

Dinâmica da variação residual dos salários no Brasil: Uma análise para o período 2003-2013

Igor Vieira Procópio*

Ricardo da Silva Freguglia†

Carlos Henrique Corseuil‡

Fillipe Guedes§

Área 13 - Economia do Trabalho.

Classificação JEL: J31; J24.

Resumo

O objetivo do artigo é avaliar a evolução dos componentes da desigualdade salarial no Brasil, especificamente a evolução do retorno das habilidades não observadas, no período de 2003 a 2013. Utilizamos uma metodologia similar a proposta por Cortes e Hidalgo (2015), baseada numa hipótese de invariância da dispersão das habilidades não observadas para um conjunto de trabalhadores que permanece ocupado entre dois anos consecutivos. Incorporamos duas extensões à essa metodologia. Primeiro, permitimos que a evolução da desigualdade salarial fosse afetada por características não observáveis das firmas. Segundo, consideramos distintos conjuntos de trabalhadores para os quais se aplicariam a hipótese de invariância da dispersão das habilidades não observadas entre dois anos consecutivos. Nossos resultados obtidos a partir de dados da RAIS-Identificada mostram que a primeira extensão afeta bastante os resultados, que por sua vez são robustos às alternativas consideradas para a segunda extensão da metodologia. Os resultados de nossa especificação preferida apontam para um crescimento do retorno (preço) das habilidades não observadas muito mais intenso do que ocorre sem considerar a influência das características não observáveis das firmas nos salários dos trabalhadores.

Palavras-chaves: desigualdade salarial, habilidades não observadas, retorno das habilidades.

Abstract

The aim of this paper is to evaluate the evolution of wage inequality components in Brazil, specifically the evolution of the return to unobserved skills, in the period of 2003 to 2013. We use a method similar to that proposed by Cortes e Hidalgo (2015), based on a hypothesis of invariance of the dispersion of unobserved skills for a group of workers who remain employed between two consecutive years. We incorporated two rules into this method. First, we allowed the evolution of wage inequality to be affected by unobservable characteristics of firms. Second, it considers different sets of workers for whom the hypothesis of invariance of the dispersion of skills not observed between two consecutive years would apply. Our results obtained from RAIS-Identified data show that the first extension affects the results, which are robust to the alternatives considered for the second extension of the method. The results of our preferred specification point to a growth in the return (price) to unobserved skills, much more intense than what occurs without considering the influence of unobservable characteristics of firms on workers' wages.

Keywords: wage inequality, unobserved skills, return to skills.

*Pesquisador do ECONS/UFJF. (igor.procopio@ufjf.edu.br)

†Professor Associado do PPGE/UFJF. (ricardo.freguglia@ufjf.br)

‡Tecnico de Planejamento e Pesquisa do IPEA. (carlos.corseuil@ipea.gov.br)

§Doutorando em Economia PPGE/UFJF (fillipegds@gmail.com)

1 Introdução

As variações na desigualdade salarial nas últimas décadas mundo afora motivaram uma investigação mais detalhada sobre as causas de tal fenômeno. Uma importante constatação da literatura que se incumbiu dessa investigação é que uma parcela significativa das alterações na desigualdade salarial pode ser atribuída a dispersão de salários intragrupos (*within groups*) de indivíduos com características de educação, e idade semelhantes (KATZ E MURPHY, 1992; JUHN, MURPHY E PIERCE, 1993; ACEMOGLU, 2002).

Porém, há um debate sobre a importância da dispersão de salários intragrupos para explicar a evolução da desigualdade salarial; em particular se a referida importância se restringe a contextos específicos (LEMIEUX, 2010). Nesse sentido, há evidências apontando para uma maior importância sendo restrita: i) aos anos 80 (CARD e DiNARDO, 2002; LEMIEUX, 2006), ou ii) aos trabalhadores que ganham maiores salários, nesse caso mesmo após os anos 80 (AUTOR, KATZ e KEARNEY, 2008).

Ter clareza sobre a importância da dispersão de salários intragrupos num contexto mais atual, é fundamental para se apontar as melhores alternativas para atenuar a desigualdade. Uma importância maior desse componente da desigualdade indicaria, por exemplo, que políticas que se propõem a expandir a frequência a determinadas etapas do sistema educacional não seriam suficientes para combater a desigualdade. Nesse cenário, seria mais recomendável pensar em atuar na distribuição de habilidades dos indivíduos não mensuradas em fontes de informações convencionais, e portanto não observáveis aos olhos dos estudiosos do tema, tais como aquelas denominadas de *social skills* ou as denominadas *soft skills*.

O debate sobre a relevância da dispersão dos salários intragrupos tem duas características muito marcantes. Primeiro, entre os determinantes da desigualdade salarial dá-se muita ênfase às características dos indivíduos, e ignora-se o papel das características das firmas para a evolução da desigualdade. A esse respeito vale mencionar o trabalho de Alvarez et al. (2018) que destaca o papel desse componente para a evolução recente da desigualdade salarial no Brasil. A segunda característica marcante desse debate, é ser dominado pela análise dos dados para os Estados Unidos. Nesse artigo procuramos ampliar o escopo do debate ao levar em conta os possíveis efeitos de características não observáveis das firmas para a evolução da desigualdade salarial e seus determinantes. Adicionalmente, passamos a considerar o caso brasileiro em detrimento ao caso americano.

O foco no Brasil traz ao menos duas vantagens para se avançar na correta identificação do papel de uma suposta valorização das habilidades não observadas dos indivíduos para a evolução da

desigualdade salarial. Em primeiro lugar, permite levar em consideração as características mencionadas das firmas na medida em que temos disponível um registro administrativo que combina informações de trabalhadores e firmas, em detrimento às pesquisas domiciliares utilizadas nas análises para os EUA que se limitam a fornecer informações sobre os trabalhadores.

Em segundo lugar, nos Estados Unidos, outros determinantes da desigualdade tendem a agir no mesmo sentido dessa suposta valorização das habilidades não observadas, como por exemplo desvalorização do salário mínimo que também contribuiria para um aumento da desigualdade. Essa correlação positiva entre esses fatores tende a dificultar a tarefa de isolar o papel da valorização das habilidades não observáveis.

Já no Brasil, observamos uma significativa queda na desigualdade salarial no período recente quando vários determinantes pressionaram a desigualdade salarial nessa mesma direção que vem a ser oposta à direção apontada por uma suposta valorização das habilidades não observadas. Por exemplo, houve uma valorização do salário mínimo no período que estudaremos, apontada por Engbom e Moser (2021) como fundamental na redução da desigualdade salarial. Adão (2015), por sua vez, estima que choques nos preços mundiais de commodities foram responsáveis de 5 a 10% da queda na desigualdade salarial no Brasil entre 1991 e 2010. Ferreira, Leite e Litchfield (2008) mostra que a queda no prêmio salarial da educação devido a expansão da oferta de mão de obra qualificada como um importante fator de determinação na queda da desigualdade. Ou seja, no Brasil a tarefa de identificar um determinante da desigualdade salarial que a tenha pressionado para cima, como supostamente é o caso dos retornos às habilidades não observadas, parece bem menos desafiadora.

Nossa formulação metodológica está baseada na proposta de Lemieux (2006). Esse autor avançou em relação aos estudos anteriores ao propor um método para explicitar a evolução dos retornos às habilidades não observadas dos trabalhadores, que era apenas deduzida em estudos anteriores a partir da evolução do componente intragrupos da desigualdade salarial. A evolução desses retornos é identificada a partir de uma hipótese crucial, qual seja, a de que a dispersão das habilidades não observadas é constante ao longo do tempo. Note que essa hipótese pode ser considerada bem restritiva. Um exemplo pode ser útil para ilustrar esse ponto. Essa hipótese requer por exemplo que a distribuição de habilidades não observadas de jovens, com ensino superior completo e pouca experiência no mercado de trabalho teria se mantido constante ao longo do tempo, embora este grupo tenha aumentado significativamente nos anos recentes, assim como a gama de cursos superiores de qualidades diversas disponíveis para moldar a trajetória pré ingresso no mercado de trabalho desse grupo.

Por esse motivo adotamos estratégia similar à proposta por Cortes e Hidalgo (2015); que se valem do arcabouço de Lemieux (2006) mas relaxam a hipótese em questão. Cortes e Hidalgo (2015)

fixam a variância das habilidades individuais não observáveis apenas durante pequenos intervalos de tempo, e para um grupo de pessoas que permanecem empregadas nesse mesmo intervalo. Ao manter fixa a composição dos indivíduos amostrados, esse método impede a interferência de fatores relacionados à mudanças nessa composição, sejam esses fatores de cunho estrutural ou relacionados ao ciclo econômico. Por exemplo, em relação a fatores de cunho estrutural, a tendência de aumento na frequência de níveis mais alto de ensino observada nas últimas décadas pode vir a trazer uma correspondente alteração na composição desses trabalhadores. De forma complementar, em momento de crise, é possível que os trabalhadores que se mantiveram empregados fossem submetidos a um processo de seleção mais criterioso do que em momentos de expansão econômica.

Note que a implementação da nossa metodologia depende de sermos capaz de identificar um trabalhador ao longo do tempo, bem como de identificar as firmas que o empregam ao longo da sua trajetória profissional. Por isso, utilizamos o banco de dados da RAIS-Identificada, que consiste em uma espécie de censo dos trabalhadores formais brasileiros e permite acompanhar não só o mesmo indivíduo ao longo do tempo, sempre que o mesmo estiver empregado formalmente, como também associá-lo às respectivas firmas empregadoras.

Os resultados de nossa especificação preferida apontam para um crescimento do retorno (preço) das habilidades não observadas muito mais intenso do que ocorre sem considerar a influência das características não observáveis das firmas nos salários dos trabalhadores.

Por fim, analisamos a robustez desse resultado frente às restrições alternativas à respeito do grupo de trabalhadores que permanece empregado num curto espaço de tempo, responsáveis portanto por evitar influências indevidas oriundas de mudanças na composição. Os resultados permanecem praticamente inalterados ao considerar: i) qualquer trabalhador que permaneceu empregado (no setor formal) em dois anos consecutivos, ii) apenas aqueles que permaneceram empregados em dois anos consecutivos na mesma firma, apenas aqueles que permanecem empregados em dois anos consecutivos no mesmo posto de trabalho, entendido como a mesma firma e a mesma ocupação. Note que em as alternativas consideradas fixam a composição apenas das características individuais em i), passam a fixar também a composição relacionada a características das firmas em ii), e por fim passam a fixar também a composição relacionada a características do posto de trabalho.

No restante do texto reportaremos a metodologia, a base de dados e os nossos resultados principais nas seções 2, 3 e 4 respectivamente. A seção 5 é dedicada à análise de robustez dos resultados nas dimensões mencionadas acima, e a seção 6 traz nossas considerações finais.

2 Metodologia

A metodologia utilizada neste artigo é baseada em Cortes e Hidalgo (2015), que por sua vez, partem do modelo desenvolvido em Lemieux (2006) para interpretar mudanças na desigualdade residual. Em ambos os casos, o elemento central da metodologia é a variância intra-grupo de trabalhadores homogêneos. Essa delimitação visa evitar que mudanças na composição dos trabalhadores empregados possam afetar a variância do salário (ou do termo residual de uma regressão minceriana).

No dois trabalhos em questão, cuja metodologia será detalhada na próxima subseção, a delimitação é baseada exclusivamente em características individuais. No entanto, mudanças na composição das firmas também podem estar influenciando na evolução da variância do salário. Motivados por essa possibilidade, propomos uma extensão que basicamente leva em conta também características das firmas para agrupar os trabalhadores. Essa extensão será detalhada na segunda subseção da presente seção.

2.1 Agrupamentos baseados exclusivamente em características individuais

De acordo com o modelo, o salário do indivíduo i no tempo t é explicado por um conjunto de habilidades observadas e por um termo de erro, conforme a equação 1.

$$w_{it} = x_{it}b_t + u_{it} \quad (1)$$

w_{it} é o logaritmo do salário hora do indivíduo i no tempo t , x_{it} é um vetor contendo as habilidades observadas b_t é o preço destas habilidades no tempo t e u_{it} representa os resíduos do salário. O salário residual é decomposto em duas partes, uma referente ao efeito das habilidades não observadas e_{it} e seu retorno p_t e a outra parte que representa os erros de medida ou choques aleatórios, v_{it} . Assume-se que v_{it} é independente das habilidades não observadas. Essa decomposição é apresentada na equação 2

$$u_{it} = p_t e_{it} + v_{it} \quad (2)$$

A variância residual dos salários pode ser decomposta de acordo com a equação 3:

$$V_t = p_t^2 \sigma_t^2 + \sigma_{v,t}^2 \quad (3)$$

onde V_t é a variância residual, σ_t^2 é a variância das habilidades não observadas e $\sigma_{v,t}^2$ é a variância do erro de medida.

Para entender a dinâmica da desigualdade residual a principal dificuldade é separar o efeito dos principais fatores que atuam neste fenômeno. A equação 3 mostra que alterações na variância residual podem ocorrer por três canais: (i) o preço (prêmio) ou retorno das habilidades não observadas, p_t , que podem se alterar em função de alterações em sua demanda e oferta; (ii) a dispersão das habilidades não observadas, σ_t^2 ; e (iii) o erro de medida, $\sigma_{v,t}^2$. A identificação da contribuição de cada fator é um desafio, pois nenhum deles é observado. Para reduzir o problema de identificação, neste artigo desconsidera-se o efeito do erro de medida, da mesma maneira que em Lemieux (2006) e Cortes e Hidalgo (2015).

A equação 3 pode ser decomposta para cada subgrupo das habilidades observadas. Considere que as habilidades observadas podem ser caracterizadas pelo nível de educação e experiência dos trabalhadores. Para um indivíduo com nível de escolaridade c e nível de experiência a a equação 3 passa a ser escrita como:

$$V_{a,c,t} = p_{a,c,t}^2 \sigma_{a,c,t}^2 + \sigma_{v,a,c,t}^2 \quad (4)$$

A maneira usual de identificar os componentes da variância residual, conforme utilizado em Lemieux (2006), consiste em impor a hipótese de variância constante ao longo do tempo das habilidades não observadas, ou seja, $\sigma_{a,c,t}^2 = \sigma_{a,c}^2$.

Com esta hipótese, a razão da variância residual entre dois períodos se resume à razão dos preços das habilidades não observadas, conforme apresentado em 5:

$$\frac{V_{a,c,t}}{V_{a,c,t-1}} = \frac{p_t^2}{p_{t-1}^2} \quad (5)$$

$$\ln p_t - \ln p_{t-1} = \left(\frac{1}{2}\right) \ln \left(\frac{V_{a,c,t}}{V_{a,c,t-1}} \right)$$

Da equação 5 é possível deduzir a série dos retornos das habilidades não observadas. Fazendo uma normalização do $p_0 = 1$, tem-se:

$$\ln p_t = \left(\frac{1}{2}\right) \sum_{\tau=1}^t \ln \left(\frac{V_{a,c,\tau}}{V_{a,c,\tau-1}} \right) \quad \forall t > 0 \quad (6)$$

A estratégia de identificação desenvolvida em Cortes e Hidalgo (2015) relaxa a hipótese de variância constante das habilidades não observadas e impõe uma hipótese menos restritiva, que a variância das habilidades não observadas é constante apenas em períodos curtos e somente quando condicionada à um mesmo grupo de trabalhadores que permanecem empregados neste curto período. Portanto, para aplicar tal estratégia é necessário o uso de uma base de dados longitudinal. Seguindo

a terminologia dos autores, seja s^t o subgrupo de trabalhadores com salários observados no período $t - 1$ e t . Neste subgrupo, aplica-se a hipótese da variância constante nestes dois períodos, conforme a equação 7:

$$\sigma_{a,c,t,s^t}^2 = \sigma_{a-1,c,t-1,s^t}^2 \quad (7)$$

Aplicando-se esta hipótese, a razão entre a variância residual entre dois períodos no subgrupo definido por s^t , passa a ser escrita de acordo com a equação 8.

$$\begin{aligned} \frac{V_{a,c,t,s^t}}{V_{a-1,c,t-1,s^t}} &= \frac{p_t^2}{p_{t-1}^2} \\ \ln p_t - \ln p_{t-1} &= \left(\frac{1}{2}\right) \ln \left(\frac{V_{a,c,t,s^t}}{V_{a-1,c,t-1,s^t}} \right) \end{aligned} \quad (8)$$

Da equação 8 é possível deduzir a série dos retornos das habilidades não observadas. Fazendo uma normalização do $p_0 = 1$, tem-se:

$$\ln p_t = \left(\frac{1}{2}\right) \sum_{\tau=1}^t \ln \left(\frac{V_{a,c,\tau,s^\tau}}{V_{a,c,\tau-1,s^\tau}} \right) \quad \forall t > 0 \quad (9)$$

Para aplicar a decomposição da variância residual é preciso antes de tudo estimar os resíduos salariais. Em um primeiro momento, adota-se uma hipótese restritiva para o comportamento das características não observadas com as características observadas. Portanto, para um primeiro exercício empírico assume-se as mesmas hipóteses adotadas em Lemieux (2006) e Cortes e Hidalgo (2015), $E(e_{it}|x_{it}) = 0$ e $E(v_{it}|x_{it}) = 0$. Considerando esta hipótese, estima-se a relação na equação 1 pelo método dos Mínimos Quadrados Ordinários e calcula-se os resíduos para cada ano do banco de dados.

2.2 Agrupamentos baseados em características individuais e características atribuídas às firmas

O que denotamos por habilidade individual não observada pode, adicionalmente, refletir aspectos não observáveis a nível de firma e não apenas dos trabalhadores. Ter a possibilidade de isolar a influência de componentes não observáveis das firmas parece ser relevante para o caso brasileiro, haja vista as evidências apresentadas por Alvarez et al (2018).¹ Os autores documentam que a contribuição dos efeitos fixos de firmas para a redução da desigualdade salarial no país é de 40% do total. Ou seja,

¹ Card et al. (2018) identificam que parte não negligenciável da variância dos salários pode ser explicada por aspectos não observáveis da firma.

haveria uma tendência de queda na dispersão entre firmas dos seus respectivos fatores não observáveis que influenciam os salários.

Portanto, resta saber o que ocorreria com a evolução estimada da dispersão dos resíduos salariais ao remover essa tendência de queda e, por fim, como uma eventual mudança nessa evolução estimada reverteria na evolução dos retornos, e da variância das habilidades não observáveis.

Para ampliar a análise, também estimamos a equação de salário incorporando um efeito fixo de firma e tornamos a fazer os cálculos da decomposição da variância do resíduo dessa regressão. Assim, analogamente ao que foi resumido na seção anterior, geramos os resíduos dos indivíduos por ano, agora, com efeito fixo de firma e, posteriormente, agrupamos estes resíduos por células de características observáveis para trabalhos empregados em pares de anos em empresas que aparecem no mesmo par.

3 Base de dados e Estatísticas Descritivas

Conforme já salientado, para a viabilidade da utilização da estratégia de identificação de Cortes e Hidalgo (2015), é necessário que seja realizada a identificação dos indivíduos em dois períodos de tempo sequenciais distintos. Tendo isto em vista, os dados utilizados neste artigo são provenientes da Relação Anual de Informações Sociais (RAIS), um banco de dados de registros administrativos do Ministério do Trabalho que contém informações sobre características individuais e informações sobre o emprego, como salário, tempo de emprego, horas trabalhadas, além de informações da empresa de pessoas que possuem vínculo de trabalho formal. Em sua versão identificada, a RAIS permite acompanhar o indivíduo ao longo do tempo, sempre que o mesmo estiver com um vínculo formal, fornecendo o caráter longitudinal requerido.

Além das características dos trabalhadores acima citadas, a base de dados da RAIS também contempla informações sobre o local de trabalho dos indivíduos formalmente empregados. Utilizamos, então, o identificador referente ao Cadastro Nacional da Pessoa Jurídica (CNPJ) em nossa especificação a qual levamos em consideração os efeitos fixos de firmas.

Foram utilizadas informações entre os anos de 2003 e 2013. Apenas os indivíduos com vínculo ativo em 31 de dezembro foram mantidos na nossa amostra. Com o intuito de limitar a variação salarial, neste artigo trabalha-se apenas com homens brancos. Devido ao tamanho da base de dados em questão e consequente dificuldade computacional, nossa amostra final é composta por uma seleção aleatória de 10% realizada após o empilhamento dos dados nos anos mencionados.

Os trabalhadores foram divididos em três grupos de acordo seu nível educacional. O primeiro grupo, composto pelos indivíduos de baixa educação, representa os trabalhadores escolaridade até o Ensino Fundamental completo, o segundo grupo, o de educação intermediária, engloba os trabalhadores com educação formal acima do grupo anterior e até o Ensino Superior Incompleto e, por fim, o terceiro grupo, alta educação, é composto pelos trabalhadores com Ensino Superior Completo.²

A Tabela 1 exibe as estatísticas descritivas para as variáveis utilizadas na amostra no período de 2003-2013. São resumidas informações para o log do salário-hora real dos trabalhadores do mercado formal com vínculo ativo, a idade dos indivíduos vinculados e o percentual de para cada um dos grupos educacionais.

Tabela 1 – Estatísticas Descritivas.

Variável	Média	Desvio-Padrão	Mínimo	Máximo
Log do Salário-hora real	3.26	0.81	0.53	10.98
Idade (anos)	34.75	10.89	18	70
Até EF. Completo (% por ano)	51,20	49,98	41,64	64,53
Até ES. Incompleto (% por ano)	41,00	49,18	28,08	49,10
ES. Completo (% por ano)	7,81	0.26,83	6,97	9,26

Fonte: Elaboração dos autores a partir de dados da RAIS (2003-2013).

Para uma observação preliminar da dinâmica de aspectos importantes na nossa análise, A Tabela 2 mostra da composição da força de trabalho por nível de escolaridade, a variância salarial e residual ao longo do período analisado. Nota-se um aumento da escolaridade do trabalhador de um modo geral. Em 2003, os trabalhadores menos educados formalmente representavam mais de 65% da mão de obra. Já no final do período, o panorama era bem diferente. Houve uma queda brusca da participação dos trabalhadores de baixa educação com um aumento principalmente dos trabalhadores de educação intermediária, que passaram a representar o principal grupo. Os trabalhadores mais qualificados, apesar de um comportamento oscilatório, demonstra uma tendência de crescimento.

Quando observamos ainda no Tabela 2 a evolução da variância da renda incondicional, em logaritmo do salário hora, e condicionada pelos grupos de educação, vemos que a desigualdade salarial vêm diminuindo ao longo do tempo, corroborando com a literatura anteriormente mencionada.³

² O nível de escolaridade e a experiência são apontadas em diversos trabalhos como os principais determinantes da renda no Brasil, ver entre outros Pecora e Menezes-Filho (2014), Ferreira, Firpo e Messina (2017), Jaume (2018) variáveis explicativas da renda se

³ Os valores dos resíduos foram obtidos com a estimação da equação 1. O resultado da estimação está no Apêndice deste artigo.

Tabela 2 – Dinâmica da Variância salarial, residual e composição educacional.

Ano	Var. Salário	Var. Resíduo	Até EF. Completo	Até ES. Incompleto	ES. Completo
2003	0,69	0,45	64,53	28,08	7,39
2004	0,70	0,46	62,62	30,37	7,01
2005	0,66	0,43	59,98	32,99	7,03
2006	0,62	0,41	57,42	35,61	6,97
2007	0,61	0,40	54,97	37,95	7,08
2008	0,60	0,40	52,67	40,13	7,20
2009	0,58	0,38	50,41	42,01	7,58
2010	0,56	0,38	48,04	43,99	7,97
2011	0,56	0,38	45,66	46,13	8,21
2012	0,55	0,36	43,69	47,45	8,86
2013	0,54	0,36	41,64	49,10	9,26

Fonte: Elaboração dos autores a partir de dados da RAIS (2003-2013).

4 Resultados

Esta seção apresenta os resultados do artigo com base no cálculo do prêmio pela educação e também na metodologia anteriormente especificada. A Tabela 3 apresenta a evolução do prêmio pela educação, tanto para o indivíduos de educação intermediária quanto para o pessoas de educação mais alta na amostra. O prêmio para o primeiro foi calculado com o salário médio dos trabalhadores deste grupo de educação dividido pelo salário médio dos trabalhadores de educação mais baixa. Já o prêmio do ensino superior é o resultado da divisão do salário médio dos trabalhadores de alta qualificação pelo salário médio dos demais trabalhadores. Nossos resultados mostram que ambos os prêmios apresentam uma trajetória de queda ao longo do tempo. Esta queda é um reflexo da alteração da composição da força de trabalho, com um aumento da participação de trabalhadores com maiores níveis de escolaridade mais que proporcional à demanda por estes trabalhadores.

Apesar da importância desse resultado para o entendimento da queda da desigualdade salarial, como foi visto, a maior parte da variação salarial é explicada por componentes intragrupos de educação e experiência.⁴ Os próximos resultados apresentados se referem à aplicação da metodologia desenvolvida por Cortes e Hidalgo (2015). Para fins de comparação, é apresentado o resultado para o método com a hipótese de variância das habilidades não observadas constante ao longo do tempo, o qual chamamos de método tradicional, e o método de Cortes e Hidalgo (2015), foi intitulado de método novo.

Para obter os resíduos salariais, nós regredimos a salário-hora real contra um conjunto de

⁴ O R-quadrado das regressões da especificação inicial estimadas situam em torno de 0,40, indicando que mais da metade da variação salarial decorre de fatores não observáveis. Ver no Apêndice.

Tabela 3 – Prêmio pela educação

Ano	ES. Completo	Até ES. Incompleto
2003	1,59	1,14
2004	1,57	1,13
2005	1,54	1,12
2006	1,52	1,11
2007	1,49	1,10
2008	1,46	1,09
2009	1,45	1,08
2010	1,42	1,07
2011	1,40	1,07
2012	1,38	1,06
2013	1,36	1,05

Notas: O prêmio de educação para o grupo de pessoas com maior educação (ES. Completo) é calculado com base na divisão do salário médio do próprio grupo em relação ao salário médio dos demais. O prêmio para os indivíduos com educação intermediário (até ES. Incompleto) é obtido a partir da razão entre o salário médio do próprio grupo e o salário médio de pessoas com a educação mais baixa.

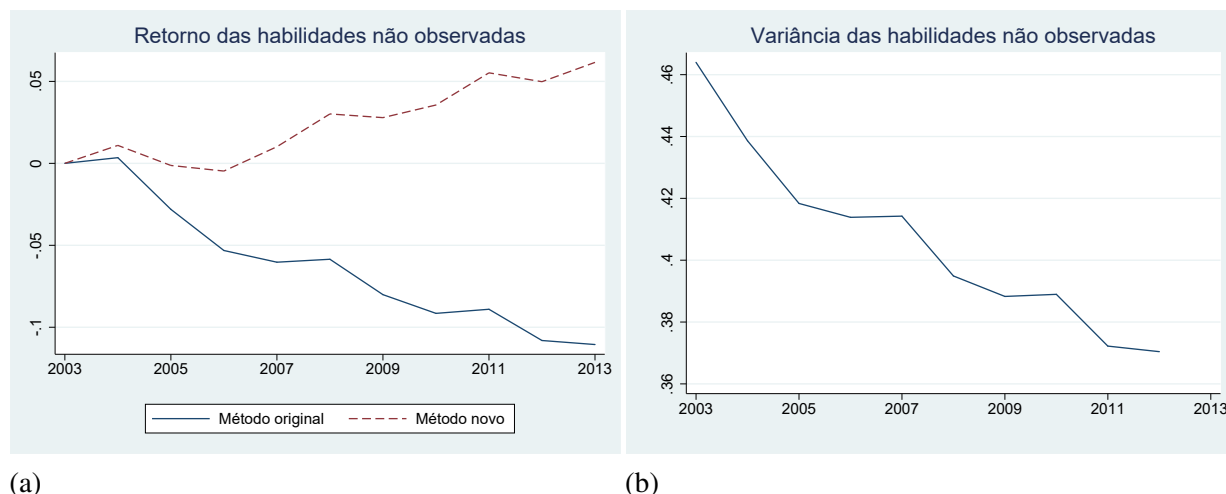
Fonte: Elaboração dos autores a partir de dados da RAIS (2003-2013).

dummies educacionais, a variável de idade dos indivíduos e as interações entre idade e as variáveis educacionais. O conjunto de trabalhadores *stayers*, de fundamental importância em relação a estratégia de identificação proposta por Cortes e Hidalgo (2015), foi definido como o grupo de indivíduos empregados no período em dois anos da amostra subsequentes.

A Figura 1 exibe um gráfico que compara o retorno da habilidade de forma agregada pelos dois métodos, com o logaritmo do preço normalizado em zero nos dois casos para o primeiro ano da amostra e outro gráfico com a estimação da variância das habilidades não observadas utilizando a equação 3. Enquanto que pelo método tradicional o preço apresenta uma trajetória de queda, no método novo o preço sobe de forma quase monotônica. Esta diferença entre os resultados implica que o comportamento decrescente apresentado pelo método original é consequência de uma redução da variância das habilidades não observadas e não do preço destas. Ao observar o comportamento da variância das habilidades não observadas estimadas, verificamos que a série apresenta um comportamento decrescente no período.

Como anteriormente especificado, o método de Lemieux (2006) fixa a dispersão das habilidades não observadas durante todo o horizonte temporal considerado e em toda a amostra. Isto, portanto, permite que a série temporal do preço (retorno) das habilidades não observadas seja identificada pela série de dispersão dos resíduos salariais em toda a amostra. Já na metodologia de Cortes e Hidalgo (2015), conforme aqui reproduzimos, a dispersão das habilidades não observadas só é fixa em pares de anos consecutivos e para a subamostra de trabalhadores que se mantêm ocupados (*stayers*). Sendo

Figura 1 – Decomposição da variância das habilidades não observadas.



Notas: No painel (a), temos o gráfico do retorno das habilidades não observadas usando o ano de 2003 como base, em que o método original se refere a metodologia de decomposição salarial proposta em Lemieux (2006) e o resultado para o método novo foi obtido a partir de Cortes e Hidalgo (2015). O painel (b) corresponde à variância das habilidades não observadas, estimada segundo a equação (3).

Fonte: Elaboração dos autores a partir de dados da RAIS (2003-2013).

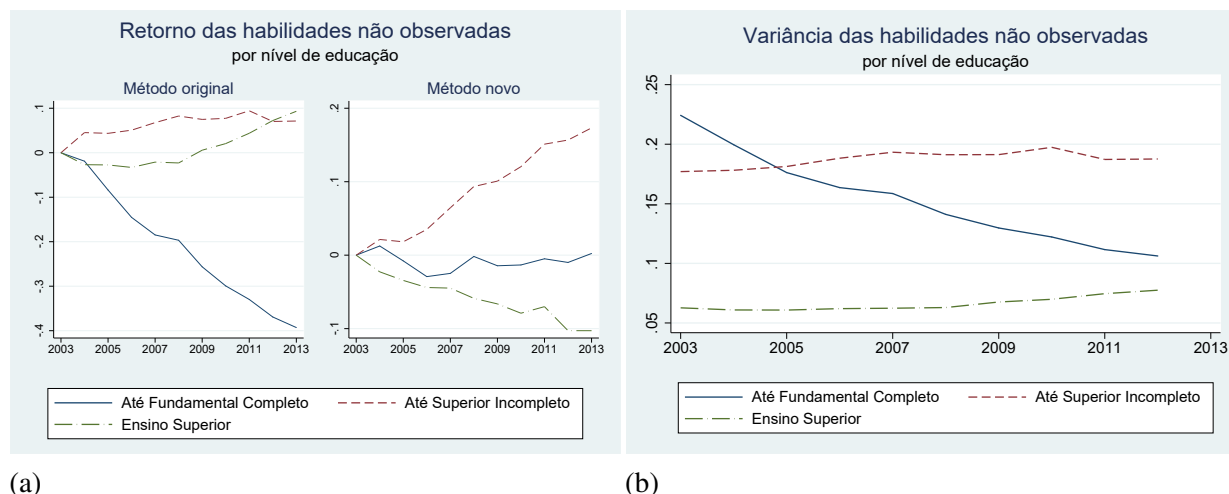
assim, a série de retorno passa a ser identificada pela dispersão do resíduo salarial das respectivas amostras de *stayers* em cada par de ano.

Sob as hipóteses de identificação assumidas, o gráfico acima sugere que a dispersão das habilidades não observadas deveria estar caindo para a amostra completa, mas a impossibilidade de considerar esta queda em Lemieux devido a sua hipótese restritiva faz essa queda ser detectada no preço. Ao deixarmos essa dispersão variar no tempo tal como em Cortes e Hidalgo (2015), tiramos da série de retorno uma pressão de queda advinda da redução na variância das habilidades não observadas. Neste cenário, portanto, acreditamos que os retornos em questão estão subindo.

Para ampliar o entendimento da variância residual, é interessante olhar para o comportamento de uma forma mais desagregada. A Figura 5 é análoga ao que foi apresentado na figura anterior, só que agora agrupamos para cada um dos níveis educacionais. Os resultados do painel (a) na identificação preferida destaca o crescimento do retorno das habilidades não observadas dentro do subgrupo de trabalhadores com educação intermediária, queda para o nível de educação mais alto e relativa estabilidade para indivíduos com educação até o fundamental completo. Em relação a dispersão de tais habilidades, a queda mais proeminente se dá em torno de pessoas com educação baixa.

Quando desagregamos por nível educacional, a aplicação do método original nos leva a acreditar que existe uma tendência de queda no preço da habilidade não observada para indivíduos com educação Até Ensino Fundamental, aumento do preço nos grupos intermediário e dos mais educados ao longo do tempo. Entretanto, quando observamos o método novo e o painel (b), verificamos que, na realidade,

Figura 2 – Decomposição das habilidades não observadas por nível de educação.



Notas: No panel (a), temos o gráfico do retorno das habilidades não observadas para os diferentes níveis educacionais usando o ano de 2003 como base, em que o método original se refere a metodologia de decomposição salarial proposta em Lemieux (2006) e o resultado para o método novo foi obtido a partir de Cortes e Hidalgo (2015). No painel (b), inserimos o gráfico que corresponde à variância das habilidades não observadas por nível educacional, estimada segundo a equação (3).

Fonte: Elaboração dos autores a partir de dados da RAIS (2003-2013).

a queda do primeiro grupo pode ser traduzida em declínio na variância das habilidades e não no preço. Para o segundo, o ganho em nível de preço é mais proeminente do que os demais, já no caso do terceiro grupo, o preço cai de modo mais acentuado.

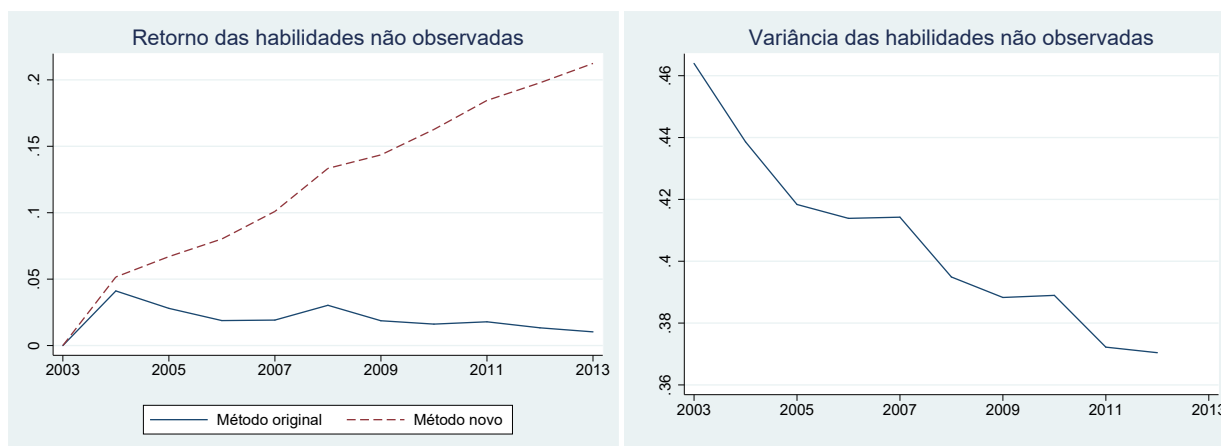
Por fim, testamos o comportamento dos resultados acima verificados com os resíduos gerados a partir da regressão utilizando efeitos fixos de firma. Os resultados para estimações do retorno e da variância, neste caso, estão resumidos nas Figuras 3 e 4.

A Figura 5 nos mostra que o efeito fixo de firma tende a intensificar o aumento ao longo do tempo dos retornos das habilidades não observadas. Isto é, a dispersão dos resíduos salariais e, portanto, os preços das habilidades não observadas vem crescendo relativamente mais quando passamos a controlar os resíduos salariais por aspectos relacionados à firmas. Este fato corrobora os achados de Alvarez et al. (2018), atestando a importância de se levar em consideração características não observáveis das firmas nas estimativas do resíduo salarial. Esta mudança vale tanto para o procedimento baseado em Lemieux (2006), quanto quando nos baseamos em Cortes e Hidalgo (2015).

Quando observamos os resultados com efeitos fixos de firma com dados desagregados por educação (Figura 4) notamos que o crescimento do preço para os grupos de educação mais baixos são responsáveis por puxar o aumento do valor agregado total para o método novo.

Em suma, nossos resultados ressaltam a importância de se analisar o comportamento da variância residual. Enquanto que a análise das habilidades observadas aponta para uma redução do prêmio pela

Figura 3 – Decomposição da variância das habilidades não observadas com efeitos fixos de firmas.



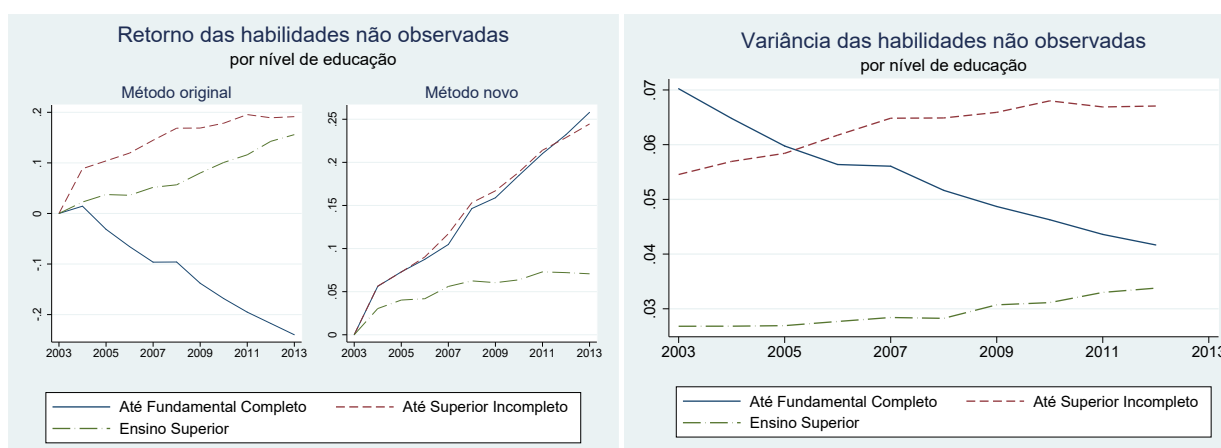
(a)

(b)

Notas: No painel (a), temos o gráfico do retorno das habilidades não observadas usando o ano de 2003 como base e efeitos fixos de firma da geração dos resíduos. O método original se refere a metodologia de decomposição salarial proposta em Lemieux (2006) e o resultado para o método novo foi obtido a partir de Cortes e Hidalgo (2015). No painel (b), que corresponde a variância das habilidades não observadas, estimada segundo a equação (3) levando em consideração os efeitos fixos de firma.

Fonte: Elaboração dos autores a partir de dados da RAIS (2003-2013).

Figura 4 – Decomposição das habilidades não observadas por nível de educação com efeitos fixos de firma.



(a)

(b)

Notas: No painel (a), temos o gráfico do retorno das habilidades não observadas para os diferentes níveis educacionais usando o ano de 2003 como base e efeitos fixos de firma para geração dos resíduos. O método original se refere a metodologia de decomposição salarial proposta em Lemieux (2006) e o resultado para o método novo foi obtido a partir de Cortes e Hidalgo (2015). No painel (b), inserimos o gráfico que corresponde a variância das habilidades não observadas por nível educacional, estimada segundo a equação (3).

Fonte: Elaboração dos autores a partir de dados da RAIS (2003-2013).

qualificação, ao ampliar a análise para a evolução da desigualdade residual, percebe-se que o retorno pelas habilidades não observadas é crescente para o caso geral e também para grupos específicos de educação.

5 Testes de Robustez

Conforme encontrado na seção anterior, o retorno da habilidade não observada apresentou um retorno positivo nas especificações as quais optamos por relaxar a hipótese restritiva de variância das habilidades constantes para toda a amostra.

Para verificar que nossos resultados não são direcionados pela nossa amostra selecionada, realizamos testes adicionais onde escolhemos diferentes recortes amostrais, os quais compreendem indivíduos que:

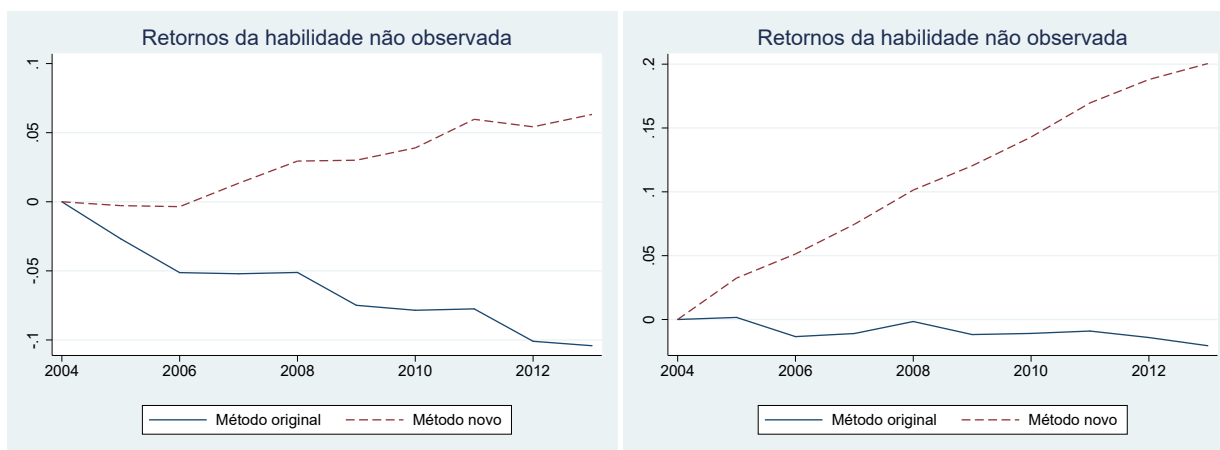
- Permaneceram empregados na mesma firma.
- Permaneceram empregados na mesma firma e mesma ocupação.

Um indivíduo é classificado como pertencente à mesma firma quando o CNPJ referente ao seu vínculo empregatício não se altera entre pares de anos. Da mesma forma, o indivíduo está na mesma firma e ocupação quando a condição anterior é respeitada e, adicionalmente, ele está alocado na mesma ocupação levando em consideração os três primeiros dígitos da Classificação Brasileira de Ocupações (CBO).

Esta seção, portanto, replica o que foi feito até aqui, entretanto, apresentamos os resultados para os recortes amostrais acima considerados. Para capturar os indivíduos nas condições acima especificadas, usamos o período de tempo na nossa amostra que vai de 2004 até 2013.

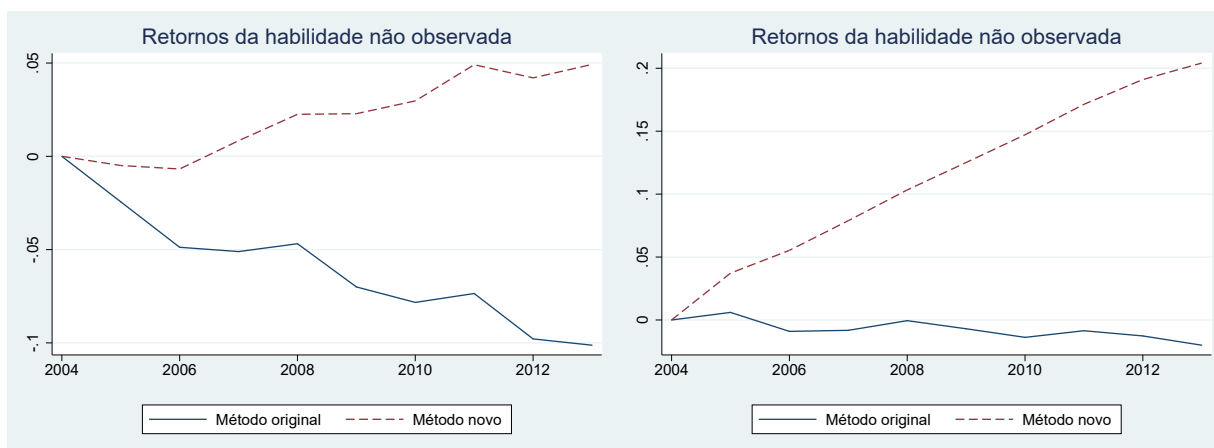
De um modo geral, vemos que nossos resultados não são sensíveis a escolhas na amostra que utilizamos. Os resultados tanto para a amostra com pessoas empregadas na mesma firma quanto para indivíduos na mesma firma e mesma ocupação nos retornam o que já havíamos conhecido na seção anterior.

Figura 5 – Decomposição da variância das habilidades não observadas para diferentes recortes amostrais.



(a) Mesma Firma

(b) Mesma Firma com Efeitos Fixos



(c) Mesma Firma e Ocupação

(d) Mesma Firma e Ocupação com Efeitos Fixos

Notas: Gráficos de retorno das habilidades não observadas para diferentes recortes amostrais usando o ano de 2003 como base. O método original se refere à metodologia de decomposição salarial proposta em Lemieux (2006) e o resultado para o método novo foi obtido a partir de Cortes e Hidalgo (2015). No painel (a), temos o resultado para indivíduos na mesma firma em pares de anos e no painel (b) apresentamos o mesmo recorte amostral, entretanto, com a introdução de efeitos fixos de firmas. No painel (c), temos o resultado para indivíduos na mesma firma e ocupação em pares de anos e no painel (d) apresentamos o mesmo recorte amostral, entretanto, com a introdução de efeitos fixos de firmas.

Fonte: Elaboração dos autores a partir de dados da RAIS (2003-2013).

6 Considerações finais

Neste artigo, buscamos analisar o comportamento do retorno das habilidades não observadas a partir da metodologia de decomposição de Lemieux (2006) e, a partir dela, aplicamos a estratégia de identificação proposta por Cortes e Hidalgo (2015) a fim de relaxar a hipótese restritiva de que a variância das habilidades não observadas é constante ao longo do tempo para toda a amostra.

O artigo buscou contribuir para o entendimento da dinâmica salarial ao não analisar apenas o comportamento das características observáveis. Conforme foi apresentado, o prêmio pela qualificação é importante para ressaltar o papel da relação da demanda e oferta de trabalhadores qualificados na desigualdade salarial. No entanto, a maior parte da variação salarial é explicada por fatores não observados. Compreender os mecanismos que atuam na desigualdade residual fortalecem as discussões sobre desigualdade salarial e subsidiam a formulação de políticas públicas.

A análise direta sobre a desigualdade residual não permite um entendimento de quais são os mecanismos que influenciam sua dinâmica. No entanto, identificar o papel dos diversos componentes da parte residual dos salários é um desafio, pois nenhum destes componentes é observado. Em função desta dificuldade, é necessário que se imponham algumas hipóteses sobre o comportamento de seus componentes. Lemieux (2006) analisou o papel da desigualdade residual no Estados Unidos impondo uma hipótese forte sobre o comportamento da variância das habilidades não observadas ao longo do tempo. Utilizando a hipótese que a variância das habilidades não observadas são constantes ao longo do tempo, o autor conseguiu identificar a evolução do retorno destas habilidades.

No entanto, conforme destaca Cortes e Hidalgo (2015), esta hipótese restringe o comportamento das habilidades não observadas de forma difícil de se verificar na prática. Em função desta limitação, os autores relaxam esta hipótese e a substituem por uma hipótese menos restritiva. Consideram que a variância das habilidades não observadas é constante apenas em curtos períodos de tempo e somente para um grupo de trabalhadores que permanecem empregados em pares de anos no período observado.

Nosso artigo aplicou ambas as estratégias para os dados do mercado formal de trabalho brasileiro no período de 2003 até 2013. Neste período, a literatura e os dados utilizados neste trabalho apontam para uma redução da desigualdade salarial, bem como para uma diminuição da desigualdade entre trabalhadores de diferentes grupos de capital humano, definidos pelo nível de escolaridade e de experiência. No entanto, os resultados encontrados para o retorno das habilidades não observadas indicam um comportamento oposto ao prêmio pela qualificação. De uma forma agregada, na especificação sem a hipótese restritiva, encontramos que o retorno das habilidades não observadas apresenta uma trajetória crescente, ressaltando a importância da análise da decomposição do componente residual

do salário. Ao incrementarmos nossa análise com os efeitos fixos de firma, vimos que essa relação se intensifica ao longo do tempo.

Os resultados encontrados para o Brasil neste artigo são o contrário do que ocorre nos Estados Unidos. O trabalho de Cortes e Hidalgo (2015) identifica um aumento no preço da habilidade não observada em relação ao uso do método de variância constante para toda a amostra e, por outro lado, uma queda na mesma série para a adaptação metodológica que eles mesmos propuseram.

Entender melhor os mecanismos que formam as habilidades não observadas e/ou o tipo de habilidade não observada que é demandada no mercado de trabalho, é fundamental para a ampliação do debate e para formulação de políticas públicas voltadas para a redução das desigualdades salariais no Brasil, que apesar do comportamento de queda, ainda se situa em patamares muito elevados. Ademais, conhecer as habilidades demandadas no mercado de trabalho é fundamental para equacionar a relação oferta e demanda de trabalhadores qualificados.

Referências

ACEMOGLU, D. Technical change, inequality, and the labor market. *Journal of economic literature*, v. 40, n. 1, p. 7–72, 2002.

ADÃO, R. Worker heterogeneity, wage inequality, and international trade: Theory and evidence from Brazil. *Unpublished paper, MIT*, p. 98, 2015.

ALVAREZ, J. et al. Firms and the decline in earnings inequality in Brazil. *American Economic Journal: Macroeconomics*, v. 10, n. 1, p. 149–89, 2018.

AUTOR, D. H.; KATZ, L. F.; KEARNEY, M. S. Trends in US wage inequality: Revising the revisionists. *The Review of Economics and Statistics*, The MIT Press, v. 90, n. 2, p. 300–323, 2008.

CARD, D. et al. Firms and labor market inequality: Evidence and some theory. *Journal of Labor Economics*, University of Chicago Press Chicago, IL, v. 36, n. S1, p. S13–S70, 2018.

CARD, D.; DINARDO, J. E. Skill-biased technological change and rising wage inequality: Some problems and puzzles. *Journal of labor economics*, The University of Chicago Press, v. 20, n. 4, p. 733–783, 2002.

CORTES, G. M.; HIDALGO, M. A. Changes in the return to skills and the variance of unobserved ability. *Working paper series*, n. 15.15, 2015.

ENGBOM, N.; MOSER, C. *Earnings inequality and the minimum wage: Evidence from Brazil*. [S.l.], 2021.

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

- FERREIRA, F. H.; LEITE, P. G.; LITCHFIELD, J. A. The rise and fall of brazilian inequality: 1981–2004. *Macroeconomic Dynamics*, Cambridge University Press, v. 12, n. S2, p. 199–230, 2008.
- JAUME, D. *The labor market effects of an educational expansion: A theoretical model with applications to Brazil*. [S.l.], 2018.
- JUHN, C.; MURPHY, K. M.; PIERCE, B. Wage inequality and the rise in returns to skill. *Journal of political Economy*, The University of Chicago Press, v. 101, n. 3, p. 410–442, 1993.
- KATZ, L. F.; MURPHY, K. M. Changes in relative wages, 1963–1987: supply and demand factors. *The quarterly journal of economics*, MIT Press, v. 107, n. 1, p. 35–78, 1992.
- LEMIEUX, T. Increasing residual wage inequality: Composition effects, noisy data, or rising demand for skill? *American Economic Review*, v. 96, n. 3, p. 461–498, 2006.
- LEMIEUX, T. 1. what do we really know about changes in wage inequality? In: *Labor in the new economy*. [S.l.]: University of Chicago Press, 2010. p. 17–62.
- PECORA, A. R.; MENEZES-FILHO, N. O papel da oferta e da demanda por qualificação na evolução do diferencial de salários por nível educacional no brasil. *Estudos Econômicos (São Paulo)*, SciELO Brasil, v. 44, n. 2, p. 205–240, 2014.

Apêndice: Tabelas de Regressão

Tabela A1 - Resultados da Regressão.

	(2003)	(2004)	(2005)	(2006)	(2007)	(2008)	(2009)	(2010)	(2011)	(2012)	(2013)
Até ES. Incompleto	-0.214*** (0.00486)	-0.184*** (0.00352)	-0.159*** (0.00318)	-0.141*** (0.00292)	-0.103*** (0.00270)	-0.0722*** (0.00255)	-0.0664*** (0.00239)	-0.0404*** (0.00222)	-0.0149*** (0.00214)	-0.00545*** (0.00200)	-0.00670*** (0.00195)
ES. Completo	0.890*** (0.0118)	0.945*** (0.00875)	0.873*** (0.00821)	0.800*** (0.00794)	0.789*** (0.00758)	0.728*** (0.00704)	0.675*** (0.00677)	0.602*** (0.00625)	0.613*** (0.00609)	0.543*** (0.00568)	0.516*** (0.00553)
Idade	0.0129*** (6.22e-05)	0.0127*** (4.72e-05)	0.0125*** (4.49e-05)	0.0119*** (4.21e-05)	0.0115*** (4.02e-05)	0.0110*** (3.94e-05)	0.0106*** (3.75e-05)	0.0100*** (3.57e-05)	0.00969*** (3.52e-05)	0.00915*** (3.39e-05)	0.00882*** (3.37e-05)
Até ES. Incompleto * Idade	0.0198*** (0.000162)	0.0187*** (0.000115)	0.0169*** (0.000104)	0.0154*** (9.47e-05)	0.0137*** (8.71e-05)	0.0120*** (8.08e-05)	0.0110*** (7.51e-05)	0.00967*** (6.88e-05)	0.00840*** (6.51e-05)	0.00707*** (6.00e-05)	0.00659*** (5.73e-05)
ES. Completo * Idade	0.0193*** (0.000308)	0.0183*** (0.000226)	0.0197*** (0.000215)	0.0207*** (0.000208)	0.0205*** (0.000200)	0.0212*** (0.000188)	0.0221*** (0.000180)	0.0230*** (0.000167)	0.0223*** (0.000163)	0.0229*** (0.000152)	0.0225*** (0.000149)
Constante	2.111*** (0.00210)	2.212*** (0.00162)	2.285*** (0.00154)	2.380*** (0.00146)	2.458*** (0.00140)	2.567*** (0.00139)	2.653*** (0.00133)	2.760*** (0.00128)	2.868*** (0.00128)	2.994*** (0.00125)	3.104*** (0.00126)
Observações	1,375,821	2,479,700	2,625,337	2,793,052	2,991,160	3,187,845	3,332,033	3,543,356	3,673,905	3,845,266	3,927,224
R-quadrado	0.345	0.346	0.352	0.348	0.342	0.330	0.339	0.335	0.330	0.334	0.328

Notas: Erros-padrão robustos em parênteses. *** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

Tabela A2 - Resultados da Regressão com Efeitos Fixos de Firma.

	(2003)	(2004)	(2005)	(2006)	(2007)	(2008)	(2009)	(2010)	(2011)	(2012)	(2013)
Até ES. Incompleto	-0.316*** (0.00509)	-0.309*** (0.00330)	-0.288*** (0.00304)	-0.262*** (0.00282)	-0.237*** (0.00262)	-0.202*** (0.00250)	-0.175*** (0.00238)	-0.154*** (0.00224)	-0.128*** (0.00217)	-0.0992*** (0.00210)	-0.0838*** (0.00207)
ES. Completo	0.310*** (0.0127)	0.279*** (0.00851)	0.253*** (0.00814)	0.208*** (0.00777)	0.218*** (0.00739)	0.191*** (0.00694)	0.192*** (0.00662)	0.180*** (0.00620)	0.174*** (0.00597)	0.168*** (0.00560)	0.178*** (0.00547)
Idade	0.0100*** (7.21e-05)	0.00972*** (4.84e-05)	0.00959*** (4.65e-05)	0.00934*** (4.44e-05)	0.00932*** (4.21e-05)	0.00916*** (4.14e-05)	0.00886*** (4.01e-05)	0.00852*** (3.83e-05)	0.00842*** (3.77e-05)	0.00829*** (3.71e-05)	0.00815*** (3.71e-05)
Até ES. Incompleto * Idade	0.0155*** (0.000161)	0.0148*** (0.000103)	0.0137*** (9.47e-05)	0.0126*** (8.70e-05)	0.0116*** (8.01e-05)	0.0104*** (7.49e-05)	0.00942*** (7.06e-05)	0.00863*** (6.53e-05)	0.00775*** (6.22e-05)	0.00683*** (5.93e-05)	0.00626*** (5.75e-05)
ES Completo * Idade	0.0182*** (0.000320)	0.0183*** (0.000213)	0.0188*** (0.000206)	0.0193*** (0.000197)	0.0188*** (0.000188)	0.0193*** (0.000178)	0.0191*** (0.000170)	0.0191*** (0.000159)	0.0187*** (0.000154)	0.0184*** (0.000144)	0.0178*** (0.000141)
Constante	2.323*** (0.00254)	2.442*** (0.00172)	2.512*** (0.00167)	2.593*** (0.00161)	2.658*** (0.00154)	2.751*** (0.00153)	2.829*** (0.00149)	2.926*** (0.00144)	3.026*** (0.00144)	3.125*** (0.00143)	3.222*** (0.00144)
Observações	1,375,821	2,479,700	2,625,337	2,793,052	2,991,160	3,187,845	3,332,033	3,543,356	3,673,905	3,845,266	3,927,224
R-quadrado	0.804	0.789	0.783	0.774	0.769	0.760	0.758	0.752	0.751	0.745	0.743

Notas: Erros-padrão robustos em parênteses. *** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1