

# UMA ABORDAGEM DE DECOMPOSIÇÃO QUANTÍLICA PARA DIFERENCIAIS REGIONAIS DE SALÁRIOS NO BRASIL METROPOLITANO

Matheus Menezes dos Santos<sup>1</sup>

Ana Maria Hermeto<sup>2</sup>

Este trabalho busca avançar na compreensão dos diferenciais regionais de salário no Brasil metropolitano. Isso é pretendido por meio da aplicação de uma metodologia de regressões quantílicas desenvolvida por Koenker e Basset (1978) para estimar uma curva de diferenciais e, a partir disso, entender como o hiato regional se comporta em diferentes pontos da distribuição dos salários. É também usada a metodologia de decomposição quantílica detalhada desenvolvida por Fortin, Lemieux e Firpo (2009) para encontrar os determinantes dos movimentos ao longo dessa curva. Como principal resultado, atesta-se que o hiato regional é mais forte entre os trabalhadores do topo da distribuição, e esse fenômeno é agravado por diferenças na composição dos trabalhadores em diferentes regiões.

**Palavras-chave:** diferenciais regionais de salário; desigualdade regional; regressão quantílica; decomposição quantílica.

## A QUANTILE DECOMPOSITION APPROACH FOR REGIONAL WAGE DIFFERENTIALS IN METROPOLITAN BRAZIL

This study intends a better understanding of regional wage gap in Brazil. To accomplish that, a methodology of quantile regression first presented by Koenker and Basset (1978) is used to estimate a regional gap curve for a better image of regional gap behavior along the yield curve. Then, a methodology of quantile detailed decomposition developed by Fortin, Lemieux and Firpo (2009) is used to decompose the determinants of this behavior. As a result, the regional gap seems to be more effective for those workers in the top of the distribution, and this effect is positively affected by regional differences in labor force's composition.

**Keywords:** regional wage gap; regional inequality; quantile regression; quantile decomposition.

JEL: C21; J31; R23.

## 1 INTRODUÇÃO

A questão da desigualdade regional no Brasil sempre ocupou um papel protagonista na discussão econômica. A partir do século passado o tema ganhou relevância, com a formulação e a aplicação de diversas políticas públicas de desenvolvimento regional. Entre todos os diversos prismas pelos quais se pode encarar esse problema, o estudo da desigualdade regional por meio do mercado do trabalho vem ganhando espaço na literatura econômica nas últimas décadas. Os resultados encontrados por

---

1. Mestre em demografia pelo Centro de Desenvolvimento e Planejamento Regional (Cedeplar) da Universidade Federal de Minas Gerais (UFMG).

2. Professora associada do Departamento de Economia do Cedeplar da UFMG.

Barros e Mendonça (1995) já validavam essa abordagem, mostrando que o mercado de trabalho é realmente um fomentador da desigualdade de renda interpessoal, e essa análise pode ser estendida para o problema da desigualdade entre indivíduos de regiões diferentes.

Pessoa (2001) levanta uma importante questão: as disparidades regionais de salário são um problema social ou regional? Não é uma pergunta banal, uma vez que traz grandes implicações para políticas públicas. O autor em nenhum momento nega que diferenças nas estruturas produtivas das regiões têm implicações sobre os salários dessas regiões, apenas questiona se questões sociais, tal como a diferença entre os níveis educacionais, não seriam mais relevantes para explicar o diferencial regional. Porém, neste caso, a linha que divide o problema social do regional é um tanto quanto nebulosa. Por exemplo, Duarte, Ferreira e Salvato (2003) estimam curvas de densidades de salário para comparar os salários das regiões Sudeste e Nordeste, e dos estados de São Paulo e do Ceará, concluindo que a educação é o principal determinante dessa desigualdade regional de rendimentos. À primeira vista, pode-se concluir que uma política social é o mais recomendável para este problema, objetivando equalizar o nível educacional dos trabalhadores dessas regiões. Mas e se diferenças nas estruturas produtivas dessas regiões tenderem a segmentar os mercados de trabalhos entre atividades que exigem mais qualificação em uma região e atividades que exigem menos qualificação em outra região? Este não consistiria em um problema passível de ser tratado por meio de uma política de desenvolvimento regional?

Em uma tentativa de separar melhor os aspectos sociais e regionais da desigualdade salarial, muitos autores utilizaram-se dos métodos de decomposição de Oaxaca-Blinder e suas extensões. De natureza metodológica relativamente simples, esses modelos de decomposição mostraram-se uma ferramenta poderosa para examinar essa questão, ao permitir o quanto de um diferencial se deve a diferenças na composição dos atributos educacionais e o quanto se deve a diferenças no retorno sobre esses atributos. Ou seja, o chamado efeito-preço captado pelo modelo mostra como a região remunera os atributos de seus trabalhadores, o que está diretamente relacionado às características de sua estrutura produtiva. De fato, diversos trabalhos para o Brasil que usam essa metodologia ou variantes próximos dela (Reis e Barros, 1989; Savedoff, 1990; Freguglia, Menezes-Filho e Souza, 2007; entre outros) concluem que o efeito-preço é muito maior do que o efeito-composição para explicar disparidades regionais de trabalho.

Uma vez aceito que o efeito-preço é o maior componente dos diferenciais regionais de salário, a questão passa a ser sobre seus determinantes. Afinal, quais as características de uma região que a levam a remunerar melhor os atributos de um indivíduo em relação à outra?

É largamente aceito que o prêmio salarial urbano está diretamente correlacionado com a densidade econômica de uma região. A intuição é que economias geradas pela aglomeração produtiva elevariam a produtividade dos trabalhadores e, conseqüentemente, os seus salários, por meio de um processo de transbordamento (*spillover*). Simões e Freitas (2014) encontram evidências dessa teoria para o Brasil, Wheaton e Lewis (2002) para os Estados Unidos, Whalley e Xing (2010) para a China e Bernard *et al.* (2003) para o Reino Unido. Ainda para o Brasil, Menezes, Fernandez e Dedecca (2005) utilizam-se da decomposição de Oaxaca-Blinder para encontrar os determinantes da diferença de salários entre as regiões metropolitanas de São Paulo e Salvador, e mostram que o peso da diferença entre estruturas produtivas é maior que o peso da diferença entre atributos pessoais. Fontes, Simões e Oliveira (2010) utilizam-se da construção de um modelo hierárquico em dois níveis para determinar qual nível responde pela maior parte da variância dos salários, as características do indivíduo ou da região. Como conclusão, este trabalho mostra que grande parte dos diferenciais regionais de salário no Brasil deve-se a economias de aglomeração.

A partir disso, surge outra questão adicional: o efeito da localização do trabalhador sobre seu salário é constante ao longo da curva de distribuição de rendimentos? Os atributos de uma região impactam da mesma forma um trabalhador que ganha pouco e um trabalhador que ganha muito? E uma questão até anterior a esta: como o diferencial regional de salários varia ao longo da curva de distribuição? Quem compõe um grupo mais homogêneo, os trabalhadores mais qualificados ou os menos qualificados? Quem carrega o maior peso da desigualdade regional? Galego e Pereira (2013) frisam a importância de se estudar a desigualdade regional ao longo da distribuição, pois a estimação pela média pode distorcer o que estiver acontecendo nos extremos da distribuição. Diversos outros trabalhos sobre desigualdade apontam para essa recomendação, como Figueiredo e Silva (2012), que usam de decomposição quantílica para analisar a questão da desigualdade de oportunidades no Brasil, e Bartalotti e Leme (2007), que utilizam dessa metodologia para estudar a questão da discriminação por gênero e cor. É natural, então, se pensar que, embora haja poucos trabalhos para o Brasil sobre como a composição da população por gênero e raça impacta o efeito regional nos rendimentos, características não produtivas dos trabalhadores afetarão os diferenciais regionais de forma diferente para diferentes pontos da curva de distribuição dos salários. É uma hipótese que remete a um dos pontos principais levantados por Galego e Pereira (2013): o papel das covariadas na determinação do efeito regional ao longo da distribuição. Por isso, um dos grandes avanços pretendidos por este trabalho é conseguir estabelecer essas relações para o mercado de trabalho brasileiro.

Essas são questões sobre o hiato regional de salário ao longo da curva e seus determinantes que este trabalho pretende ajudar a responder. Primeiro, estimando regressões quantílicas para comparar o efeito da localização sobre os salários dos trabalhadores ao longo da curva de distribuição nas dez regiões metropolitanas originais do Brasil, e depois utilizando a metodologia desenvolvida por Fortin, Lemieux e Firpo (2009) para decompor esses resultados entre efeito-composição e efeito-preço de cada covariada.

Além desta seção introdutória, há mais quatro: a segunda faz uma breve revisão da bibliografia sobre diferenciais regionais de salário ao longo da curva de rendimentos e apresenta a metodologia sobre o tema; a terceira introduz e examina a base de dados utilizada; a quarta apresenta os principais resultados encontrados; e a última conclui e sugere implicações para políticas públicas.

## **2 UMA ABORDAGEM QUANTÍLICA DOS DIFERENCIAIS REGIONAIS DE RENDIMENTOS**

Desde que Koenker e Basset (1978) desenvolveram um método específico para a regressão nos quantis, a chamada regressão quantílica tem sido utilizada para entender melhor o comportamento da variável de uma regressão ao longo de uma curva de distribuição. Diversos estudos já provaram o valor desse método de estimação ao ser usado em regressões mincerianas. A hipótese central que justifica o uso de regressões quantílicas é que a estimação de coeficientes pela média pode esconder características importantes do comportamento da variável-resposta. Para uma exposição completa do método, ver Koenker e Basset (1978; 2001) e Buchinsky (1998a; 1998b; 2001).

A aplicação original das regressões quantílicas tem sido a estimação dos retornos educacionais ao longo da curva de distribuição dos salários, mantendo-se assim dentro do arcabouço da teoria do capital humano. Importantes trabalhos usando regressões quantílicas têm sido produzidos no Brasil e no mundo para investigar diferenciais por gênero e por cor no mercado de trabalho do ponto de vista de diferentes retornos educacionais, tal qual Buchinsky (2001), Martins e Pereira (2004), Maciel, Campêlo e Raposo (2001), Bartalotti e Leme (2007) e Coelho, Veszteg e Soares (2010). Todos esses exercícios têm como resultado a demonstração de que a estimação da equação salarial pela média esconde informações preciosas sobre o efeito do gênero e da cor nos salários. Portanto, analisar os diferenciais regionais de salário sob a ótica da regressão quantílica mostra-se um exercício interessante para compreender melhor como esses diferenciais se comportam.

Há que se pontuar que o efeito das externalidades do capital humano sobre o prêmio salarial urbano pode não ocorrer de forma homogênea entre trabalhadores de diferentes pontos da curva de rendimentos. Se assumirmos a hipótese de que os retornos serão maiores para trabalhadores mais qualificados, os trabalhadores

menos qualificados (e com menores rendimentos) tendem a ganhar menos com as externalidades do capital humano. Logo, a disparidade salarial entre trabalhadores de duas regiões tende a ser menor entre os mais pobres do que entre os mais ricos. Autor, Katz e Kearney (2005) encontram evidências desse fenômeno para os Estados Unidos, chamando a atenção para um processo de polarização do mercado de trabalho americano entre ricos e pobres. Goos e Manning (2007) descrevem o mesmo fenômeno para o mercado de trabalho no Reino Unido. Matano e Naticchioni (2013) realizam um exercício interessante para o mercado de trabalho italiano. Aplicando a metodologia da regressão quantílica para os dados de um painel com migrantes de áreas economicamente menos densas para áreas mais densas, eles mostram que os salários dos migrantes subiram de forma desigual. Entre os menos qualificados, o salário subiu lentamente, indicando um processo de aprendizado informal. Já entre os mais qualificados, embora também tenham ocorrido ganhos salariais ao longo do tempo, o maior efeito foi o imediato, o que os autores atribuem ao efeito do *matching*.

A partir desses resultados, o caminho natural é tentar entendê-los melhor. Para tanto, era necessária uma metodologia que expusesse os componentes dos movimentos dos diferenciais ao longo da curva de rendimento. O método de decomposição de diferenciais por meio de uma análise contrafactual foi proposto originalmente por Oaxaca (1973) e Blinder (1973), levando-o a ser denominado de método de Oaxaca-Blinder. O método Oaxaca-Blinder usa, originalmente, um modelo de mínimos quadrados para decompor o diferencial da média dos salários por meio de uma análise contrafactual. Dado que  $w_a$  é o salário médio esperado na região  $a$  e  $w_b$  é o salário médio esperado na região  $b$ , com  $x_a$  e  $\beta_a$  e  $x_b$  e  $\beta_b$  como o vetor de variáveis explicativas e coeficientes para cada uma das regiões, respectivamente, tem-se as seguintes equações salariais:

$$w_a = x_a \beta_a. \quad (1)$$

$$w_b = x_b \beta_b. \quad (2)$$

O diferencial entre o salário dos dois grupos pode ser descrito na forma de:

$$w_a - w_b = (x_a - x_b) \beta_a + (\beta_a - \beta_b) x_b. \quad (3)$$

Assim, o primeiro termo da equação é interpretado como o diferencial devido à composição, e o segundo termo como o diferencial de retornos das variáveis explicativas para cada grupo. Como essa literatura concentrou-se nos diferenciais de rendimentos entre homens e mulheres ou brancos e negros, muitas vezes esse segundo termo é chamado de discriminação. Ao longo dos anos, o método Oaxaca-Blinder foi sendo aperfeiçoado, com controles por viés de seletividade

(Neuman e Oaxaca, 2004) e extensões para análise do efeito temporal (Juhn, Murphy e Pierce, 1993), por exemplo. A extensão do método tradicional de decomposição da média para regressões quantílicas era ineficaz em quantis incondicionais, tornando necessário o uso de métodos alternativos.

Porém, o método tradicional encontra um empecilho ao estimar o contrafactual incondicional a partir da distribuição dos grupos  $a$  e  $b$ :

$$Quant_{\theta}^c = x_{a,i}'\beta_{b,\theta}, \text{ pois } Quant_{\theta}(w) \neq E_x[Quant_{\theta}(w|x)], \quad (4)$$

ou seja, a esperança do quantil  $\theta$  não produz a distribuição marginal de  $\theta$ . Isso inviabiliza a aplicação direta do método de Oaxaca-Blinder por ferir a Lei das Expectativas Iteradas. A partir deste problema, surgiram alguns métodos para tentar contorná-lo. Fortin, Lemieux e Firpo (2011) analisam criticamente alguns deles, tais quais Juhn, Murphy e Pierce (1993) e DiNardo, Fortin e Lemieux (1996). Um método que se popularizou nos últimos anos é o desenvolvido por Machado e Mata (2005), com aplicação especial para o caso da regressão quantílica. Para contornar o problema da quebra da Lei das Expectativas Iteradas, o método estima toda a distribuição da variável dependente para todos os quantis, para então realizar o exercício contrafactual, ao substituir a distribuição condicional de um grupo pelo outro. Melly (2006) desenvolve um método de decomposição quantílica muito semelhante, diferenciando-se na forma como são feitas as simulações para se estimar o contrafactual. Contudo, essa abordagem não permite a realização de uma decomposição detalhada, pois não computa o efeito individual de cada covariada na distribuição incondicional (Fortin, Lemieux e Firpo, 2011).

O método de decomposição para além da média que mais se aproxima dos objetivos da metodologia original de Oaxaca-Blinder é o desenvolvido por Fortin, Lemieux e Firpo (2009), por permitir uma decomposição detalhada. O método baseia-se na abordagem da função de influência recentralizada (*recentered influence function*, RIF desse ponto em diante). Abordagem desenvolvida por Hampel (1974), a função de influência (*influence function*, IF) de uma determinada estatística  $v(F_Y)$  é definida em Fortin, Lemieux e Firpo (2009) como a representação da influência de uma observação individual sobre aquela distribuição. Os autores chamam a atenção para o fato de o método ser aplicável para diversas estatísticas, como a variância e o índice de Gini. O que o método está propondo com essa abordagem é a linearização da distribuição marginal das variáveis, tornando possível atender à Lei das Expectativas Iteradas e, enfim, realizar a decomposição tal qual a metodologia de Oaxaca-Blinder. Ressalta-se que, justamente por se tratar de uma linearização da estatística original, a eficácia da técnica está diretamente relacionada à qualidade desta aproximação linear. A decomposição é desenhada como:

$$Q_{a,\theta}(Y) - Q_{b,\theta}(Y) = (X_a - X_b)\gamma_{a,\theta} + (\gamma_{a,\theta} - \gamma_{b,\theta})X_b, \quad (5)$$

onde o primeiro termo representa o efeito-composição (ou quantidade) e o segundo representa o efeito-estrutura (ou preço). Ver Fortin, Lemieux e Firpo (2009; 2011) para um melhor detalhamento do método.

Há ainda alguns pontos importantes sobre o método que merecem especial atenção, como é apontado em Fortin, Lemieux e Firpo (2011). O primeiro é o pressuposto da ignorabilidade, para o qual a distribuição do erro condicional a  $X$  ( $\varepsilon|X$ ) deve ser igual para os dois grupos da decomposição. Outro pressuposto importante para este método é o da sobreposição, segundo o qual deve haver um suporte comum para os dois grupos, ou seja, em ambos devem haver indivíduos com características semelhantes. Se esses dois pressupostos não forem respeitados, a interpretação do efeito-estrutura detalhado, ou seja, o retorno de cada covariada, torna-se enviesado, sendo recomendável a interpretação apenas por meio da decomposição agregada. Se não há garantias de que esses dois pressupostos estão sendo satisfeitos, o efeito-preço será viesado, pois estará captando também o efeito das características não observáveis.

### 3 BASE DE DADOS E ESTRATÉGIA DE ESTIMAÇÃO

Nesta seção, será discutida a estratégia utilizada para adaptar a metodologia escolhida à pergunta a ser respondida, bem como apresentar a base de dados escolhida.

Para responder à questão central do trabalho, é preciso estimar uma equação salarial que capte a variação marginal nos salários de uma região em comparação à outra, que pode ser interpretada aqui como o grupo de controle. Nessa analogia, o impacto que se quer medir no grupo de tratamento seria a localização dos indivíduos em determinada região. Assim, o modelo para se estimar as regressões quantílicas usado aqui é o mesmo comumente usado na estimação por mínimos quadrados:

$$lw = \beta_0 + \beta_1 X + \beta_2 W + \beta_3 Z + \beta_4 R + \mu. \quad (6)$$

Para essa equação, tem-se  $lw$  como o logaritmo do salário-hora,  $X$  como um vetor de características pessoais (sexo, cor, idade),  $W$  como um vetor com *dummies* para cada grau de escolaridade concluído pelo indivíduo,  $Z$  um vetor com características do posto de trabalho (se faz parte do setor formal, setor de atividade e categoria da ocupação) e  $R$  um vetor de *dummies* regionais. O coeficiente  $\beta_4$ , variável para cada quantil, fornecerá a resposta para a pergunta.

A base de dados utilizada para este trabalho é a Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios (Pnad) de 2013, realizada pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE). Além de atender às necessidades básicas deste

trabalho, como dimensão geográfica desejada e variáveis de controle, a escolha dessa base de dados justifica-se por ser a mais recente disponível (IBGE, 2013).

A escolha de estudar apenas o Brasil metropolitano se dá para facilitar a comparação dos resultados, uma vez que se trata de um mercado de trabalho mais homogêneo. Se o estudo se estendesse a todo o Brasil urbano, por exemplo, seria necessária a inclusão de novas variáveis que captassem o tamanho da cidade, pois o mercado de trabalho em uma cidade de 500 mil habitantes tem característica bem distintas do mercado de trabalho em uma cidade de 50 mil habitantes. Contudo, esse tipo de análise, sobre o efeito de atributos urbanos sobre os salários, extrapola os objetivos deste trabalho. Além disso, o fato de haver regiões metropolitanas de todas as regiões do país já torna o estudo abrangente o bastante para fazer afirmações sobre a desigualdade regional no Brasil.

Os algoritmos para a decomposição de diferenciais, bem como os métodos teóricos de decomposição e análise contrafactual, foram desenvolvidos para a comparação de dois grupos bem distintos, como homens e mulheres ou brancos e negros, por exemplo. Para adaptar esses algoritmos ao problema deste trabalho, as bases de dados foram separadas por regiões metropolitanas. Para facilitar a comparação dos resultados, foi definida uma só região metropolitana (São Paulo) como base ou grupo de controle. Deste modo, o que os resultados apresentarão são os diferenciais salariais de cada região metropolitana em comparação a São Paulo. Logo, há nove bases de dados, cada uma agregando a região metropolitana de São Paulo e a região metropolitana que se deseja analisar (Rio de Janeiro, Brasília, Belo Horizonte, Porto Alegre, Curitiba, Belém, Fortaleza, Recife ou Salvador). Assim, para cada banco de dados foi possível usar uma *dummy* que define o grupo de tratamento (a região metropolitana analisada) e o grupo de controle (a região metropolitana de São Paulo).

A respeito da escolaridade dos trabalhadores, optou-se pelo uso de *dummies* construídas pela própria Pnad por maior grau concluído em vez da variável contínua de anos de estudo. O controle por *dummies* de grau concluído mostrou ter um melhor ajuste do que a variável contínua, pois capta melhor as características dos retornos educacionais no Brasil, onde o grau concluído tem muito mais impacto do que o ano adicional de estudo. Deste modo, tem-se níveis de maior escolaridade atingida: fundamental incompleto, médio incompleto, superior incompleto e superior completo, sendo a primeira a escolhida como variável omitida.

Como controle por características do posto de trabalho, foi usada a classificação do IBGE para setores de atividades (Classificação Nacional de Atividades Econômicas – CNAE) e grupos de ocupações (Classificação Brasileira de Ocupações-Domiciliar – CBO-Domiciliar), conforme descrito na tabela 1.



O setor industrial foi tomado como variável omitida para setor de atividade e o trabalhador da produção foi tomado como variável omitida para grupo ocupacional nas regressões. Optou-se por usar controles também para participação no setor público e/ou formal da economia. Além de serem características com já demonstrado impacto nos salários, elas podem ajudar a explicar diferenças regionais de rendimentos.

Fortin, Lemieux e Firpo (2011) ressaltam o problema que possa ser gerado a partir da escolha da variável omitida. Para cada categoria que se omite, os resultados das outras mudarão drasticamente, como o esperado. E para nenhum dos casos tratados por esse trabalho há estudos que sugerem que determinada variável seria uma melhor escolha como omitida, fazendo essa escolha ser meramente arbitrária. Embora esse fato não afete a qualidade dos resultados, ele deve ser levado em consideração na hora de avaliar os resultados. É preciso ter sempre em mente qual o grupo que está sendo comparado. Para este trabalho especificamente, esse problema é relativizado por não pretender analisar nenhuma das covariadas isoladamente, mas sim grupos de covariadas: características pessoais (gênero, raça e idade), escolaridade e características do posto de trabalho.

A base de dados foi reduzida apenas para trabalhadores ocupados na semana de referência, com idade entre 25 e 59 anos, salários não nulos, em atividades não rurais e residentes em uma das dez regiões metropolitanas brasileiras pela classificação original do IBGE. A categoria de cor foi dicotomizada entre brancos e negros (negros e pardos). A população amarela e indígena foi excluída da amostra por se tratar de grupos étnicos com características muito específicas, o que poderia enviesar os resultados caso fossem alocados em uma das duas categorias. A tabela 1 traz um resumo da base de dados.

Há algumas características interessantes sobre a tabela 1 que merecem destaque. Por exemplo, como a composição de cor dos indivíduos varia conforme a região metropolitana. Nas regiões metropolitanas da região Sul do Brasil, a proporção de brancos é muito maior do que nas regiões metropolitanas das regiões Norte e Nordeste. Em termos de gênero e idade, não parece haver grandes discrepâncias entre as regiões.

Quanto à escolaridade, é interessante notar que o que difere as regiões mais ricas das menos ricas é a proporção de trabalhadores nas categorias extremas. A proporção de trabalhadores com ensino médio ou superior incompleto é similar em todas as regiões, estando a maior parte das variações nas categorias de fundamental incompleto e superior completo. É um fator que pode ajudar a explicar resultados dos diferenciais regionais de salário, principalmente no caso do Distrito Federal, onde a composição educacional difere mais fortemente da média das regiões metropolitanas.

**TABELA 1**  
**Resumo da base de dados**

	Distrito Federal	RM de Belém	RM de Belo Horizonte	RM de Curitiba	RM de Fortaleza	RM de Porto Alegre	RM do Recife	RM do Rio de Janeiro	RM de Salvador	RM de São Paulo	Total
Homem	0,52	0,56	0,53	0,55	0,55	0,53	0,55	0,55	0,52	0,54	<b>0,54</b>
Branco	0,45	0,24	0,38	0,76	0,27	0,82	0,33	0,48	0,16	0,59	<b>0,50</b>
Idade	39,27	40,03	39,74	39,75	39,44	40,60	39,78	40,74	39,65	39,98	<b>40,04</b>
Fundamental incompleto	0,19	0,24	0,27	0,20	0,32	0,24	0,25	0,21	0,25	0,20	<b>0,22</b>
Médio incompleto	0,11	0,18	0,16	0,17	0,18	0,17	0,13	0,15	0,13	0,15	<b>0,15</b>
Superior incompleto	0,38	0,45	0,38	0,39	0,38	0,39	0,47	0,42	0,46	0,42	<b>0,41</b>
Superior completo	0,32	0,13	0,20	0,23	0,12	0,19	0,14	0,22	0,16	0,24	<b>0,21</b>
Outras indústrias	0,01	0,01	0,02	0,00	0,00	0,01	0,00	0,01	0,01	0,00	<b>0,01</b>
Indústrias de transformação	0,04	0,07	0,13	0,17	0,18	0,17	0,09	0,09	0,08	0,17	<b>0,13</b>
Construção civil	0,07	0,12	0,11	0,10	0,10	0,08	0,11	0,10	0,11	0,08	<b>0,09</b>
Comércio	0,16	0,21	0,18	0,18	0,20	0,17	0,19	0,18	0,18	0,16	<b>0,17</b>
Serviços	0,09	0,15	0,12	0,14	0,11	0,11	0,14	0,14	0,14	0,13	<b>0,13</b>
Administração pública	0,16	0,08	0,06	0,05	0,05	0,06	0,06	0,07	0,06	0,03	<b>0,06</b>
Serviços sociais	0,27	0,26	0,25	0,22	0,24	0,26	0,28	0,28	0,28	0,26	<b>0,26</b>
Outras atividades	0,20	0,10	0,14	0,13	0,11	0,15	0,13	0,14	0,15	0,17	<b>0,15</b>
Dirigentes	0,08	0,03	0,07	0,09	0,04	0,07	0,03	0,06	0,06	0,08	<b>0,07</b>
Ciências e artes	0,18	0,09	0,13	0,13	0,09	0,12	0,10	0,14	0,10	0,14	<b>0,13</b>
Técnicos	0,11	0,08	0,09	0,09	0,07	0,10	0,08	0,09	0,09	0,09	<b>0,09</b>
Trabalhadores administrativos	0,13	0,11	0,11	0,12	0,09	0,13	0,13	0,12	0,11	0,12	<b>0,12</b>
Trabalhadores de serviços	0,31	0,42	0,32	0,28	0,36	0,30	0,39	0,34	0,39	0,32	<b>0,33</b>
Trabalhadores de produção	0,15	0,25	0,26	0,26	0,31	0,25	0,24	0,22	0,23	0,25	<b>0,24</b>
Outras ocupações	0,04	0,03	0,02	0,03	0,03	0,02	0,02	0,03	0,03	0,01	<b>0,02</b>
Setor público	0,25	0,14	0,12	0,12	0,12	0,14	0,13	0,13	0,11	0,10	<b>0,12</b>
Setor formal	0,78	0,59	0,79	0,79	0,61	0,82	0,71	0,72	0,69	0,77	<b>0,75</b>
<b>Total de observações</b>	<b>3.508</b>	<b>2.944</b>	<b>4.951</b>	<b>2.887</b>	<b>3.914</b>	<b>6.295</b>	<b>3.943</b>	<b>6.256</b>	<b>4.480</b>	<b>6.875</b>	<b>46.053</b>

Fonte: Pnad 2013/IBGE.  
Elaboração dos autores.

Nesta classificação mais agregada construída pelo IBGE, os setores da economia parecem estar mais homoganeamente distribuídos entre as regiões, com exceção da indústria de transformação, que permanece mais forte nas regiões Sul e Sudeste do Brasil. Destaca-se ainda como o Distrito Federal apresenta características muito diferentes das demais regiões no que diz respeito ao seu mercado de trabalho: a proporção de trabalhadores no setor público, na administração pública e nas “ciências e artes” é muito maior do que nas outras regiões metropolitanas.

A tabela 2 mostra que há grandes diferenças nos níveis salariais das regiões metropolitanas brasileiras. O que mais chama a atenção nos dados aqui é como essas diferenças se comportam ao longo da distribuição. Tomando o caso do Distrito Federal, por exemplo: o salário dos trabalhadores do primeiro decil é 0,97 vez o salário dos trabalhadores do primeiro decil na região metropolitana de São Paulo, enquanto entre os trabalhadores do último decil essa diferença cresce para 1,6 vez.

**TABELA 2**  
**Análise dos salários regionais em pontos da distribuição**  
(Em R\$)

	10%	25%	50%	75%	90%
Distrito Federal	679	900	1.700	4.000	8.000
RM de Belém	500	678	854	1.500	2.600
RM de Belo Horizonte	678	800	1.200	2.000	4.000
RM de Curitiba	800	1.000	1.500	2.500	4.800
RM de Fortaleza	400	678	800	1.200	2.300
RM de Porto Alegre	678	900	1.300	2.100	4.300
RM do Recife	500	678	820	1.400	2.500
RM do Rio de Janeiro	678	800	1.200	2.100	4.500
RM de Salvador	400	678	900	1.600	3.500
RM de São Paulo	700	1.000	1.400	2.500	5.000

Fonte: Pnad 2013/IBGE.  
Elaboração dos autores.

Outro aspecto que chama a atenção na tabela é o fato de o salário dos trabalhadores do primeiro decil não atingir o salário mínimo nacional (R\$ 678,00) nas regiões metropolitanas de Belém, de Fortaleza, do Recife e de Salvador. Ou seja, uma maior proporção de empregos informais nessas regiões contribui para distanciá-las das demais, em que o salário no primeiro decil é equalizado pelo cumprimento do salário mínimo.

## 4 RESULTADOS

### 4.1 Regressão quantílica

Nesta seção serão apresentados os resultados da regressão quantílica, objetivando quantificar o efeito controlado da região ao longo da curva e distribuição dos salários.

TABELA 3  
Regressão quantílica  
(Em logaritmo do salário-hora)

	10%	25%	50%	75%	90%	MQO
Homem	0,1616 (0,0000)	0,1895 (0,0000)	0,2283 (0,0000)	0,2775 (0,0000)	0,2976 (0,0000)	0,2446 (0,0004)
Branco	0,0674 (0,0000)	0,0843 (0,0000)	0,1135 (0,0000)	0,1549 (0,0000)	0,2097 (0,0000)	0,1456 (0,0003)
Idade	0,0208 (0,0000)	0,0272 (0,0000)	0,0326 (0,0000)	0,0370 (0,0000)	0,0381 (0,0000)	0,0341 (0,0001)
Idade <sup>2</sup>	-0,0002 (0,0000)	-0,0003 (0,0000)	-0,0003 (0,0000)	-0,0003 (0,0000)	-0,0003 (0,0000)	-0,0003 (0,0000)
Fundamental incompleto	Omitido					
Médio incompleto	0,0859 (0,0000)	0,0946 (0,0000)	0,1170 (0,0000)	0,1311 (0,0000)	0,1557 (0,0000)	0,1376 (0,0005)
Superior incompleto	0,1895 (0,0000)	0,2090 (0,0000)	0,2562 (0,0000)	0,3274 (0,0000)	0,4019 (0,0000)	0,3088 (0,0004)
Superior completo	0,5699 (0,0000)	0,6977 (0,0000)	0,8545 (0,0000)	0,9904 (0,0000)	1,1000 (0,0000)	0,8694 (0,0006)
Outras indústrias	0,0933 (0,0000)	0,2091 (0,0000)	0,2384 (0,0000)	0,2994 (0,0000)	0,3751 (0,0000)	0,2915 (0,0019)
Indústrias de transformação	Omitido					
Construção civil	0,0551 (0,0000)	0,0500 (0,0000)	0,0208 (0,0000)	0,0008 (0,0000)	0,0192 (0,0000)	0,0487 (0,0007)
Comércio	-0,0557 (0,0000)	-0,0344 (0,0000)	-0,0515 (0,0000)	-0,0423 (0,0000)	0,0524 (0,0000)	-0,0281 (0,0006)
Serviços	0,0243 (0,0000)	0,0492 (0,0000)	0,0250 (0,0000)	0,0201 (0,0000)	0,0700 (0,0000)	0,0468 (0,0006)
Administração pública	0,2661 (0,0000)	0,3737 (0,0000)	0,4439 (0,0000)	0,4224 (0,0000)	0,4846 (0,0000)	0,4351 (0,0011)
Serviços sociais	0,0085 (0,0000)	0,0142 (0,0000)	0,0073 (0,0000)	0,0204 (0,0000)	0,0682 (0,0000)	0,0240 (0,0006)
Outras atividades	0,0513 (0,0000)	0,0538 (0,0000)	0,0594 (0,0000)	0,0503 (0,0000)	0,0924 (0,0000)	0,0913 (0,0006)
Dirigentes	0,3331 (0,0000)	0,5028 (0,0000)	0,6670 (0,0000)	0,7784 (0,0000)	0,8523 (0,0000)	0,6096 (0,0008)

(Continua)

(Continuação)

	10%	25%	50%	75%	90%	MQO
Ciências e artes	0,2595 (0,0000)	0,3777 (0,0000)	0,4760 (0,0000)	0,5638 (0,0000)	0,6029 (0,0000)	0,4484 (0,0008)
Técnicos	0,1106 (0,0000)	0,1688 (0,0000)	0,2331 (0,0000)	0,3049 (0,0000)	0,4032 (0,0000)	0,2413 (0,0007)
Trabalhadores administrativos	-0,0415 (0,0000)	-0,0580 (0,0000)	-0,0712 (0,0000)	-0,0515 (0,0000)	-0,0582 (0,0000)	-0,0631 (0,0007)
Trabalhadores de serviços	-0,1255 (0,0000)	-0,1225 (0,0000)	-0,1369 (0,0000)	-0,1213 (0,0000)	-0,1073 (0,0000)	-0,1182 (0,0005)
Trabalhadores de produção	Omitido					
Outras ocupações	-0,1165 (0,0000)	-0,0106 (0,0000)	0,0727 (0,0000)	0,1086 (0,0000)	0,1126 (0,0000)	0,0321 (0,0012)
Setor público	0,0523 (0,0000)	0,0366 (0,0000)	0,0124 (0,0000)	0,0159 (0,0000)	-0,0373 (0,0000)	0,0013 (0,0007)*
Setor formal	0,3360 (0,0000)	0,1739 (0,0000)	0,0584 (0,0000)	-0,0648 (0,0000)	-0,1472 (0,0000)	0,0941 (0,0004)
RM de Belém	-0,2488 (0,0000)	-0,2592 (0,0000)	-0,2463 (0,0000)	-0,2483 (0,0000)	-0,2502 (0,0000)	-0,2516 (0,0009)
RM de Belo Horizonte	-0,0750 (0,0000)	-0,0846 (0,0000)	-0,0666 (0,0000)	-0,0629 (0,0000)	-0,0957 (0,0000)	-0,0797 (0,0006)
Distrito Federal	0,0206 (0,0000)	0,0468 (0,0000)	0,1160 (0,0000)	0,1871 (0,0000)	0,1940 (0,0000)	0,1436 (0,0008)
RM de Curitiba	0,0429 (0,0000)	0,0480 (0,0000)	0,0598 (0,0000)	0,0540 (0,0000)	0,0548 (0,0000)	0,0519 (0,0007)
RM de Fortaleza	-0,3693 (0,0000)	-0,3683 (0,0000)	-0,3713 (0,0000)	-0,3659 (0,0000)	-0,3793 (0,0000)	-0,3794 (0,0007)
RM de Porto Alegre	-0,0488 (0,0000)	-0,0659 (0,0000)	-0,0708 (0,0000)	-0,0803 (0,0000)	-0,1209 (0,0000)	-0,0997 (0,0006)
RM do Recife	-0,2908 (0,0000)	-0,3055 (0,0000)	-0,3041 (0,0000)	-0,3313 (0,0000)	-0,3054 (0,0000)	-0,3048 (0,0007)
RM do Rio de Janeiro	-0,0777 (0,0000)	-0,0710 (0,0000)	-0,0396 (0,0000)	-0,0075 (0,0000)	0,0874 (0,0000)	0,0277 (0,0004)
RM de Salvador	-0,2424 (0,0000)	-0,2209 (0,0000)	-0,1993 (0,0000)	-0,1325 (0,0000)	-0,0299 (0,0000)	-0,1424 (0,0007)
RM de São Paulo	Omitido					
Constante	1,9137 (0,0000)	2,0568 (0,0000)	2,1745 (0,0000)	2,3451 (0,0000)	2,5828 (0,0000)	2,1110 (0,0030)
Pseudo $R^2$ ( $R^2$ para o MQO)	0,1998	0,2358	0,2872	0,3132	0,2771	0,4047

Fonte: Pnad 2013/IBGE.

Obs.: 1. Erros-padrão entre parênteses.

2. \* = significativo a 10% de confiança. Todos os demais resultados são significativos a 1% de confiança.

O comportamento dos retornos salariais para características pessoais, gênero e raça, adota a trajetória já estabelecida em trabalhos anteriores, como Bartalotti e Leme (2007). O crescente hiato salarial entre homens e mulheres e brancos e negros é condizente com a literatura que trata da questão, em um movimento nomeado de teto de vidro (*glass ceiling*). Os retornos educacionais também apresentam comportamento crescente ao longo da curva de distribuição, sinalizando que a educação tem um impacto maior sobre os trabalhadores mais bem remunerados. Não é um resultado surpreendente, uma vez que contribui para a visão de que os trabalhadores da base da distribuição são mais homogêneos.

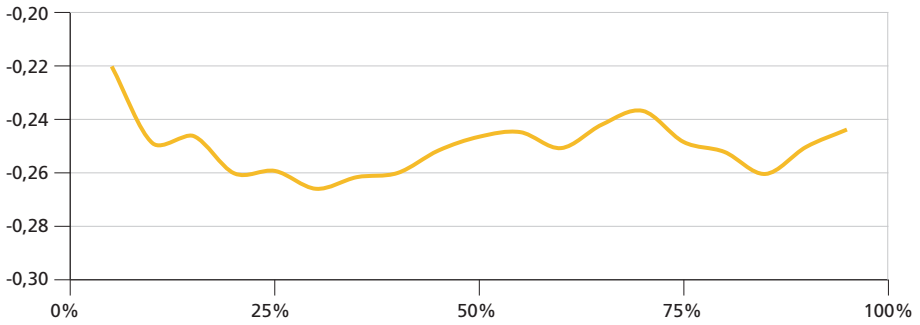
Quanto às características do posto de trabalho, nota-se uma tendência geral por setor e por ocupação a aumentar o hiato salarial ao longo da distribuição. A única exceção parece ser o caso da construção civil, que apresenta um hiato favorável maior na base da distribuição do que no topo. Nota-se que a participação do trabalhador formal é um determinante importante do salário e apresenta um comportamento muito interessante: o hiato salarial entre trabalhadores dos setores formal e informal decresce ao longo da distribuição e inverte-se nas posições mais altas. Ou seja, para os trabalhadores da base da distribuição é vantajoso participar do mercado de trabalho formal, o que remete à discussão do papel do salário mínimo para equalizar o salário desse grupo de trabalhadores. Para os trabalhadores mais bem remunerados, é melhor não participar do mercado de trabalho formal, o que pode estar refletindo o peso dos tributos sobre o salário deles ou mesmo a opção por ser um trabalhador autônomo. Essa é uma conclusão próxima à feita por Tannuri-Pianto e Pianto (2002). Há ainda que se pontuar que o mesmo movimento é notado para a participação do trabalhador no setor público, semelhante aos resultados encontrados por Depalo, Giordano e Papapetrou (2015) para a zona do euro.

Quanto aos diferenciais regionais, o gráfico 1 traz o desenho da curva do efeito da localização do indivíduo sobre o salário em comparação à região metropolitana de São Paulo. O resultado é próximo ao obtido por Silveira-Neto e Campelo (2003). O primeiro ponto a se observar, ainda que já bem documentado pela literatura do tema, é a diferença de nível entre as curvas de diferenciais das regiões metropolitanas do Norte-Nordeste e do Sul-Sudeste do Brasil. As regiões metropolitanas de Belo Horizonte, de Porto Alegre e de Curitiba apresentam um diferencial máximo que nunca ultrapassa o valor de -0,2 logaritmo do salário-hora em relação a São Paulo, enquanto para as regiões metropolitanas do Recife, de Fortaleza e de Belém esse é o valor mínimo.

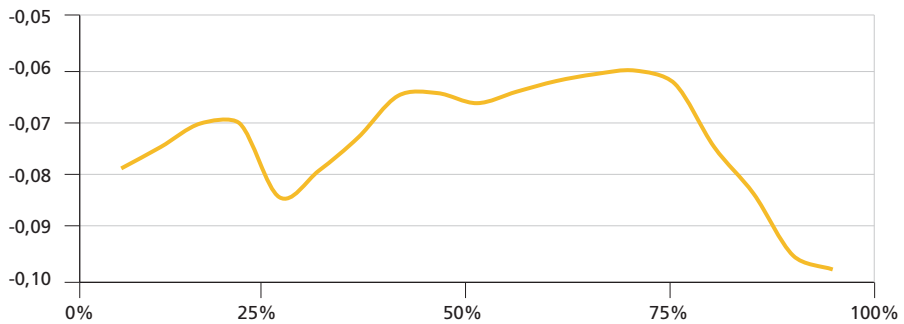
GRÁFICO 1

**Resultados da regressão quantílica: diferenciais regionais salariais em relação à região metropolitana de São Paulo**  
(Em logaritmo do salário-hora)

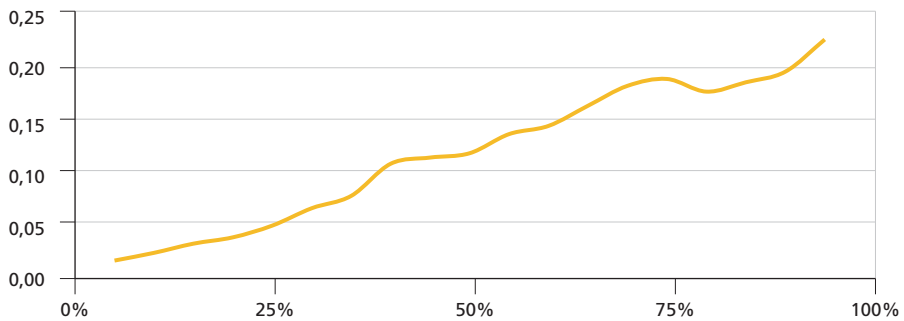
1A – RM de Belém



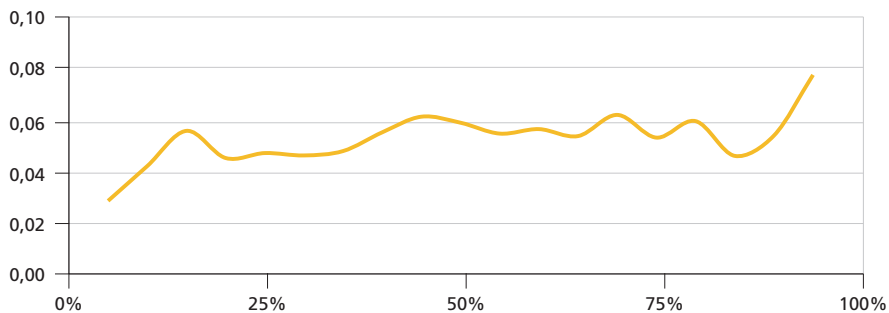
1B – RM de Belo Horizonte



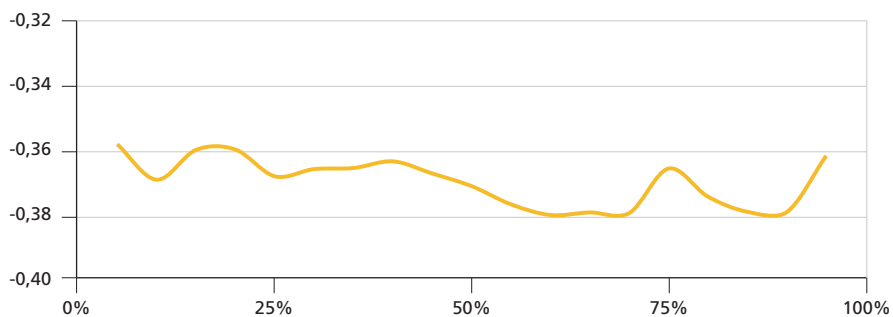
1C – Distrito Federal



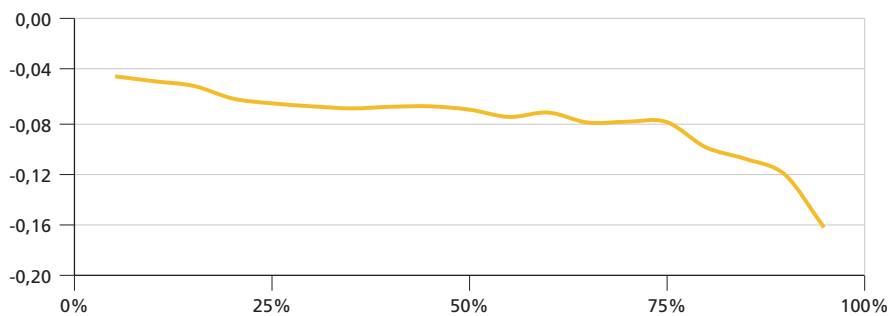
1D – RM de Curitiba



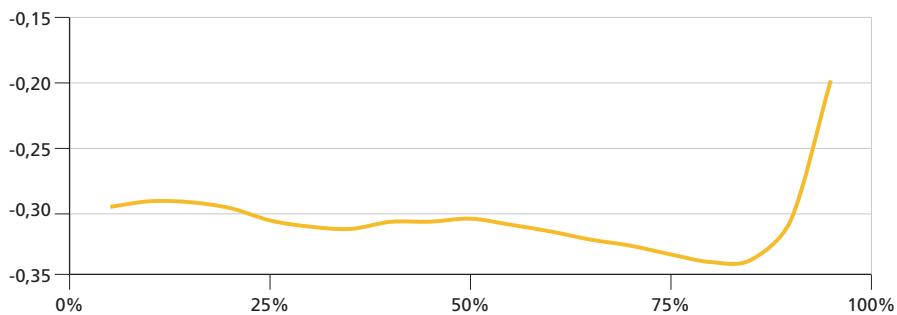
1E – RM de Fortaleza



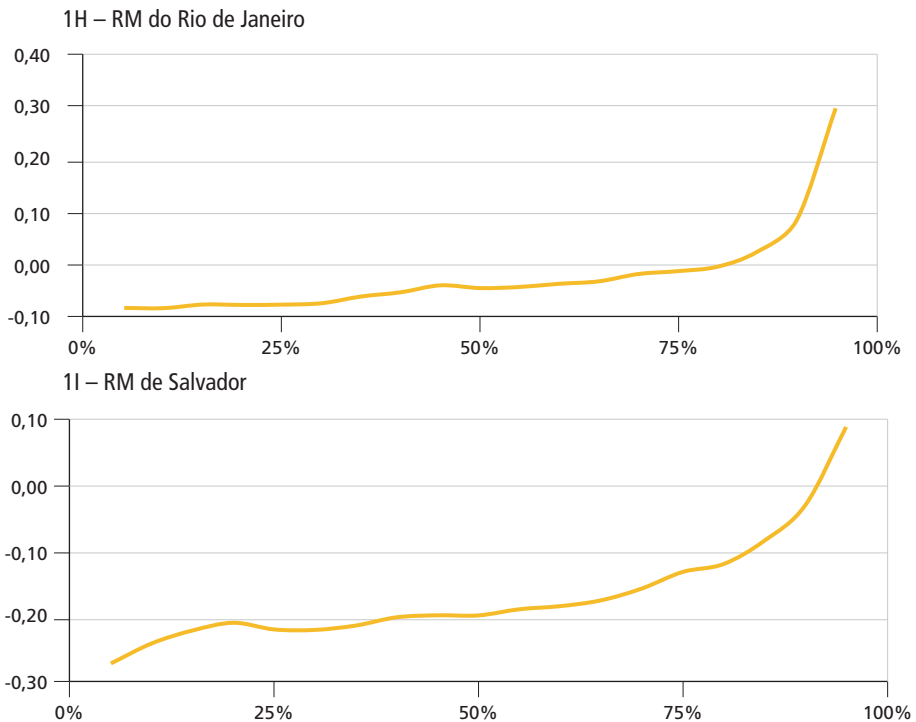
1F – RM de Porto Alegre



1G – RM do Recife







Fonte: Pnad 2013/IBGE.  
Elaboração dos autores.

Chama a atenção também o fato de a região metropolitana de Curitiba e o Distrito Federal apresentarem diferenciais salariais positivos em relação a São Paulo, ou seja, são regiões com salários maiores em todos os quantis apresentados. Há que se observar que, além de o Distrito Federal apresentar um nível de hiato salarial em relação a São Paulo significativamente superior ao da região metropolitana de Curitiba, o movimento da curva de diferenciais é bem distinto. Enquanto para Curitiba o diferencial salarial permanece relativamente constante, aumentando apenas nos últimos dois decis, para o Distrito Federal esse hiato é crescente por toda a distribuição.

Interessante se notar que, exceto para as regiões metropolitanas de Belo Horizonte e de Porto Alegre, nos últimos dois decis da distribuição há um forte ganho salarial, o que diminui o hiato salarial em regiões nas quais o nível dos salários é menor em relação a São Paulo (Belém, Fortaleza, Recife e Salvador) e aumenta em regiões em que o nível dos salários é maior ou semelhante ao de São Paulo (Brasília, Curitiba e Rio de Janeiro). Ou seja, não é um movimento de equiparação salarial em relação à região metropolitana de São Paulo, mas sim um aumento salarial generalizado no topo da distribuição. Por outro lado, nas regiões metropolitanas de Belo Horizonte e de Porto Alegre, que apresentam curvas de diferenciais muito semelhantes, o hiato salarial aumenta em favor de São Paulo.

## 4.2 Decomposição quantílica

O próximo passo lógico é decompor essas curvas de diferenciais visando encontrar explicações para os resultados encontrados na seção anterior.

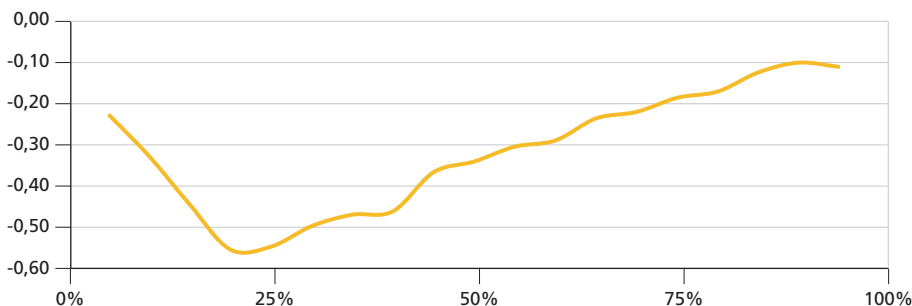
Seguindo a metodologia de Fortin, Lemieux e Firpo (2009), primeiro se estima as *recentered influence functions* (RIFs) para cada um dos diferenciais regionais de salários. O gráfico 2 traz o resultado. Todas as curvas de diferenciais assemelham-se quando estimadas por regressões quantílicas e por RIFs, com exceção da curva de diferenciais referente à região metropolitana de Curitiba, que aqui aparece negativamente inclinada nos quantis mais elevados. Pela estimação das RIFs, nos quantis mais altos os diferenciais regionais de Curitiba em relação a São Paulo não só diminuem, como mudam de sinal. Ou seja, nos quantis mais altos, os salários de Curitiba são menores que os de São Paulo, ao contrário do que ocorre nos quantis menores. O mais interessante de se pontuar aqui é que as curvas de diferenciais das regiões metropolitanas de Curitiba e de Porto Alegre têm um desenho muito semelhante, só se diferenciando quanto ao nível. Tendo em vista que são duas regiões com perfis econômicos muito próximos, levanta-se a dúvida de quão assertivo é esse método em relação às regressões quantílicas. Contudo, a rigor, a regressão quantílica traz resultados mais confiáveis, pois a RIF usa de aproximação linear. Logo, se o objetivo fosse apenas estimar as curvas de diferenciais, a regressão quantílica é a metodologia mais indicada, mas este trabalho pretende ir além e decompor essas curvas, o que é possível por meio da RIF. Os resultados apresentados aqui se referem à decomposição das RIFs.

GRÁFICO 2

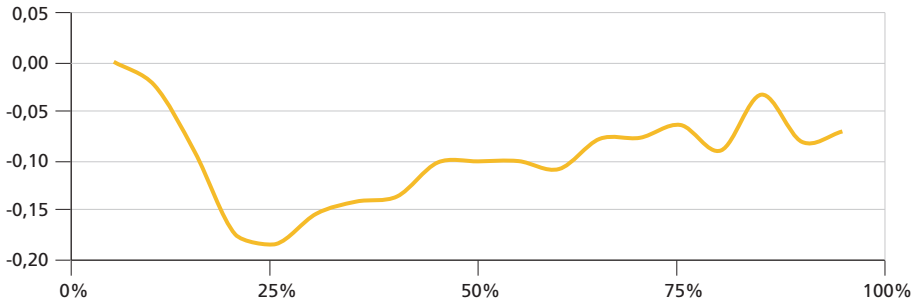
### RIF dos diferenciais regionais de rendimentos

(Em diferença do logaritmo do salário-hora em relação à região metropolitana de São Paulo)

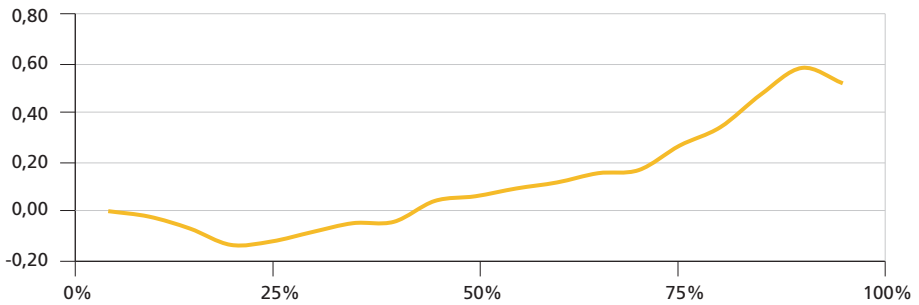
2A – RM de Belém



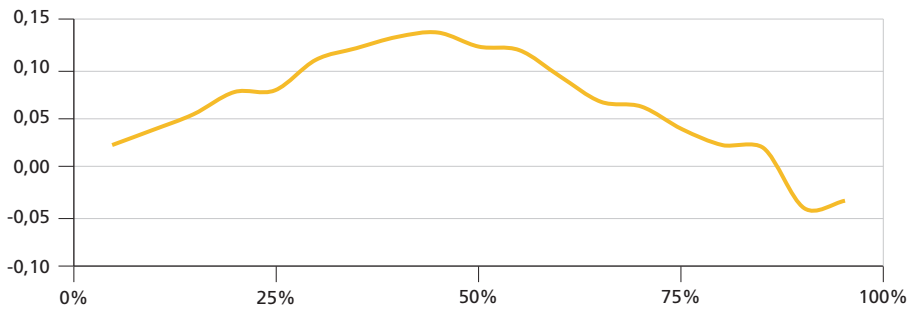
2B – RM de Belo Horizonte



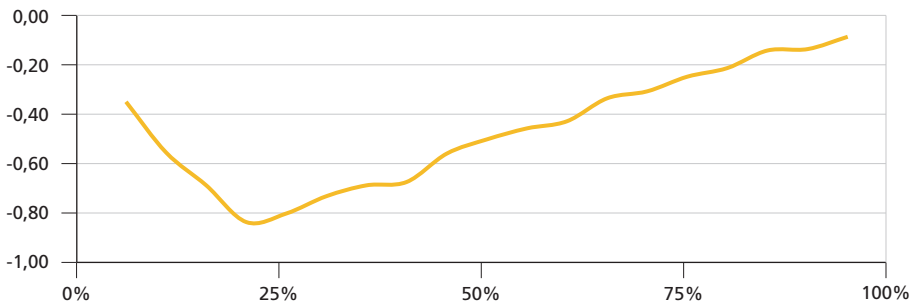
2C – Distrito Federal



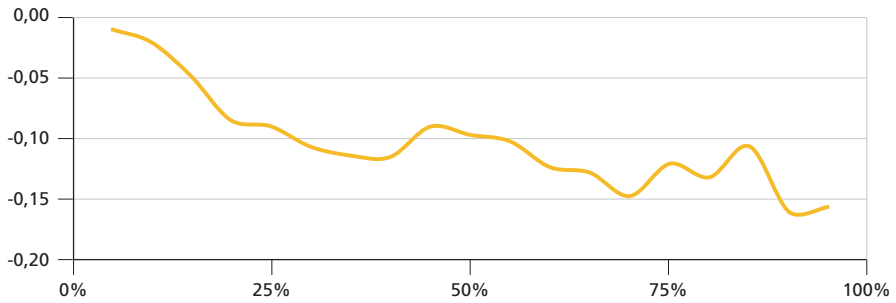
2D – RM de Curitiba



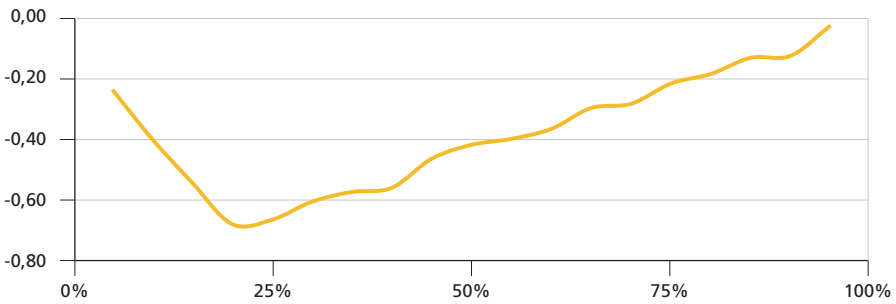
2E – RM de Fortaleza



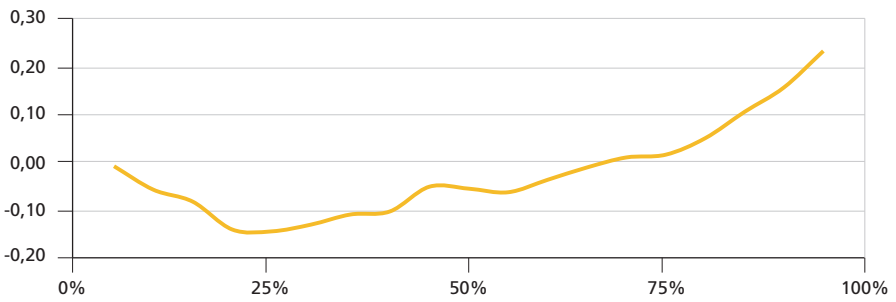
2F – RM de Porto Alegre



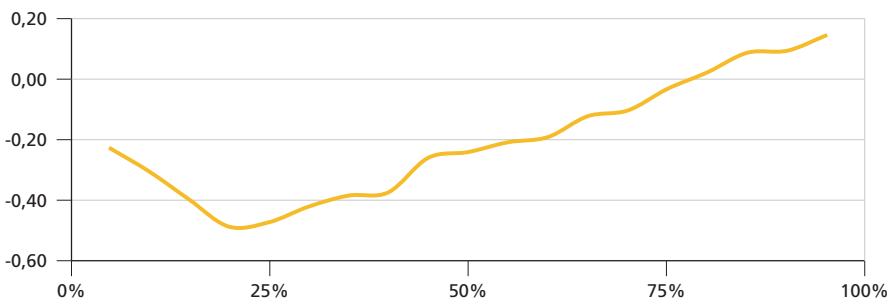
2G – RM do Recife



2H – RM do Rio de Janeiro



2I – RM de Salvador



Fonte: Pnad 2013/IBGE.  
Elaboração dos autores.

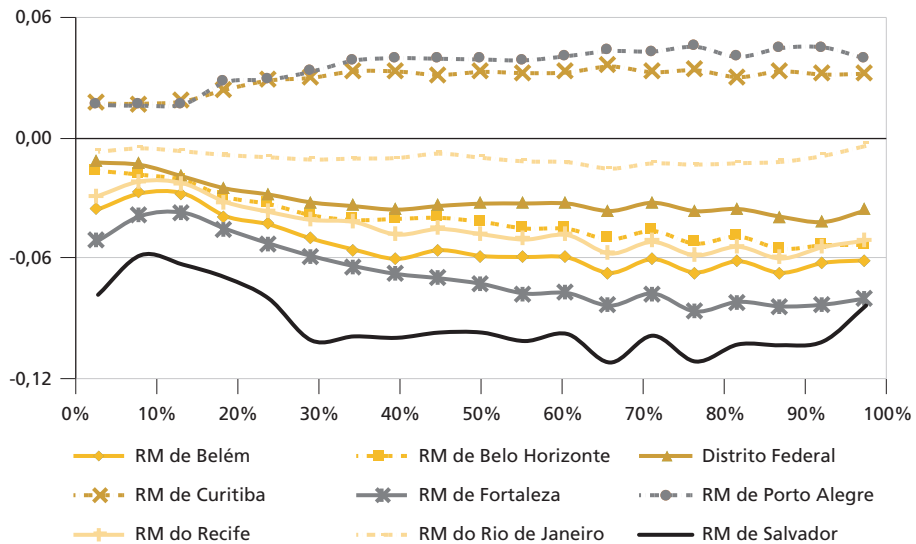
A decomposição é feita detalhadamente e agrupada em conjuntos de covariadas. São eles: características pessoais não produtivas, escolaridade, características do posto de trabalho, que juntas formam o efeito-composição, e o efeito-estrutura (ou efeito-preço), que fornece a parcela do diferencial explicada por diferenças nos retornos de cada atributo.

O gráfico 3 apresenta as curvas desenhadas a partir da estimação da decomposição dos diferenciais regionais em relação às características pessoais não produtivas. Conforme mostrado na tabela 1, a proporção de mulheres na amostra não tem grandes variações entre as regiões, o mesmo ocorrendo para as médias de idade. Ou seja, a hipótese mais forte aqui é que o efeito-composição das características pessoais dos trabalhadores está captando principalmente o papel do hiato salarial entre brancos e negros nos diferenciais regionais de salário. As regiões metropolitanas de Porto Alegre e de Curitiba são as únicas com a proporção de trabalhadores autodeclarados brancos maior do que a região de referência – 82% e 76%, respectivamente, enquanto na região metropolitana de São Paulo é de 60%. Isso explica o fato de o efeito-composição das características pessoais ser positivo apenas para essas duas regiões. Este fator pode ser um dos mais fortes determinantes para o nível salarial da região metropolitana de Curitiba ser maior que o da região metropolitana de São Paulo durante grande parte da distribuição. De modo análogo, o raciocínio pode ser aplicado a regiões com maior participação de negros no mercado de trabalho, sugerindo que a questão racial ajuda a explicar as diferenças de nível das curvas de diferenciais regionais de rendimentos.

GRÁFICO 3

**Comparativo do efeito-composição: características pessoais**

(Em diferença do logaritmo do salário-hora em relação à região metropolitana de São Paulo)



Fonte: Phad 2013/IBGE.  
Elaboração dos autores.

Com todas as outras regiões negativamente posicionadas em relação a São Paulo, espera-se que outros determinantes atuarão para elevar o nível salarial de Brasília e compensar o efeito-composição das características pessoais. O mesmo ocorrerá com a região metropolitana de Porto Alegre em sentido oposto: outros determinantes derrubarão o nível salarial em um valor que compensará o hiato positivo do efeito-composição das características pessoais.

Há de se pontuar também que o efeito da composição das características pessoais sobre as disparidades de rendimentos entre as regiões metropolitanas cresce substancialmente no primeiro decil da distribuição, depois se estabilizando em um patamar mais alto. Ou seja, a questão do hiato salarial racial é menor entre os mais pobres.

O gráfico 4 apresenta as curvas desenhadas a partir da estimação da decomposição dos diferenciais regionais em relação à escolaridade. O efeito-composição da escolaridade sobre os diferenciais regionais de salário é um dos mais interessantes justamente por ocupar lugar de destaque na literatura sobre o tema. Para todas as regiões, há um aumento dos diferenciais regionais ocasionados por diferenças no nível educacional, sendo o Distrito Federal o único caso com hiato positivo em relação à região metropolitana de São Paulo. Vale frisar que a escolaridade não parece ser o principal determinante para a diferença de rendimentos entre São Paulo e Brasília, apesar de ter uma forte participação. Porém, para as regiões metropolitanas do Norte-Nordeste, a escolaridade aparenta ser um determinante muito forte para o hiato salarial regional.

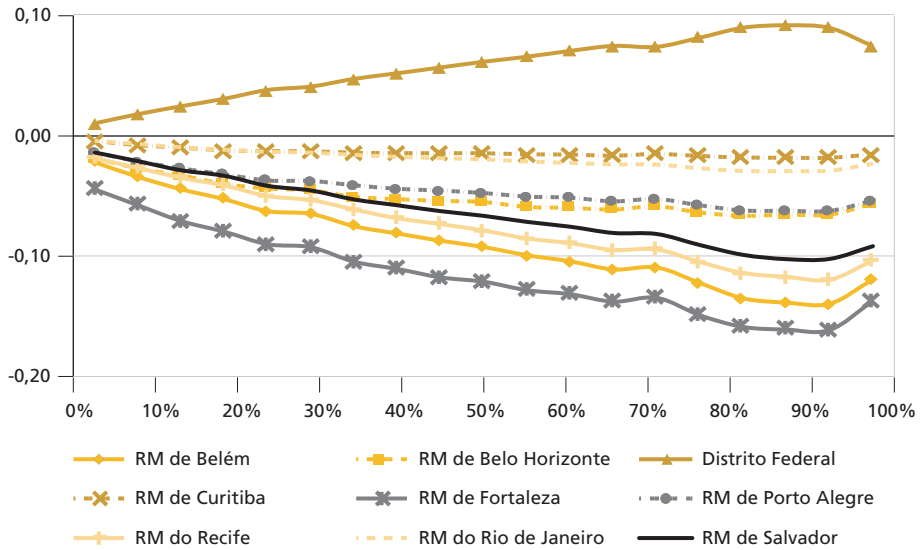
Aqui, novamente as estatísticas descritivas apresentadas na tabela 1 explicam as diferenças em nível aqui apresentadas. Regiões com níveis de escolaridade próximos mostram-se agrupadas no gráfico, como Belo Horizonte e Porto Alegre, e Rio de Janeiro e Curitiba.

É interessante o movimento crescente do hiato regional atribuído à composição da escolaridade. Todas as regiões aparentam apresentar um diferencial crescente ao longo da distribuição, e esse crescimento é igual para todas as regiões metropolitanas, respeitando as diferenças de níveis entre elas. Nota-se também que o ponto em que o hiato é maior fica entre o 80º e o 90º centis em todas as regiões, sugerindo que o peso da escolaridade sobre as diferenças regionais é menor entre os 10% mais ricos do que entre o grupo imediatamente anterior.

GRÁFICO 4

**Comparativo do efeito-composição: escolaridade**

(Em diferença do logaritmo do salário-hora em relação à região metropolitana de São Paulo)



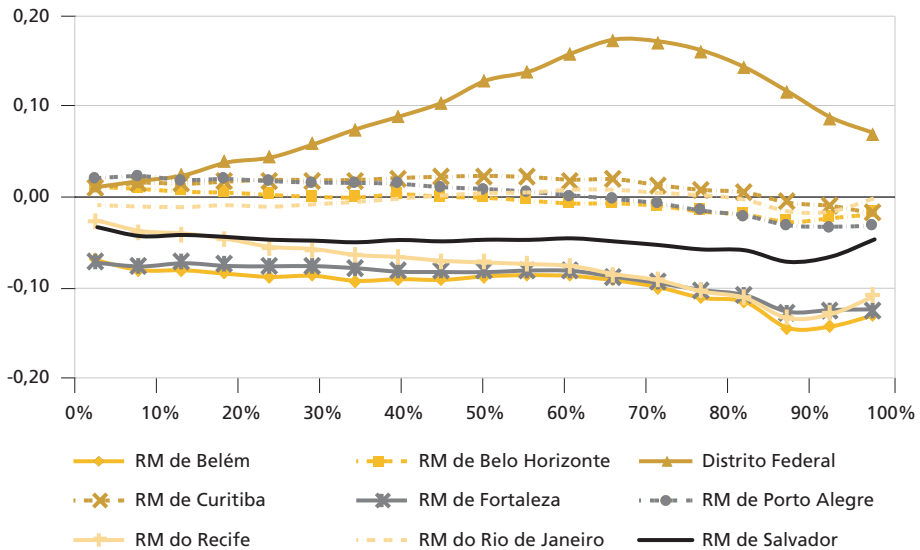
Fonte: Pnad 2013/IBGE.  
Elaboração dos autores.

O gráfico 5 apresenta as curvas desenhadas a partir da estimação da decomposição dos diferenciais regionais em relação às características do posto de trabalho do indivíduo. De modo geral, as características do posto de trabalho não aparentam ser determinantes significativos das diferenças regionais de salário para as regiões metropolitanas do Sul-Sudeste. Para as regiões metropolitanas do Norte-Nordeste, parecem ser determinantes mais fortes. Isso pode ser motivado pelo fato de a região de comparação, São Paulo, apresentar um mercado de trabalho com características mais próximas ao mercado de trabalho das regiões metropolitanas do Sul-Sudeste do que das do Norte-Nordeste. Esse resultado reforça o argumento de que uma parte significativa dos diferenciais regionais de salário entre o Sul-Sudeste e o Norte-Nordeste pode ser explicada por diferenças na demanda por trabalho.

GRÁFICO 5

**Comparativo do efeito-composição: características do posto de trabalho**

(Em diferença do logaritmo do salário-hora em relação à região metropolitana de São Paulo)



Fonte: Pnad 2013/IBGE.  
Elaboração dos autores.

Como acontece com o efeito-composição da escolaridade sobre os diferenciais regionais, o efeito-composição das características do posto de trabalho contribuem para o aumento do hiato salarial ao longo da distribuição. As evidências aqui apontam que há um movimento de equiparação salarial no último decil da distribuição em relação a São Paulo, sugerindo que, em termos de posto de trabalho, os trabalhadores mais bem remunerados formam um grupo mais homogêneo entre as regiões. Isso explica por que os diferenciais diminuem em todas as regiões comparadas, inclusive para o Distrito Federal.

Já o Distrito Federal mostra-se um caso especial a ser analisado justamente em função do seu papel de centro administrativo do país e, conseqüentemente, com a forte participação do setor público no mercado de trabalho local. As características do posto de trabalho, em especial a participação no setor público e no setor de administração pública, são determinantes mais fortes do que a escolaridade para explicar o hiato salarial entre Brasília e São Paulo. É uma conclusão que reforça ainda mais o argumento do impacto de aspectos da demanda por trabalho sobre os salários. Esse movimento pode ser atribuído às próprias características de participação no setor público: o setor privado tende a ter salários piores no começo da distribuição, enquanto remunera melhor o topo da distribuição. Pode-se supor que trabalhadores mal remunerados tenham características do posto de trabalho semelhantes entre as regiões, o que explicaria o diferencial mais baixo nos primeiros quantis.



Sobre a parcela do efeito-preço nos diferenciais regionais de rendimentos, ou seja, nas diferenças causadas por discrepância nos retornos sobre as variáveis do modelo, o primeiro ponto a se destacar é que parece ser o mais forte determinante do hiato salarial das regiões analisadas em relação a São Paulo. Esse resultado já tinha sido apresentado em diversos trabalhos, tais como Menezes, Fernandez e Dedecca (2005) e Reis e Barros (1990). O gráfico 6 traz o desenho das curvas do efeito-preço. Pode-se notar como o grupo formado pelas regiões metropolitanas do Norte-Nordeste tem um diferencial atribuído ao efeito-preço consideravelmente maior do que o grupo das regiões metropolitanas do Sul-Sudeste. Mais uma vez, o Distrito Federal aparece com um diferencial fortemente positivo em relação a São Paulo.

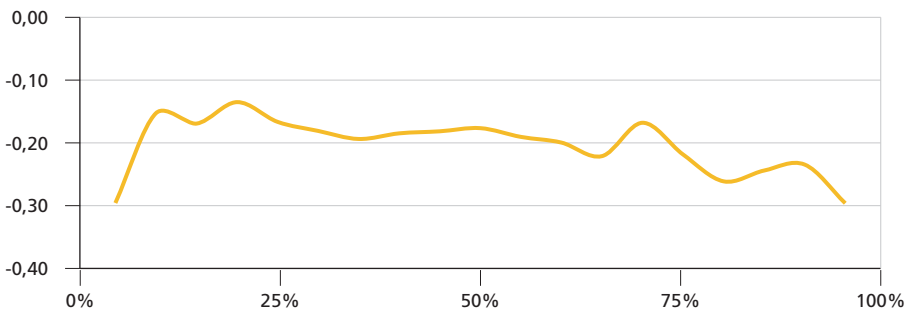
Alguns pontos são interessantes sobre o comportamento do efeito-preço ao longo da curva de distribuição dos salários. Para todas as regiões, há um aumento do diferencial do efeito-preço no topo da distribuição, chamando a atenção para o fato de que, para o Distrito Federal e as regiões metropolitanas de Salvador e do Rio de Janeiro, esse diferencial é positivo. Ou seja, para os trabalhadores no topo da distribuição, o retorno das variáveis em cada região comparadas a São Paulo parece ser maior.

GRÁFICO 6

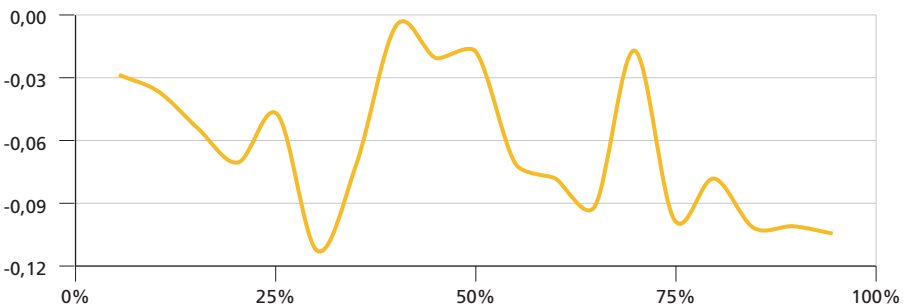
**Comparativo do efeito-estrutura salarial**

(Em diferença do logaritmo do salário-hora em relação à região metropolitana de São Paulo)

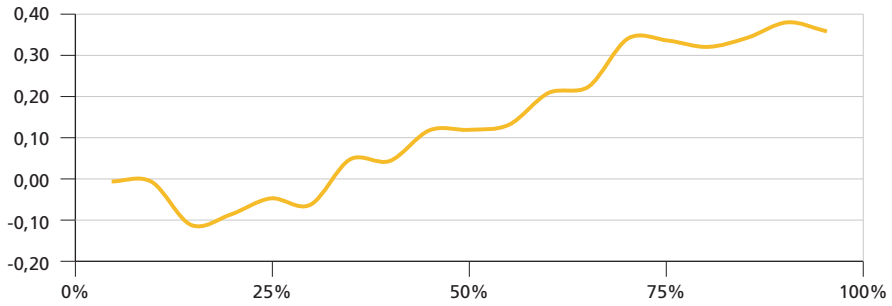
6A – RM de Belém



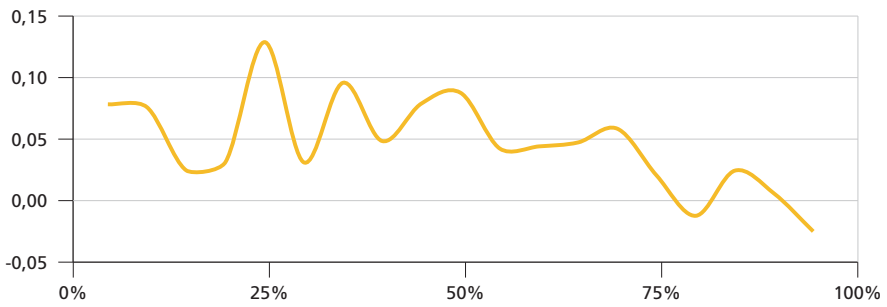
6B – RM de Belo Horizonte



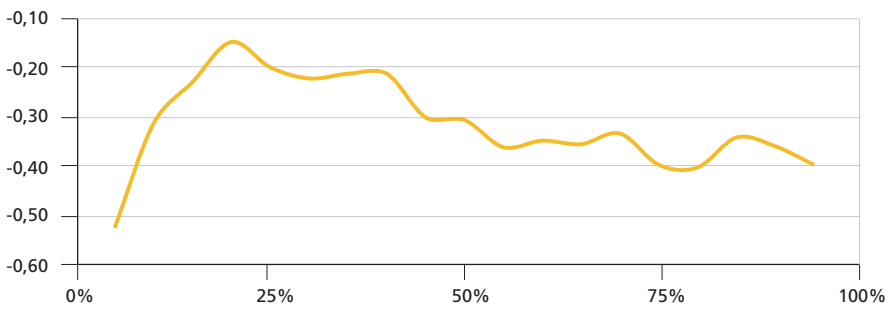
6C – Distrito Federal



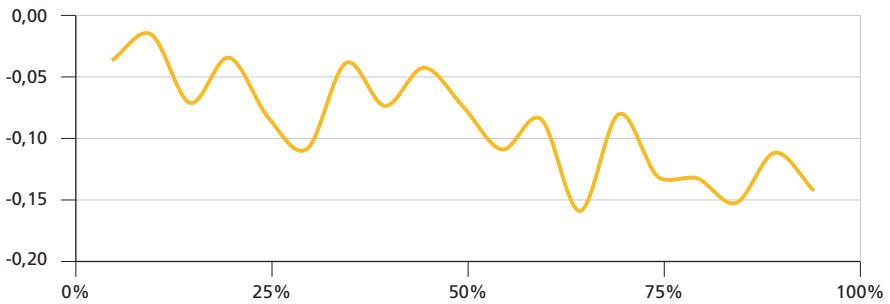
6D – RM de Curitiba

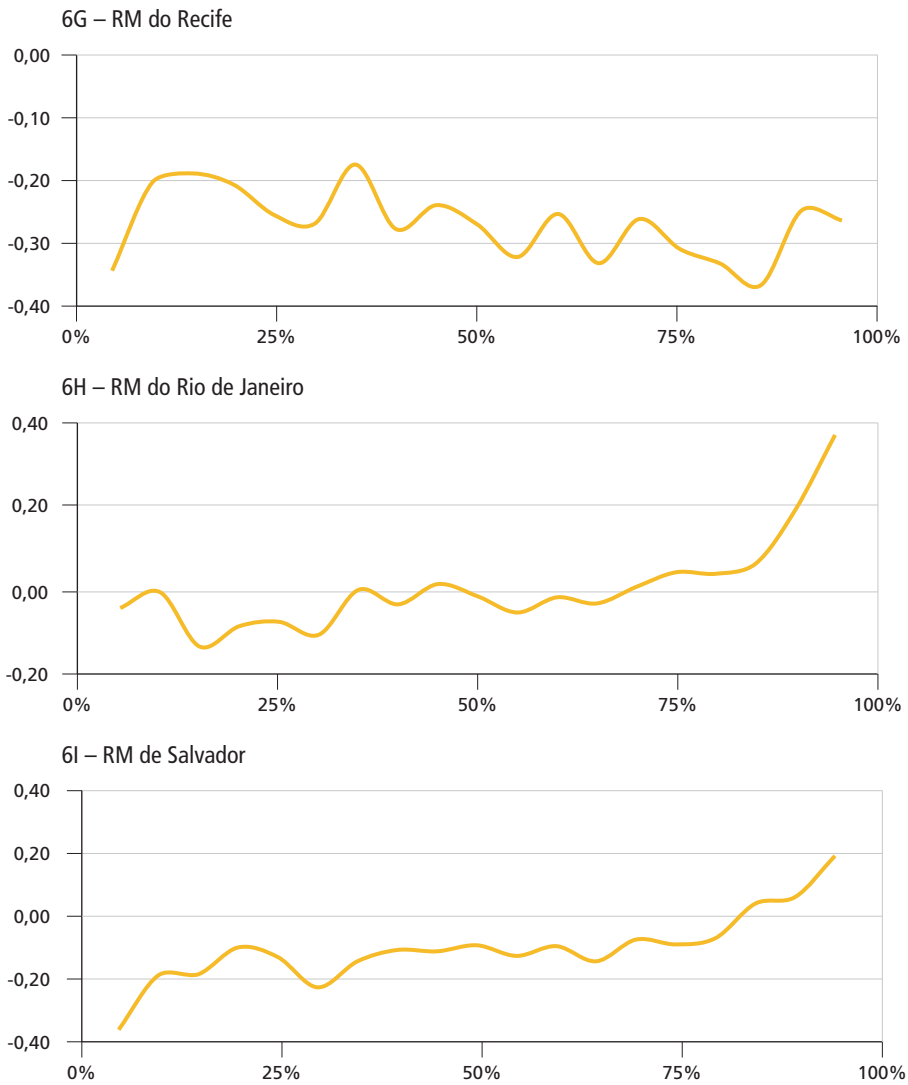


6E – RM de Fortaleza



6F – RM de Porto Alegre





Fonte: Pnad 2013/IBGE.  
Elaboração dos autores.

Para as regiões metropolitanas de Belo Horizonte, de Curitiba e de Porto Alegre, nota-se curvas bastante similares. O efeito-preço das disparidades regionais parece crescer a taxas constantes ao longo da distribuição, sendo praticamente nulo (ou até mesmo positivo, no caso de Curitiba) nos primeiros quantis. A interpretação seria que, para indivíduos com as mesmas características (produtivas e não produtivas), o salário seria o mesmo morando em uma dessas regiões ou em São Paulo para os trabalhadores com menores salários, mas isso não se manteria para trabalhadores

com salários maiores. Nas regiões metropolitanas de Belém, de Fortaleza e do Recife, a interpretação é similar, diferindo que, para os trabalhadores do primeiro decil, o efeito-preço é muito forte. Uma boa explicação seria o efeito do mercado formal de trabalho: como é visto na tabela 3, nas regiões metropolitanas de Belém, de Fortaleza, do Recife e de Salvador os trabalhadores dentro do primeiro decil da distribuição ganham menos do que um salário mínimo, ou seja, participam do mercado informal de trabalho. Como as outras regiões apresentam salários acima ou iguais ao salário mínimo no primeiro decil, há uma equalização de salários por motivos externos ao funcionamento do mercado de trabalho, o que resulta em uma anulação dos diferenciais regionais.

As regiões metropolitanas do Rio de Janeiro e de Salvador apresentam um comportamento muito particular: o efeito-preço dos diferenciais regionais é negativo ao longo da maior parte da distribuição, para então se tornar fortemente positivo. Uma hipótese para explicar esse comportamento é a própria singularidade da atividade econômica nessas duas regiões. O Rio de Janeiro assume um papel de complementaridade econômica em relação a São Paulo, formando a única megalópole do hemisfério sul. De modo semelhante, Salvador tem um papel particular na economia brasileira por ser o centro econômico da região Nordeste do país, um posto que não existe para a região Sul, por exemplo, em que esse papel ainda cabe a São Paulo. Ou seja, centros econômicos diferenciados atraem uma mão de obra especializada no topo da distribuição, o que explica o desenho de suas curvas de diferenciais. Isso não necessariamente significa que essas regiões respondem diferentemente ao efeito-preço, apenas que a comparação com a região metropolitana de São Paulo pode maquiar esse efeito.

O resultado geral é que o diferencial entre os retornos das variáveis é maior para os trabalhadores do topo da distribuição do que para os da base. Isso mostra que, semelhantemente ao que acontece com o efeito-composição, os trabalhadores da base da distribuição são mais homogêneos entre as regiões. A hipótese para que isso ocorra é que a remuneração entre esses trabalhadores é semelhante porque há pouca variabilidade de empregos entre regiões na base da distribuição. Seria como se ocorresse um efeito *sorting* inverso: como as posições na base da distribuição não exigem qualificação extra, a disparidade regional dos salários desse grupo será muito menor. As diferenças de nível das curvas de diferenciais, assim, poderiam ser atribuídas às economias de aglomeração, que elevariam os níveis dos salários de toda a distribuição. Esses são resultados parecidos aos encontrados em trabalhos aplicados a outros países (Autor, Katz e Kearney, 2005; Goos e Manning, 2007; Matano e Naticchoni, 2013; Galego e Pereira, 2013).

## 5 CONCLUSÃO

Este trabalho teve como objetivo entender melhor como as disparidades regionais de rendimentos se comportam ao longo da curva de distribuição de salários e os determinantes desse comportamento. A primeira conclusão a que se chega é confirmar que realmente há um hiato salarial considerável entre as regiões metropolitanas das regiões Sul-Sudeste e Norte-Nordeste, e ele é persistente por toda a distribuição.

O que este trabalho traz de novo são respostas sobre como os determinantes se comportam em diferentes pontos da distribuição. Sobre o efeito-composição, nota-se que ele é consideravelmente menor na base da distribuição para todas as regiões, ou seja, os trabalhadores com menores rendimentos formam um grupo mais homogêneo. O efeito da composição da força de trabalho sobre os diferenciais regionais cresce ao longo da distribuição, o que por si só já fornece muitas informações sobre desigualdades regionais no Brasil. Entre as variáveis escolhidas, como esperado, a escolaridade mostra-se a principal componente do efeito-composição, reforçando a ideia de que qualquer política pública que objetive diminuir o hiato salarial entre regiões deve dar especial atenção à questão. Ainda chama a atenção para como o diferencial por cor também contribui para as disparidades regionais, um ponto muito interessante e que merece mais estudos para ser melhor compreendido.

O efeito-preço, a diferença entre os retornos das covariadas, mostra-se como o principal determinante das disparidades regionais, conclusão a qual outros trabalhos já haviam chegado (Menezes, Fernandez e Dedecca, 2005; Reis e Barros, 1990). O que este trabalho traz de novo é mostrar que o efeito-preço também é crescente ao longo da distribuição: os trabalhadores mais bem remunerados são os mais afetados pelo efeito regional, conclusão semelhante à de trabalhos aplicados a outros países (Autor, Katz e Kearney, 2005; Goos e Manning, 2007; Matano e Naticchoni, 2013; Galego e Pereira, 2013). Se à primeira vista pode parecer muito forte chamar o efeito-preço de efeito regional, um bom argumento a favor dessa interpretação é o comportamento das curvas de efeito-preço para cada região. É possível distinguir-se claramente que regiões com dinâmicas econômicas semelhantes apresentam curvas de efeito-preço semelhantes, embora haja pontos em comuns entre todas. Para as regiões do Norte-Nordeste, por exemplo, nota-se que o efeito regional é forte também para os 10% mais pobres, e que isso pode ser atribuído a um maior grau de informalidade nessas regiões metropolitanas, como argumentado na seção anterior. Pontua-se aqui que o incentivo à maior formalização do mercado de trabalho contribuiria para diminuir o hiato salarial entre Sul-Sudeste e Norte-Nordeste, principalmente entre os mais pobres.

Este é um resultado importante, pois uma das maiores limitações da metodologia escolhida é a impossibilidade de distinguir efeito-preço e efeito das variáveis não

observáveis. O fato de haver uma forte correlação entre o desenho das curvas e a dinâmica econômica da região depõe a favor da interpretação do efeito-preço como efeito regional. Assim, há duas explicações possíveis para esse fenômeno: ou os trabalhadores de regiões distintas não apresentam diferenças significantes de suas características não observáveis, ou essas características são tão fortemente associadas à região que é captada como um componente do efeito regional. Os resultados encontrados por Freguglia, Menezes-Filho e Souza (2007) usando a região metropolitana de Belo Horizonte como região de comparação indicam que a primeira explicação é a mais plausível. Ou seja, não há evidências que sustentam o argumento da heterogeneidade dos trabalhadores de regiões distintas como explicação para os diferenciais salariais. O diferencial de produtividade é creditado em sua maior parte ao efeito regional, mais especificamente aos efeitos das economias de aglomeração.

É sempre importante ressaltar que este trabalho foca os indivíduos para explicar os diferenciais regionais. Ou seja, o conjunto dos diferenciais entre os trabalhadores constrói o hiato regional. O que não é a explicação completa para a questão, uma vez que as características da região e dos indivíduos interagem. Para ficar em apenas alguns exemplos, Combes, Duranton e Gobillon (2008) destacam o fato de regiões economicamente mais dinâmicas atraírem trabalhadores mais qualificados, e Glaeser e Maré (2001) e Moretti (2004) discutem como as externalidades do capital humano impactam a produtividade do trabalho. São explicações importantes para explicar o diferencial do efeito-preço entre as regiões metropolitanas no Brasil e devem ser alvos de mais trabalhos para elucidar a questão.

De um modo geral, este artigo conclui que a dinâmica da desigualdade regional de salários no Brasil tem estrutura semelhante à de outros países, em que o efeito regional é maior para os trabalhadores do topo da distribuição. Só que o caso brasileiro é agravado pela alta desigualdade na composição da força de trabalho, e este é um resultado que diz muito sobre o problema da desigualdade regional no Brasil.

## REFERÊNCIAS

AUTOR, D.; KATZ, L.; KEARNEY, M. **Rising wage inequality**: the role of composition and prices. Massachusetts: NBER, 2005. (Working Paper, n. 11628). Disponível em: <https://goo.gl/uR5WRo>. Acesso em: 19 nov. 2014.

BARROS, R. P.; MENDONÇA, R. **Os determinantes da desigualdade no Brasil**. (Texto para Discussão, n. 377). Rio de Janeiro: Ipea, 1995. Disponível em: <https://goo.gl/iXGzVY>. Acesso em: 19 nov. 2014.

BARTALOTTI, O.; LEME, M. C. S. Discriminação salarial além da média: uma abordagem de decomposição contrafactual utilizando regressões quantílicas.

*In*: ENCONTRO NACIONAL DE ECONOMIA, 35., 2007, Recife. **Anais** [...]. Recife: Anpec, 2007. Disponível em: <https://goo.gl/KQwCcQ>. Acesso em: 19 nov. 2014.

BERNARD, A. *et al.* Relative wage variation and industry location in the United Kingdom. **Oxford Bulletin of Economics and Statistics**, v. 70, n. 4, p. 431-459, 2003.

BLINDER, A. Wage discrimination: reduced form and structural estimates. **Journal of Human Resources**, v. 8, n. 4, p. 436-455, 1973.

BUCHINSKY, M. Recent advances in quantile regression models: a practical guideline for empirical research. **Journal of Human Resources**, v. 33, p. 88-126, 1998a.

\_\_\_\_\_. The dynamics of changes in the female wage distribution in the USA: a quantile regression approach. **Journal of Applied Econometrics**, n. 13, p. 1-30, 1998b.

\_\_\_\_\_. Quantile regression with sample selection: estimating women's return to education in the U.S. **Empirical Economics**, n. 26, p. 87-113, 2001.

COELHO, D.; VESZTEG, R.; SOARES, F. V. Regressão quantílica com correção para seletividade amostral: estimativa dos retornos educacionais e diferenciais raciais na distribuição de salários das mulheres no Brasil. **Pesquisa e Planejamento Econômico**, Brasília, v. 40, n. 1, p. 85-102, 2010.

COMBES, P.; DURANTON, G.; GOBILLON, L. Spatial wage disparities: sorting matters! **Journal of Urban Economics**, v. 63, n. 2, p. 723-742, 2008.

DEPALO, D.; GIORDANO, R.; PAPAPETROU, E. **Public-private wage differentials in euro area countries**: evidence from quantile decomposition analysis. Rome: Bank of Italy, 2015. (Economic Working Papers, n. 907).

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.

DUARTE, A.; FERREIRA, P.; SALVATO, M. Disparidades regionais ou educacionais? *In*: ENCONTRO NACIONAL DE ECONOMIA, 31., 2003, Porto Seguro. **Anais** [...]. Porto Seguro: Anpec, 2003. Disponível em: <https://goo.gl/sG8V72>. Acesso em: 19 nov. 2014.

FIGUEIREDO, E. A.; SILVA, C. R. F. Desigualdade de oportunidades no Brasil: uma decomposição quantílica contrafactual. **Pesquisa e Planejamento Econômico**, Rio de Janeiro, v. 42, n. 1, p. 41-60, 2012.

FONTES, G. G.; SIMÕES, R. F.; OLIVEIRA, A. M. H. C. Urban attributes and wage disparities in Brazil: a multilevel hierarchical model. **Regional Studies**, v. 44, p. 595-607, 2010.

FORTIN, N.; LEMIEUX, T.; FIRPO, S. Unconditional quantile regressions. **Econometrica**, v. 77, n. 3, p. 953-973, 2009.

\_\_\_\_\_; \_\_\_\_\_. Decomposition methods in economics. *In*: ACEMOGLU, D.; AUTOR, D. (Eds.). **Handbook of Labor Economics**. Amsterdam: Elsevier, 2011.

FREGUGLIA, R. S.; MENEZES-FILHO, N.; SOUZA, D. B. Diferenciais salariais inter-regionais, interindustriais e efeitos fixos individuais: uma análise a partir de Minas Gerais. **Estudos Econômicos**, v. 37, n. 1, p. 129-150, 2007.

GALEGO, A.; PEREIRA, J. **Decomposition of regional wage differences along the wage distribution in Portugal**: the importance of the covariates. Portugal: University of Évora, 2013. (Cefage-UE Working Papers, n. 2013-16).

GLAESER, E.; MARÉ, D. Cities and skills. **Journal of Labor Economics**, v. 19, n. 2, p. 316-342, 2001.

GOOS, M.; MANNING, A. Lousy and lovely jobs: the rising polarization of work in Britain. **The Review of Economics and Statistics**, v. 89, n. 1, p. 118-133, 2007.

HAMPEL, F. R. The influence curve and its role in robust estimation. **Journal of the American Statistical Association**, v. 60, p. 383-393, 1974.

IBGE – INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. **Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios**. Rio de Janeiro: IBGE, 2013.

JUHN, C.; MURPHY, K.; PIERCE, B. Wage inequality and the rise in returns to skill. **Journal of Political Economy**, v. 101, n. 3, p. 410-442, 1993.

KOENKER, R.; BASSET, G. Regression quantiles. **Econometrica**, v. 46, n. 1, p. 33-50, 1978.

\_\_\_\_\_; \_\_\_\_\_. Quantile regression. **Journal of Economics Perspectives**, v. 15, n. 4, p. 143-156, 2001.

MACHADO, J.; MATA, J. Counterfactual decomposition of changes in wage distributions using quantile regression. **Journal of Applied Econometrics**, v. 20, p. 445-465, 2005.

MACIEL, M. C.; CAMPÊLO, A. K.; RAPOSO, M. C. F. A dinâmica das mudanças na distribuição salarial e no retorno em educação para mulheres: uma aplicação de regressão quantílica. *In*: ENCONTRO NACIONAL DE ECONOMIA, 29., 2001, Salvador. **Anais [...]**. Salvador: Anpec, 2001. Disponível em: <https://goo.gl/39wVqq>. Acesso em: 19 nov. 2014.

MARTINS, P.; PEREIRA, P. Does education reduce wage inequality? Quantile regressions evidence from 16 countries. **Labour Economics**, v. 11, n. 3, p. 355-371, 2004.



MATANO, A.; NATICCHIONI, P. **What drives the urban wage premium?** Evidence along the distribution. Bonn: IZA, 2013. (Working Paper, n. 7811).

MELLY, B. **Estimation of counterfactual distributions using quantile regression.** St. Gallen: University of St. Gallen, 2006. Mimeo.

MENEZES, W.; FERNANDEZ, J. C.; DEDECCA, C. Diferenciações regionais de rendimentos do trabalho: uma análise das regiões metropolitanas de São Paulo e Salvador. **Estudos Econômicos**, São Paulo, v. 35, n. 2, p. 271-296, 2005.

MORETTI, E. Human capital externalities in cities. *In*: HENDERSON, J. V.; THISSE, J. F. (Eds.). **Handbook of Regional and Urban Economics**. Amsterdam: Elsevier, 2004.

NEUMAN, S.; OAXACA, R. Wage decompositions with selectivity-corrected wage equations: a methodological note. **Journal of Economic Inequality**, v. 2, n. 1, p. 3-10, 2004.

OAXACA, R. Male female wage differentials in urban labor markets. **International Economic Review**, v. 14, n. 3, p. 693-709, 1973.

PESSÔA, S. Economia regional, crescimento econômico e desigualdade regional de renda. *In*: ENCONTRO NACIONAL DE ECONOMIA, 29., 2001, Salvador. **Anais [...]**. Salvador: Anpec, 2001. Disponível em: <https://goo.gl/PEydxY>. Acesso em: 19 nov. 2014.

REIS, J. G. A.; BARROS, R. P. Desigualdade salarial e distribuição de educação: a evolução das diferenças regionais no Brasil. **Pesquisa e Planejamento Econômico**, Rio de Janeiro, v. 20, n. 3, p. 415-478, 1990.

SAVEDOFF, W. Os diferenciais regionais de salário no Brasil: segmentação versus dinamismo da demanda. **Pesquisa e Planejamento Econômico**, Rio de Janeiro, v. 20, n. 3, p. 521-556, 1990.

SILVEIRA-NETO, R. M.; CAMPELO, A. K. O perfil das disparidades regionais de renda no Brasil: evidências a partir de regressões quantílicas para os anos de 1992 e 2001. *In*: ENCONTRO NACIONAL DE ECONOMIA, 31., Porto Seguro, 2003. **Anais [...]**. Porto Seguro: Anpec, 2003. Disponível em: <https://goo.gl/bhWQFa>. Acesso em: 19 nov. 2014.

SIMÕES, R. F.; FREITAS, E. E. Urban attributes and regional differences in productivity: evidence from the external economics of Brazilian micro-regions from 2000-2010. **International Journal of Economics**, v. 1, n. 2, p. 30-44, 2014.

TANNURI-PIANTO, M. E.; PIANTO, D. Informal employment in Brazil: a choice at the top and segmentation at the bottom: a quantile regression approach.

*In*: ENCONTRO BRASILEIRO DE ECONOMETRIA, 24., 2002, Nova Friburgo. **Anais [...]**. Nova Friburgo: SBE, 2002.

WHALLEY, J.; XING, C. **The regional distribution of skill premia in urban China**. Massachusetts: NBER, 2010. (Working Paper, n. 16575). Disponível em: <https://goo.gl/qQyEjA>. Acesso em: 19 nov. 2014.

WHEATON, W.; LEWIS, M. Urban wages and labor Market agglomeration. **Journal of Urban Economics**, Cambridge, v. 51, p. 542-562, 2002.

#### BIBLIOGRAFIA COMPLEMENTAR

CAMPANTE, F.; CRESPO, A.; LEITE, P. Desigualdade salarial entre raças no mercado de trabalho urbano brasileiro: aspectos regionais. **Revista Brasileira de Economia**, v. 58, n. 2, p. 185-210, 2004.

CIRINO, J. E.; DALBERTO, C. R. Trabalhadores formais versus informais: diferenças de rendimento para a região metropolitana de Belo Horizonte. *In*: SEMINÁRIO SOBRE A ECONOMIA MINEIRA, 14., 2014, Diamantina. **Anais [...]**. Diamantina: UFMJ, 2014.

DURANTON, G.; MONASTIRIOTIS, V. Mind the gaps: the evolution of regional earnings inequalities in the U.K., 1982-1997. **Journal of Regional Science**, v. 42, n. 2, p. 219-256, 2002.

FERNANDES, R.; MENEZES-FILHO, N. A evolução da desigualdade no Brasil metropolitano entre 1983 e 1997. **Estudos Econômicos**, v. 30, n. 4, p. 549-569, 2000.

GHINETTI, P.; LUCIFORA, C. Public-private wage gaps and skill levels: evidence from French, British and Italian micro data. **International Journal of Manpower**, v. 34, n. 5, p. 429-446, 2013.

HALFDANARSON, B.; HEUERMAN, D.; SÜDEKUM, J. **Human capital externalities and the urban wage premium**: two literatures and their interrelations. Bonn: IZA, 2008. (Working Paper, n. 3493).

MORETTI, E. Local labor markets. *In*: ACEMOGLU, D.; AUTOR, D. (Eds.). **Handbook of Labor Economics**. Amsterdam: Elsevier, 2011.