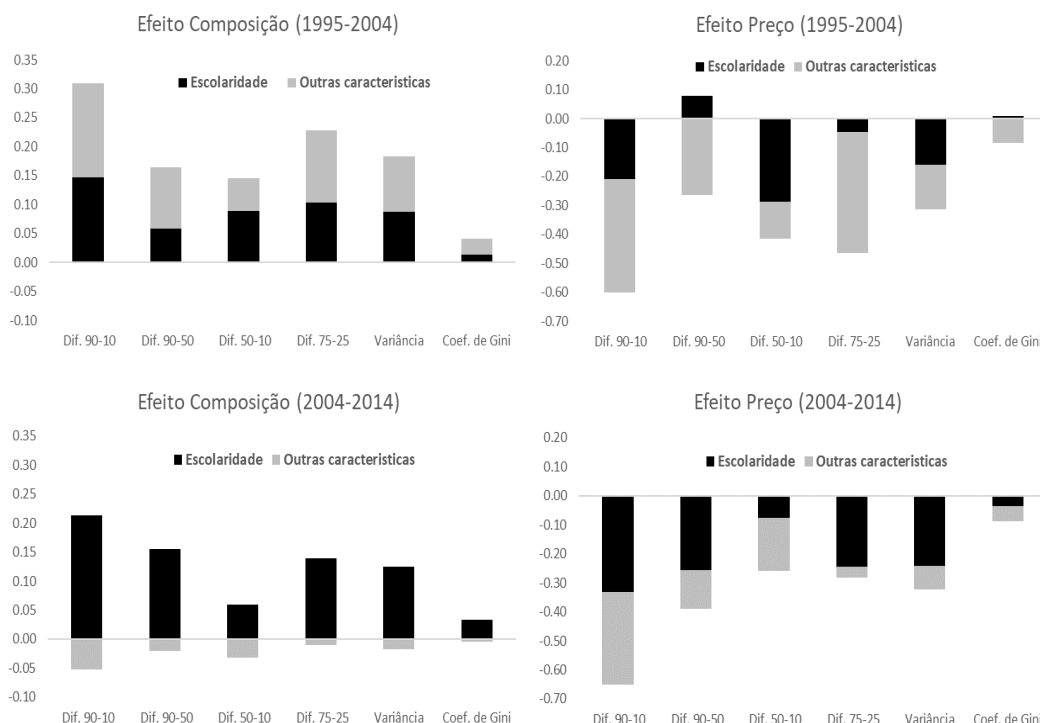
Nos dois períodos, mudanças na estrutura salarial ou de rendimentos indicam que a contribuição do efeito preço predominou na explicação da redução da desigualdade de rendimentos do trabalho. Dentre as variáveis consideradas, a educação se destaca.

No que diz respeito ao efeito preço associados à mudança dos retornos educacionais, obteve-se estimativas favoráveis na maioria dos indicadores entre 1995-2004 (diferenciais 90-10, 50-10 e 75-25 e variância), e em todos eles entre 2004-2014. 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. Esse resultado é fortemente amparado pelas evidências relatadas na literatura recente sobre a redução da desigualdade de rendimentos no Brasil na década de 2000 como Barros et al. (2007), Menezes-Filho et al. (2006 e 2007), Foguel e Azevedo (2007) e até anos mais recentes como os estudos de Ferreira et al. (2016 e 2017).

Sendo a contribuição do efeito preço predominante, chama a atenção o sentido do efeito composição, em direção oposta à redução nos indicadores de desigualdade. Esse

efeito composição contrário à tendência de redução da desigualdade é observado independente do período ou medida de desigualdade considerada. Aparentemente, se trata de um resultado contra intuitivo, mas que possui amplo amparo na literatura, descrevendo uma situação semelhante ao fenômeno denominado como “paradoxo do progresso”, abordado inicialmente por Bourguignon et al. (2005) e relatado por trabalhos mais recentes como Ferreira et al. (2016 e 2017) e Silva et al. (2016)⁶.

Figura 3: Contribuição da Educação para as Mudanças na Desigualdade: efeito composição e efeito preço



Fonte: Elaboração própria.

Resultados obtidos por Ferreira et al. (2017) mostram evidências da redução dos retornos educacionais sobre os rendimentos de trabalho, que reduziram o diferencial de rendimentos entre trabalhadores com alta e baixa escolaridade. Isso explica a contribuição do efeito preço sobre a redução da desigualdade de rendimentos no período. Evidências encontradas por estes autores também mostram a convexidade da curva de prêmio salarial, que assume um papel importante na medida em que se observa um crescente

⁶ Textos como os de Langoni (2005) e Reis e Barros (1990 e 1991), se tornaram referências sobre esse resultado, associado com a forte expansão do nível educacional e com a estrutura salarial.

deslocamento de trabalhadores para a seção mais acentuada da curva. A combinação entre a convexidade da curva de prêmio salarial e o aumento na desigualdade de dotações educacionais ajudam a explicar o efeito composição da escolaridade favorável à desigualdade de rendimentos.

Com relação às demais variáveis explicativas, algumas contribuições também merecem alguns comentários. Os resultados da decomposição detalhada incluindo os efeitos destas variáveis explicativas podem ser consultados na Tabela A4 do apêndice.

No que diz respeito à composição de trabalhadores recebendo um salário mínimo ou menos, entre 1995 e 2004 tem-se um aumento na proporção de trabalhadores com rendimentos iguais ou inferiores ao mínimo estabelecido por lei, como apresentado anteriormente na seção 3. Esse evento se reflete na decomposição como um efeito composição favorável ao aumento da desigualdade de rendimentos do trabalho. Por sua vez, o efeito preço atuou no sentido contrário, favorecendo a redução das disparidades de rendimentos, condizente com os aumentos promovidos pela política de valorização do salário mínimo no período.

As variáveis associadas à alocação e aos diferenciais de rendimentos entre setores e regiões do país também demonstraram importante contribuição para explicar as mudanças na distribuição de rendimentos. Entre 1995 e 2004, as variáveis setoriais e regionais apontaram para contribuições mais significativas para reduções nos diferenciais de rendimentos, principalmente na parte inferior da distribuição. No segundo período (2004-2014), a contribuição desse grupo de variáveis ocorreu no sentido de elevar a desigualdade de rendimentos, determinada principalmente pelo efeito preço. Esse movimento indica que desigualdades setoriais e regionais ainda cumprem um papel importante na explicação da desigualdade na distribuição de renda no Brasil.

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 2014. O período analisado foi dividido em dois subperíodos, 1995-2004 e 2004-2014.

Os resultados da decomposição agregada mostram que a dinâmica da distribuição de rendimentos foi determinada principalmente por mudanças nos retornos das diferentes características da força de trabalho e pelos diferenciais de rendimentos entre grupos demográficos, setoriais e regionais, ou seja, pelo efeito preço.

Com o objetivo principal de investigar a contribuição das mudanças educacionais para a dinâmica da desigualdade de rendimentos, a decomposição detalhada permitiu a obtenção de evidências e analisar, em termos dos efeitos composição e preço, os efeitos da expansão educacional vivenciada a partir da segunda metade da década de 1990 sobre a redução da desigualdade de rendimentos observada no período.

Os resultados estimados com o método de decomposição permitem inferir que os efeitos preço e composição apresentaram contribuições diferenciadas. E 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, assim como praticamente todo o efeito da estrutura salarial, favorável à redução na desigualdade. Esse resultado sugere o efeito de reduções no prêmio salarial e achatamento da distribuição à medida que a oferta de trabalhadores com maior nível educacional cresce mais rápido que a demanda por eles (FERREIRA et al.; 2017).

Por sua vez, o efeito composição estimado apresentou sinal positivo, contrário à redução na desigualdade, sugerindo um potencial *trade-off* da expansão educacional. Esse resultado é consistente com o “paradoxo do progresso” definido por Bourguignon et al. (2005), em que aumentos no nível médio de escolaridade podem resultar em aumentos na desigualdade em função da existência de convexidade dos retornos educacionais. Mesmo que o aumento na escolaridade eleve o rendimento médio, a desigualdade pode aumentar à medida que a densidade da distribuição de escolaridade se desloca para a níveis de escolaridade com retorno cada vez mais elevados. Uma evidência deste deslocamento foi apresentada na Figura 1. Para o caso brasileiro, resultados semelhantes para o período analisado foram obtidos por Ferreira et al. (2016 e 2017) e Silva et al. (2016).

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.; SOSA-ESCUADERO, W. The Distributive Effects of Education: An Unconditional Quantile Regression Approach. **Revista de Analisis Economico – Economic Analysis Review**, v. 29, n. 1, p. 53-67, 2014.
DOI: <http://dx.doi.org/10.4067/S0718-88702014000100003>

BARROS, R. P.; FRANCO, S.; MENDONÇA, R. A recente queda da desigualdade de renda e o acelerado progresso educacional brasileiro da última década. In: BARROS, R.P.; FOGUEL, M.N.; 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.

BECKER, G. S.; CHISWICK, B.R. Education and the Distribution of Earnings. **The American Economic Review**, v. 56, n. 1/2, p. 358-369, 1966.

BLINDER, A. Wage Discrimination: Reduced Form and Structural Estimates. **Journal of Human Resources**, p. 436-455, 1973.

DOI: <https://doi.org/10.2307/144855>

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. **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**, p. 405-458, 1994.
DOI: <https://doi.org/10.2307/2951618>

DINARDO, J; FORTIN, N. M.; LEMIEUX, T. Labor Market Institutions and the Distribution of Wages, 1973-1992: A Semiparametric Approach. **Econometrica**, v. 64, n.5, p. 1001-1044, 1996.
DOI: <https://doi.org/10.2307/2171954>

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

FERREIRA, F.H.G; FIRPO, S.P.; MESSINA, J. Understanding recent dynamics of earnings inequality in Brazil. In: B.R. Schneider (ed.), **New Order and Progress: Development and Democracy in Brazil**. New York: Oxford University Press, 2016.

FERREIRA, F.H.G; FIRPO, S.P.; MESSINA, J. **Ageing Poorly? Accounting for the decline in earnings inequality in Brazil, 1995–2012**. The World Bank, 2017.

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

FIRPO, S.; FORTIN, N.; LEMIEUX, T. Unconditional Quantile Regressions, **Econometrica**, v. 77, n.3, 2009.

FIRPO, S.; FORTIN, N.; LEMIEUX, T. Decomposing wage distributions using recentered influence function regressions. **Econometrica**, v. 6, n. 2, 2018.
DOI: <https://doi.org/10.3390/econometrics6020028>

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

FORTIN, N; FIRPO, S.; LEMIEUX, T. Decomposition methods in economics. **Handbook of labor economics**, v. 4, 2011.
DOI: [https://doi.org/10.1016/S0169-7218\(11\)00407-2](https://doi.org/10.1016/S0169-7218(11)00407-2)

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

DOI: <https://doi.org/10.1787/5k9h28s354hg-en>

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA (IBGE). **Síntese de Indicadores Sociais**: uma análise das condições de vida da população brasileira - 2019. Rio de Janeiro: IBGE, 2019.

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

LANGONI, C. **Distribuição de Renda e Desenvolvimento Econômico no Brasil**. 3 ed. Rio de Janeiro: Editora da Fundação Getúlio Vargas (FGV), 2005.

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.

DOI: <https://doi.org/10.1002/jae.788>

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

DOI: <https://doi.org/10.1016/j.labeco.2003.05.003>

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.

DOI: <https://doi.org/10.1590/S0034-71402006000400005>

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

SILVA, V.H.M.C; FRANÇA, J. M.S.; PINHO NETO, V. R. Capital humano e desigualdade salarial no Brasil: uma análise de decomposição para o período 1995-2014. **Estudos Econômicos (São Paulo)**, v. 46, n. 3, 2016.

DOI: <https://doi.org/10.1590/0101-416146357vjv>

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

DOI: <https://doi.org/10.2307/2525981>

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

REIS, J. G. A.; BARROS, R. P. Wage Inequality and the distribution of education: a study of the evolution of the regional differences in inequality in metropolitan Brazil.

Journal of Development Economics, v. 36, 1991.

DOI: [https://doi.org/10.1016/0304-3878\(91\)90007-I](https://doi.org/10.1016/0304-3878(91)90007-I)

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	0,0936*** (-0,007)	0,1360*** (-0,0073)	0,2083*** (-0,0089)	0,2083*** (-0,0125)	0,1657*** (-0,0213)	0,0149 (-0,0117)	0,0026 (-0,0045)
Fundamental 2	0,1302*** (-0,0087)	0,2530*** (-0,009)	0,4525*** (-0,011)	0,5085*** (-0,0154)	0,4302*** (-0,0262)	0,1604*** (-0,0143)	0,0152** (-0,0056)
Médio	0,1409*** (-0,0085)	0,3909*** (-0,0088)	0,8185*** (-0,0107)	1,1059*** (-0,015)	1,0775*** (-0,0256)	0,5149*** (-0,014)	0,0664*** (-0,0055)
Superior	0,0706*** (-0,011)	0,4064*** (-0,0114)	1,1541*** (-0,0139)	2,3028*** (-0,0195)	3,6086*** (-0,0332)	2,3250*** (-0,018)	0,5421** (-0,0071)
25-34 anos	0,0594*** (-0,0072)	0,1500*** (-0,0074)	0,3038*** (-0,0091)	0,3542*** (-0,0128)	0,2996*** (-0,0217)	0,0512*** (-0,0118)	-0,0181*** (-0,0046)
35-44 anos	0,0840*** (-0,0075)	0,1962*** (-0,0078)	0,4439*** (-0,0096)	0,6264*** (-0,0134)	0,6842*** (-0,0228)	0,2613*** (-0,0124)	0,0309*** (-0,0049)
45-54 anos	0,0862*** (-0,0087)	0,2375*** (-0,0091)	0,4961*** (-0,0111)	0,7322*** (-0,0155)	0,8745*** (-0,0264)	0,3997*** (-0,0144)	0,0833*** (-0,0056)
55-65 anos	0,1019*** (-0,0112)	0,2303*** (-0,0116)	0,4397*** (-0,0143)	0,6441*** (-0,02)	0,8775*** (-0,034)	0,4289*** (-0,0187)	0,1010*** (-0,0072)
Mulher	0,0687*** (-0,0055)	-0,0174** (-0,0058)	-0,2269*** (-0,007)	-0,2891*** (-0,0099)	-0,3181*** (-0,0168)	-0,3286*** (-0,0092)	-0,0666*** (-0,0036)
Cor	-0,0276*** (-0,0056)	-0,0861*** (-0,0058)	-0,1510*** (-0,0071)	-0,1928*** (-0,01)	-0,2518*** (-0,017)	-0,1127*** (-0,0093)	-0,0199*** (-0,0036)
Indústria	0,3090*** (-0,0116)	0,3928*** (-0,012)	0,3468*** (-0,0147)	0,2068*** (-0,0206)	0,1729*** (-0,0352)	-0,3006*** (-0,019)	-0,0444*** (-0,0075)
Adm. Pública	0,3491*** (-0,0145)	0,4302*** (-0,0151)	0,4094*** (-0,0185)	0,3347*** (-0,0258)	0,2896*** (-0,044)	-0,3189*** (-0,0237)	-0,0747*** (-0,0094)
Comércio/Serviços	0,2795*** (-0,0111)	0,3652*** (-0,0116)	0,3357*** (-0,0142)	0,2526*** (-0,0198)	0,3255*** (-0,0338)	-0,3150*** (-0,0183)	-0,0381*** (-0,0072)
Informal	-0,1125*** (-0,0068)	-0,1304*** (-0,0071)	-0,1104*** (-0,0087)	-0,0427*** (-0,0122)	0,1503*** (-0,0207)	0,0491*** (-0,0113)	0,0133** (-0,0044)
Conta. Própria	0,0382*** (-0,0065)	0,1391*** (-0,0067)	0,2093*** (-0,0082)	0,2919*** (-0,0115)	0,6010*** (-0,0196)	0,0678*** (-0,0108)	-0,0131** (-0,0042)
Norte	0,1057*** (-0,0122)	0,1029*** (-0,0127)	0,1157*** (-0,0155)	0,1505*** (-0,0218)	0,1623*** (-0,0371)	-0,0555** (-0,0203)	-0,0019 (-0,0079)
Centro-Oeste	0,0988*** (-0,0108)	0,1028*** (-0,0112)	0,1531*** (-0,0137)	0,2107*** (-0,0192)	0,2586*** (-0,0327)	-0,0094 (-0,0178)	-0,0048 (-0,007)
Sudeste	0,1433*** (-0,007)	0,2025*** (-0,0073)	0,2826*** (-0,0089)	0,2532*** (-0,0124)	0,1791*** (-0,0212)	-0,0768*** (-0,0116)	-0,0230*** (-0,0045)

Sul	0,1476*** (-0,0089)	0,1891*** (-0,0092)	0,1954*** (-0,0113)	0,1649*** (-0,0158)	0,1580*** (-0,0269)	-0,1357*** (-0,0148)	-0,0254*** (-0,0057)
Sal. Mínimo	-1,4777*** (-0,0073)	-1,5406*** (-0,0076)	-0,6491*** (-0,0093)	-0,0345** (-0,013)	0,4925*** (-0,0221)	1,2705*** (-0,0123)	0,3059*** (-0,0047)
Intercepto	0,3728*** (-0,0144)	0,5884*** (-0,015)	0,7659*** (-0,0183)	1,2335*** (-0,0256)	1,8864*** (-0,0437)	0,6987*** (-0,0238)	0,5027*** (-0,0093)
N	96984	96984	96984	96984	96984	91206	96984
r ²	0,4139	0,4706	0,302	0,2419	0,1695	0,2645	0,1128
F	3424,1117	4310,3156	2098,0439	1547,3257	989,5073	1639,987	616,2581

Fonte: Elaboração própria. 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	0,1798*** (-0,0114)	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	0,2250*** (-0,0127)	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	0,2560*** (-0,0121)	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	0,1434*** (-0,0158)	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	0,1192*** (-0,0104)	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	0,1495*** (-0,0108)	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	0,1547*** (-0,012)	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	0,1561*** (-0,0157)	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	0,0365*** (-0,0076)	0,0298*** (-0,0037)	-0,1558*** (-0,0048)	-0,2812*** (-0,0073)	-0,3868*** (-0,0115)	-0,1531*** (-0,0093)	-0,0765*** (-0,0041)
Cor	-0,0287*** (-0,0076)	-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	0,4602*** (-0,0164)	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	0,5519*** (-0,0204)	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	0,4490*** (-0,0159)	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	-0,2718*** (-0,0092)	-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	-0,3183*** (-0,0095)	-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	0,3187*** (-0,0154)	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	0,3410*** (-0,0146)	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	0,3077*** (-0,0096)	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	0,3101*** (-0,0123)	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	-1,2893***	-0,9670***	-0,7059***	-0,3981***	-0,1766***	1,0362***	0,2772***

	(-0,0093)	(-0,0046)	(-0,0059)	(-0,009)	(-0,0142)	(-0,0114)	(-0,0051)
Intercepto	0,1946*** (-0,021)	0,7034*** (-0,0102)	0,8858*** (-0,0132)	1,1815*** (-0,0201)	1,9190*** (-0,0318)	0,4878*** (-0,0256)	0,4115*** (-0,0114)
N	120203	120203	120203	120203	120203	120203	120203
r ²	0,2874	0,4573	0,3643	0,3215	0,264	0,1715	0,075
F	2424,0225	5062,9459	3444,3708	2847,862	2155,7891	1243,8292	486,9244

Fonte: Elaboração própria. 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 – 2014.

	q10	q25	q50	q75	q90	variância	coef. de Gini
Fundamental 1	0,1072*** (-0,0073)	0,0252*** (-0,0048)	0,0383*** (-0,0077)	0,0433*** (-0,0125)	0,0264 (-0,0242)	-0,0997*** (-0,0135)	-0,0035 (-0,0066)
Fundamental 2	0,1356*** (-0,0076)	0,0533*** (-0,005)	0,1128*** (-0,008)	0,1494*** (-0,013)	0,1510*** (-0,0252)	-0,0466*** (-0,014)	0,0209** (-0,0069)
Médio	0,1735*** (-0,0071)	0,1082*** (-0,0047)	0,2714*** (-0,0074)	0,3941*** (-0,0121)	0,3829*** (-0,0235)	0,0361** (-0,0131)	0,0469*** (-0,0064)
Superior	0,1390*** (-0,0084)	0,1654*** (-0,0055)	0,6597*** (-0,0087)	1,4200*** (-0,0143)	2,1913*** (-0,0276)	1,0105*** (-0,0153)	0,4036*** (-0,0076)
25-34 anos	0,0245*** (-0,0059)	0,0606*** (-0,0039)	0,2098*** (-0,0062)	0,2840*** (-0,0101)	0,2512*** (-0,0195)	0,0387*** (-0,0107)	0,0006 (-0,0053)
35-44 anos	0,0428*** (-0,0061)	0,0906*** (-0,004)	0,3035*** (-0,0063)	0,4697*** (-0,0103)	0,5177*** (-0,02)	0,1612*** (-0,0109)	0,0544*** (-0,0055)
45-54 anos	0,0447*** (-0,0064)	0,1040*** (-0,0042)	0,3496*** (-0,0067)	0,5317*** (-0,0109)	0,6870*** (-0,0211)	0,2414*** (-0,0116)	0,0934*** (-0,0058)
55-65 anos	0,0508*** (-0,0075)	0,1279*** (-0,0049)	0,3855*** (-0,0078)	0,6246*** (-0,0128)	0,8677*** (-0,0248)	0,3798*** (-0,0137)	0,1356*** (-0,0068)
Mulher	0,0103** (-0,004)	0,0109*** (-0,0026)	-0,1347*** (-0,0042)	-0,1841*** (-0,0068)	-0,1524*** (-0,0131)	-0,1223*** (-0,0072)	-0,0613*** (-0,0036)
Cor	-0,0041 (-0,0039)	-0,0109*** (-0,0026)	-0,0663*** (-0,0041)	-0,1316*** (-0,0067)	-0,2070*** (-0,0129)	-0,1099*** (-0,0071)	-0,0499*** (-0,0035)
Indústria	0,2465*** (-0,0099)	0,1076*** (-0,0065)	0,1241*** (-0,0104)	0,0802*** (-0,0169)	0,0121 (-0,0328)	-0,3438*** (-0,018)	-0,0424*** (-0,009)
Adm. Pública	0,3246*** (-0,0119)	0,1687*** (-0,0078)	0,2851*** (-0,0124)	0,4660*** (-0,0203)	0,7718*** (-0,0393)	-0,0251 (-0,0214)	0,0687*** (-0,0107)
Comércio/Serviços	0,2423*** (-0,0097)	0,1025*** (-0,0064)	0,1432*** (-0,0102)	0,1779*** (-0,0166)	0,2375*** (-0,0322)	-0,3330*** (-0,0177)	-0,0468*** (-0,0088)
Informal	-0,1890*** (-0,005)	0,0679*** (-0,0033)	0,0995*** (-0,0053)	0,1435*** (-0,0086)	0,2963*** (-0,0167)	0,0470*** (-0,0092)	0,0191*** (-0,0046)
Conta. Própria	-0,2296*** (-0,0049)	0,0749*** (-0,0032)	0,1685*** (-0,0051)	0,2780*** (-0,0084)	0,4468*** (-0,0162)	0,2074*** (-0,009)	0,0183*** (-0,0044)
Norte	0,0400*** (-0,0078)	0,0353*** (-0,0051)	0,0285*** (-0,0081)	0,0352** (-0,0133)	0,0443 (-0,0257)	-0,1056*** (-0,0142)	-0,0128 (-0,007)
Centro-Oeste	0,1393*** (-0,0074)	0,0933*** (-0,0049)	0,1238*** (-0,0077)	0,1527*** (-0,0126)	0,2312*** (-0,0244)	-0,0310 (-0,0134)	0,0324*** (-0,0067)
Sudeste	0,1071*** (-0,005)	0,0932*** (-0,0033)	0,1037*** (-0,0052)	0,0998*** (-0,0085)	0,1432*** (-0,0164)	-0,0959*** (-0,0091)	-0,0045 (-0,0045)
Sul	0,1175*** (-0,0064)	0,1329*** (-0,0042)	0,1521*** (-0,0067)	0,1371*** (-0,011)	0,1242*** (-0,0212)	-0,1382*** (-0,0117)	-0,0311*** (-0,0058)
Sal. Mínimo	-0,6723*** (-0,0049)	-0,8085*** (-0,0032)	-0,5362*** (-0,0051)	-0,2490*** (-0,0084)	0,2623*** (-0,0163)	0,5136*** (-0,0091)	0,2307*** (-0,0044)

Intercepto	1,1178*** (-0,0129)	1,4097*** (-0,0084)	1,4455*** (-0,0135)	1,6722*** (-0,0219)	2,0951*** (-0,0425)	0,6156*** (-0,0235)	0,3593*** (-0,0116)
N	121339	121339	121339	121339	121339	113797	121339
r2	0,2729	0,4621	0,2678	0,2142	0,1328	0,1379	0,0757
F	2277,2469	5211,7933	2218,1276	1653,1692	929,1063	909,695	497,1378

Fonte: Elaboração própria. Microdados IBGE/PNAD.
Erros padrões entre parênteses. * p < 0.05, ** p < 0.01, *** p < 0.001.

Tabela A4: Decomposição de Mudanças na Desigualdade (1995-2004 e 2004-2014).

<i>1995-2004</i>						
	Dif. 90-10	Dif. 90-50	Dif. 50-10	Dif. 75-25	Variância	Coef. de Gini
Variação	-0,2920	-0,0230	-0,2689	-0,2370	-0,1304	-0,0355
Efeito composição	0,3092	0,1642	0,1451	0,2277	0,1838	0,0406
Efeito preço	-0,6012	-0,1872	-0,4140	-0,4647	-0,3142	-0,0761
Efeito composição detalhado						
Escolaridade	0,1473	0,0585	0,0888	0,1034	0,0877	0,0135
Grupo etário	0,0212	0,0130	0,0082	0,0119	0,0123	0,0032
Gênero e cor	-0,0227	-0,0073	-0,0154	-0,0139	-0,0151	-0,0031
Setorial	-0,0039	-0,0037	-0,0002	-0,0018	-0,0005	-0,0003
Ocupacional	-0,0008	0,0021	-0,0029	0,0003	0,0002	0,0007
Regional	0,0006	0,0046	-0,0040	-0,0004	0,0013	0,0007
Salário Mínimo	0,1675	0,0970	0,0704	0,1280	0,0978	0,0260
Efeito preço detalhado						
Escolaridade	-0,2105	0,0773	-0,2878	-0,0459	-0,1612	0,0076
Grupo etário	-0,0304	0,0755	-0,1060	0,0447	-0,0154	0,0202
Gênero e cor	0,0743	-0,0075	0,0818	-0,0043	0,0501	-0,0114
Setorial	-0,1007	0,1644	-0,2652	0,1097	-0,0017	-0,0007
Ocupacional	0,1054	0,0072	0,0981	0,0167	0,0266	0,0033
Regional	-0,1744	0,0603	-0,2347	-0,0273	-0,0915	0,0039
Salário Mínimo	-0,0635	-0,0290	-0,0345	-0,2098	-0,1215	-0,0079
Intercepto	-0,2012	-0,5354	0,3342	-0,3483	0,0004	-0,0912
<i>2004-2014</i>						
	Dif. 90-10	Dif. 90-50	Dif. 50-10	Dif. 75-25	Variância	Coef. de Gini
Variação	-0,4897	-0,2572	-0,2325	-0,1547	-0,2155	-0,0594
Efeito composição	0,1614	0,1339	0,0275	0,1283	0,1076	0,0290
Efeito preço	-0,6511	-0,3911	-0,2600	-0,2831	-0,3231	-0,0884
Efeito composição detalhado						
Escolaridade	0,2139	0,1550	0,0589	0,1389	0,1248	0,0339
Grupo etário	0,0443	0,0308	0,0135	0,0280	0,0216	0,0067
Gênero e cor	-0,0198	-0,0121	-0,0077	-0,0134	-0,0116	-0,0037
Setorial	-0,0016	0,0023	-0,0038	0,0000	-0,0067	-0,0009
Ocupacional	-0,0324	-0,0170	-0,0154	-0,0064	-0,0034	-0,0006
Regional	0,0005	0,0008	-0,0003	-0,0002	0,0013	0,0004
Salário Mínimo	-0,0436	-0,0260	-0,0176	-0,0186	-0,0182	-0,0070
Efeito preço detalhado						

Escolaridade	-0,3324	-0,2570	-0,0754	-0,2434	-0,2427	-0,0364
Grupo etário	-0,0344	-0,0796	0,0452	-0,0634	-0,0500	-0,0038
Gênero e cor	0,0339	0,0220	0,0118	0,0329	0,0383	-0,0007
Setorial	0,0791	-0,0440	0,1232	0,0747	0,0002	0,0059
Ocupacional	-0,0268	-0,0451	0,0183	-0,0090	0,0003	0,0043
Regional	0,1650	0,0072	0,1577	0,0044	0,0767	0,0061
Salário Mínimo	-0,2003	-0,0591	-0,1412	-0,0452	-0,0623	-0,0116
Intercepto	-0,3351	0,0645	-0,3996	-0,0342	-0,0836	-0,0522

Fonte: Elaboração própria. Microdados IBGE/PNAD.