

# AVALIANDO A CONTRIBUIÇÃO DA EDUCAÇÃO PARA A QUEDA DA DESIGUALDADE DE RENDIMENTOS DO TRABALHO NO BRASIL ENTRE 1995 E 2014

Vitor Hugo Miro Couto Silva (UFC)  
João Mário Santos de França (CAEN/ UFC)

## RESUMO

Este estudo investiga mudanças na desigualdade de rendimentos do trabalho no Brasil entre 1995 e 2014. Tendo como objetivo principal realizar uma avaliação da contribuição da educação para tais mudanças, 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 2009). 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 nos últimos anos. 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.

## ABSTRACT

This study investigates changes in inequality of labor income in Brazil between 1995 and 2014. The main objective is make an evaluation of the contribution of education to such changes, applying the method of recentered influence function (RIF) regressions and the generalization the Oaxaca-Blinder decomposition proposed by Firpo *et al.* (2007 and 2009). The results show that changes in the income structure, measured by so-called price effect, were predominant in explaining the contribution of education to the fall in inequality in recent years. 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.*

**JEL Codes:** J31, D31

## 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 0,593 para 0,518 em 2014. Sobre os determinantes dessa redução na desigualdade de renda, Barros *et al.* (2010), que avalia a redução no Índice de Gini entre 2001 e 2007, mostram que mais da metade da redução no 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 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 2014.

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.

Além dessa introdução, o presente artigo está organizado da seguinte forma. Na seção dois apresenta-se 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. 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. 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 2004<sup>1</sup>, 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 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

---

<sup>1</sup>Menezes-Filho, Fernandes e Picchetti (2006), para o período 1977-2007, e Menezes-Filho, Fernandes e Picchetti (2007), para o período 1981-2004.

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 regressão quantílica incondicionais, desenvolvido por Firpo *et al.* (2006 e 2009), a ferramenta estatística adequada, com base no conceito da função de influência recentrada<sup>2</sup>. 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:

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

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 arrançadas 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:

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

---

<sup>2</sup> 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).

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 explicativa<sup>3</sup>, 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:

<sup>3</sup> 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).

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

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:

$$\Delta_0^\mu = \mathbb{E}[X|T = 1](\beta_2 - \beta_1) + (\mathbb{E}[X|T = 1] - \mathbb{E}[X|T = 0])\beta_1 \quad [8]$$

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:

$$\Delta_0^\mu = \Delta_S^\mu + \Delta_X^\mu \quad [9]$$

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

$$\begin{aligned}\hat{\Delta}_0^\mu &= \bar{X}_2(\hat{\beta}_2 - \hat{\beta}_1) + (\bar{X}_2 - \bar{X}_1)\hat{\beta}_1 \\ \hat{\Delta}_0^\mu &= \hat{\Delta}_S^\mu + \hat{\Delta}_X^\mu\end{aligned} \quad [10]$$

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 rendimentos<sup>4</sup>. 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 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 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 (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 Brasil<sup>5</sup>.

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) também divulgado pelo

<sup>4</sup> Assegurada pela propriedade de linearidade aditiva.

<sup>5</sup> 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.



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: Estatísticas descritivas dos 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.

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 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 18,7% em 1995, para 30,5% em 2004 e 39,8% em 2014. Entre outras mudanças, pode-se citar o relativo envelhecimento, o aumento da participação feminina, de negros e pardos e da formalização.

**Tabela 2: Estatísticas descritivas da amostra - Composição (%) da força de trabalho para os anos selecionados (1995, 2004 e 2014)**

	<b>1995</b>	<b>2004</b>	<b>2014</b>
Ocupação (% da PEA)	93,2	90,1	92,9
<b>Escolaridade</b>			
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
<b>Características demográficas e distribuição regional</b>			
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 (% brancos)	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
<b>Características ocupacionais*</b>			
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
Salário real (média - R\$)	1617,1	1243,6	1737,6
Jornada de trabalho (média - horas)	43,8	43,3	41,7
salário <= salário mín.	19,1	27,5	25,0

Fonte: Elaboração própria. Microdados do IBGE/PNAD.

\*Apenas para ocupados.

#### **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 2004-2014.

**Tabela 3: Resultados da decomposição de mudanças na desigualdade (1995-2004 e 2004-2014)**

<i>1995-2004</i>						
	<b>Dif. 90-10</b>	<b>Dif. 90-50</b>	<b>Dif. 50-10</b>	<b>Dif. 75-25</b>	<b>Variância</b>	<b>Coef. de Gini</b>
<b>Varição</b>	-0,2920	-0,0230	-0,2689	-0,2370	-0,1304	-0,0355
<b>Efeito composição</b>	0,3092	0,1642	0,1451	0,2277	0,1838	0,0406
<b>Efeito preço</b>	-0,6012	-0,1872	-0,4140	-0,4647	-0,3142	-0,0761
<b>Efeito composição detalhado</b>						
Escolaridade	0,1473	0,0585	0,0888	0,1034	0,0877	0,0135
Experiência	0,0212	0,0130	0,0082	0,0119	0,0123	0,0032
Discriminação	-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
<b>Efeito preço detalhado</b>						
Escolaridade	-0,2105	0,0773	-0,2878	-0,0459	-0,1612	0,0076
Experiência	-0,0304	0,0755	-0,1060	0,0447	-0,0154	0,0202
Discriminação	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>						
	<b>Dif. 90-10</b>	<b>Dif. 90-50</b>	<b>Dif. 50-10</b>	<b>Dif. 75-25</b>	<b>Variância</b>	<b>Coef. de Gini</b>
<b>Varição</b>	-0,4897	-0,2572	-0,2325	-0,1547	-0,2155	-0,0594
<b>Efeito composição</b>	0,1614	0,1339	0,0275	0,1283	0,1076	0,0290
<b>Efeito preço</b>	-0,6511	-0,3911	-0,2600	-0,2831	-0,3231	-0,0884
<b>Efeito composição detalhado</b>						
Escolaridade	0,2139	0,1550	0,0589	0,1389	0,1248	0,0339
Experiência	0,0443	0,0308	0,0135	0,0280	0,0216	0,0067
Discriminação	-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
<b>Efeito preço detalhado</b>						
Escolaridade	-0,3324	-0,2570	-0,0754	-0,2434	-0,2427	-0,0364
Experiência	-0,0344	-0,0796	0,0452	-0,0634	-0,0500	-0,0038
Discriminação	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.

Nesses dois subperíodos considerados, reduções da desigualdade de rendimentos do trabalho são percebidas por todos os indicadores considerados. 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.

Por sua vez, os diferenciais entre percentis da distribuição permitem uma análise dessa redução de forma segmentada. A redução do diferencial 90-10 foi significativa ao longo de todo o período considerado, sendo a maior redução observada entre 2004 e 2014, 38%<sup>6</sup>. As maiores reduções ocorreram na parte inferior da distribuição. Entre 1995 e 2014, o diferencial 50-10 apresentou uma redução de aproximadamente 39%, enquanto que o diferencial 90-50 mostrou uma queda de 24%. 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 23%, enquanto que o diferencial 90-50 caiu apenas 2% nesse período. Entre 2004 e 2014, os diferenciais 50-10 e 90-50 apresentaram reduções de 20% e 22%, 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. De modo geral, a contribuição da educação para a redução na desigualdade de rendimentos do trabalho foi determinada pelas mudanças nos retornos educacionais. No entanto, ao analisar os efeitos composição e preço, observa-se a predominância de um efeito ambíguo, com as mudanças na composição educacional dos trabalhadores contrárias a redução de desigualdades e a variação dos retornos à escolaridade, de modo geral, favorável à uma distribuição mais igualitária.

Esse efeito composição contrário à tendência de redução da desigualdade é observado independente do subperíodo 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” (BOURGUIGNON *et al.*, 2005)<sup>7</sup>.

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

<sup>6</sup> Dados os valores em logaritmo natural, pode-se obter variações percentuais calculando  $[exp(-y)]-1$ .

<sup>7</sup> 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.

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 (Barros *et al.*, 2007; Menezes-Filho *et al.*, 2006 e 2007; e Foguel e Azevedo, 2007)

Outra variável que merece destaque refere-se à composição de trabalhadores recebendo um salário mínimo ou menos. Como apresentado anteriormente, entre 1995 e 2004 tem-se um aumento na proporção de trabalhadores com rendimentos iguais ou inferiores ao mínimo estabelecido por lei. 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.

Outro grupo de variáveis que se demonstrou importante para explicar as mudanças na distribuição de rendimentos, principalmente entre 1995 e 2004, 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 ocorreu 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 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 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.

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 BIBLIOGRÁFICAS

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.

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

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.

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.

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.

\_\_\_\_\_. 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**, n. 36, 1991.

## 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)
Negro/pardo	-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
r2	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: Estimções dos autores/ microdados IBGE/PNAD.

Erros padrões entre parênteses. \* p &lt; 0,05, \*\* p &lt; 0,01, \*\*\* p &lt; 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)
Negro/pardo	-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*** (-0,0093)	-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	0,1946*** (-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
r2	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: 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 - 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)
Negro/pardo	-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: Estimacões dos autores/ microdados IBGE/PNAD.

Erros padrões entre parênteses. \* p &lt; 0.05, \*\* p &lt; 0.01, \*\*\* p &lt; 0.001.