

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO DE JANEIRO  
INSTITUTO DE ECONOMIA  
PROGRAMA DE PÓS GRADUAÇÃO EM ECONOMIA

**Leon Faceira Tomelin**

**Análise do Salário Agregado Brasileiro: O Impacto do Viés de  
Composição**

Rio de Janeiro

2016

**Leon Faceira Tomelin**

**Análise do Salário Agregado Brasileiro: O Impacto do Viés de  
Composição**

Dissertação de Mestrado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Economia da Indústria e Tecnologia, Instituto de Economia, Universidade Federal do Rio de Janeiro, como requisito parcial à obtenção do título de Mestre em Economia.

ORIENTADOR: Prof. Dr. Rudi Rocha de Castro

COORIENTADOR: Prof. Dr. Carlos Henrique Leite Corseuil

RIO DE JANEIRO

2016

T656 Tomelin, Leon Faceira.  
Análise do salário agregado brasileiro : o impacto do viés de composição  
/ Leon Faceira Tomelin. – 2016.  
68 f. ; 31 cm.

Orientador: Rudi Rocha de Castro.

Coorientador: Carlos Henrique Leite Corseuil.

Dissertação (mestrado) – Universidade Federal do Rio de Janeiro, Instituto de Economia, Programa de Pós-Graduação em Economia da Indústria e da Tecnologia, 2016.

Referências: f. 45-49.

1. Salário - Evolução. 2. Viés de seleção. 3. Salário agregado – 1992-2013.  
I. Castro, Rudi Rocha de, orient. II. Corseuil, Carlos Henrique Leite, coorient.  
III. Universidade Federal do Rio de Janeiro. Instituto de Economia. IV. Título.

CDD 331.2981

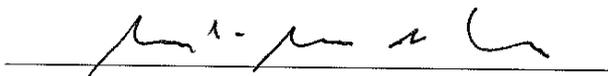
## FOLHA DE APROVAÇÃO

Leon Faceira Tomelin

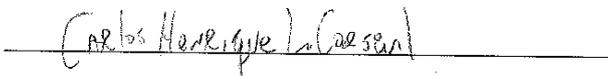
### **Análise do Salário Agregado Brasileiro: O Impacto do Viés de Composição**

Dissertação de Mestrado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Economia da Indústria e Tecnologia, Instituto de Economia, Universidade Federal do Rio de Janeiro, como requisito parcial à obtenção do título de Mestre em Economia.

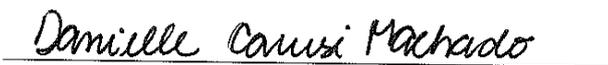
Aprovada em:



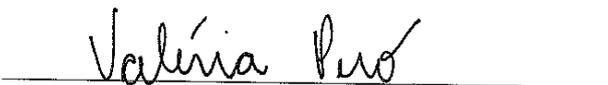
Prof. Dr. Rudi Rocha de Castro, Instituto de Economia/UFRJ



Prof. Dr. Carlos Henrique Leite Corseuil, IPEA



Prof. Dr. Danielle Carusi Machado, Economia/UFF



Prof. Dr. Valéria Lúcia Pero, Instituto de Economia/UFRJ

*Para minha mãe, Rose, e meu pai, Flávio.*

## **Agradecimentos**

Agradeço à minha mãe, Rose, meu pai, Flávio, minha irmã, Bárbara, minha madrinha, Lobelia, minha avó, Marina, e ao resto da minha família, que sempre me apoiou nos momentos difíceis e sempre esteve lá quando precisei. Não conseguiria sem vocês.

Agradeço à minha noiva, Aline, pelo companheirismo, pela cumplicidade, pelos momentos de descontração e pelas palavras de carinho e tranquilidade. Sem ter você para me acalmar nas horas de tensão, minha vida seria muito mais vazia.

Agradeço ao professor Rudi, que aceitou ser meu orientador tanto na graduação quanto no mestrado, contribuindo imensamente para meu crescimento acadêmico e pessoal, além de ser uma referência de como um economista deve ser.

Agradeço ao Carlos Henrique, meu coorientador, que esteve sempre disponível para me ajudar com todas as dúvidas, por mais complexas que fossem. Este trabalho não existiria sem essa ajuda.

Agradeço aos meus amigos que sempre estiveram do meu lado, mesmo nas épocas em que eu estava trancado no quarto escrevendo ou estudando. Obrigado pela compreensão e pelo incentivo irrestrito.

Agradeço ao IPEA por todo o aprendizado e pelas amizades criadas.

## **Resumo**

TOMELIN, L. F., **Análise do Salário Agregado Brasileiro: O Impacto do Viés de Composição**. Dissertação (Mestrado em Economia da Indústria e Tecnologia) – Instituto de Economia, Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2016.

O objetivo deste trabalho é analisar a evolução do salário real agregado brasileiro entre os anos de 1992 e 2013. Como o índice de salários agregados incorpora uma série de vieses que podem alterar sua trajetória, resultando em conclusões equivocadas sobre o bem-estar dos trabalhadores, utilizamos uma técnica proposta por Blundell et al (2003) para decompor esta variável em diferentes termos. Tal técnica consiste na elaboração de um micromodelo de participação e salários, que é então utilizado para desagregar o índice de salários em 4 fatores: o salário agregado real e mais 3 termos de viés. Os termos de viés podem ser calculados individualmente e representam diferentes problemas da agregação dos salários: o viés de dispersão dos salários, gerado por heterogeneidades nas características individuais, sejam estas observáveis ou não, o viés causado pela autoseleção dos indivíduos no mercado de trabalho e o viés proveniente da ponderação por horas trabalhadas. Identificamos que, enquanto o crescimento do salário agregado foi de aproximadamente 57,3%, a série corrigida apresentou acréscimo de pouco mais de 76%. Isso indica que a natureza do viés leva a uma subestimação do crescimento dos salários, embora o índice propriamente dito tenha tido seu intercepto deslocado para baixo. O maior impacto veio do viés de dispersão dos salários, devido às desigualdades salariais no mercado de trabalho brasileiro, dado observado pela grande variância dos salários ao longo do período estudado.

**Palavras-chaves: Evolução dos Salários. Decomposição. Viés de Seleção. Salário Agregado.**

## **Abstract**

TOMELIN, L. F., **Análise do Salário Agregado Brasileiro: O Impacto do Viés de Composição**. Dissertação (Mestrado em Economia da Indústria e Tecnologia) – Instituto de Economia, Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2016.

The objective of this study is to analyze the evolution of the Brazilian real aggregate wage between the years 1992 and 2013. As the aggregate wage index incorporates a number of biases that can change its trajectory, resulting in misleading conclusions about the workers' welfare, we use a technique proposed by Blundell et al (2003) for decomposing this variable in different terms. Such technique consists in elaborating a micromodel for participation and wages, which is then used to disaggregate the wage index in four factors: the real aggregate wage and 3 more bias terms. The bias terms can be calculated individually and represent different issues of the aggregation of wages: the wage dispersion bias, generated by heterogeneities in individual characteristics, whether observable or not, the bias caused by self-selection of individuals in the labor market and the bias from the weighting by hours worked. We found that, while the growth of aggregate wage was approximately 57.3%, the corrected series grew by slightly more than 76%. This indicates that the nature of bias leads to an underestimation of wage growth, although the index itself had its intercept shifted down. The greatest impact came from the wage dispersion bias, due to wage inequalities in the Brazilian labor market, observed by the large variance of wages over the period studied.

**Keywords: Evolution of Wages. Decomposition. Selection Bias. Aggregate Wage.**

## LISTA DE GRÁFICOS

<b>Gráfico 1: Taxa de ocupação por ano e anos de estudo .....</b>	<b>28</b>
<b>Gráfico 2: Evolução das médias dos salários e da renda do não trabalho .....</b>	<b>29</b>
<b>Gráfico 3: Evolução dos desvios-padrão dos salários e da renda do não trabalho .....</b>	<b>30</b>
<b>Gráfico 4: Evolução das médias de horas trabalhadas e do salário/hora .....</b>	<b>31</b>
<b>Gráfico 5: Trajetórias do salário agregado, micromodelo e correções .....</b>	<b>35</b>
<b>Gráfico 6: Correção do viés de seleção .....</b>	<b>36</b>
<b>Gráfico 7: Correção do viés de dispersão .....</b>	<b>37</b>
<b>Gráfico 8: Correção do viés de dispersão .....</b>	<b>38</b>
<b>Gráfico 9: Salário agregado, estimativas do micromodelo e correções, em relação aos valores de 1992 .....</b>	<b>39</b>
<b>Gráfico 10: Salário agregado, estimativas do micromodelo e correções em relação aos valores de 1992, apenas homens .....</b>	<b>41</b>
<b>Gráfico 11: Salário agregado, estimativas do micromodelo e correções em relação aos valores de 1992, apenas mulheres .....</b>	<b>42</b>

## **LISTA DE TABELAS**

<b>Tabela 1: Resumo dos resultados do modelo probit de participação no mercado de trabalho .....</b>	<b>32</b>
<b>Tabela 2: Principais coeficientes das regressões do log salário/hora, com e sem a razão inversa de Mills como variável explicativa.....</b>	<b>33</b>

## Sumário

<b>1. INTRODUÇÃO .....</b>	<b>11</b>
<b>2. MODELO DE PARTICIPAÇÃO E SALÁRIOS REAIS .....</b>	<b>16</b>
<b>2.1. Formulação do Modelo Teórico .....</b>	<b>16</b>
<b>2.2. Especificação do Modelo Empírico .....</b>	<b>18</b>
<b>3. FONTES DE VIÉS DOS SALÁRIOS AGREGADOS.....</b>	<b>20</b>
<b>3.1. Formulação do Modelo Teórico .....</b>	<b>20</b>
<b>3.2. Especificação do Modelo Empírico .....</b>	<b>25</b>
<b>4. DADOS .....</b>	<b>27</b>
<b>5. RESULTADOS DO MICROMODELO E DAS CORREÇÕES DO SALÁRIO AGREGADO.....</b>	<b>32</b>
<b>5.1. Micromodelo .....</b>	<b>32</b>
<b>5.2. Modelo de Agregação e Correção de Viés .....</b>	<b>34</b>
<b>5.3. Exercício para diferentes amostras .....</b>	<b>40</b>
<b>6. CONCLUSÃO.....</b>	<b>43</b>
<b>REFERÊNCIAS .....</b>	<b>45</b>
<b>Apêndice A – Resultados completos das regressões .....</b>	<b>50</b>
<b>Apêndice B – Estatísticas descritivas de participação, salários, renda do não- trabalho e horas e gráficos adicionais de resultados .....</b>	<b>59</b>
<b>Anexo A – Lema proposto por Blundell et al (2003) e prova do mesmo .....</b>	<b>63</b>

## 1. Introdução

Os agregados econômicos são extremamente importantes para a ciência econômica, principalmente por sua função de guiar o debate acerca de políticas públicas (Blundell et al, 2003). Mais especificamente, os salários agregados<sup>1</sup> servem tanto para direcionar o debate de políticas do mercado de trabalho como políticas macroeconômicas, por ser uma variável que retrata o poder de compra e o bem-estar dos trabalhadores. Porém, os números agregados dos salários podem conter diversos vieses que atrapalham a análise objetiva dos dados, levando a interpretações equivocadas dos resultados e do contexto econômico e social no qual as políticas serão implementadas (Kauhanen e Maliranta, 2012).

O problema da presença de viés em índices agregados foi originalmente identificado em modelos de consumo (oferta e demanda por produtos) na metade dos anos 1950. Em seus trabalhos seminais, Gorman (1953) e Theil (1954) introduziram a utilização de modelos microeconômicos numa tentativa de estimar com mais propriedade os índices econômicos agregados. As soluções propostas por ambos os autores consistem basicamente em aplicar pesos para os indivíduos ao realizar a agregação, a fim de contornar parte do viés de composição. Antes destes trabalhos, o problema de agregação era simplesmente ignorado por simplicidade, embora fosse comumente apontado como uma questão a ser resolvida por diversos autores (Stoker, 2008).

Já a aplicação de modelos de agregação para as análises de índices de salários só foi proposta por Stockman (1983), em um artigo não publicado onde ele percebe que as medidas de salários agregados poderiam estar sob efeito de viés de composição. Essa percepção surge quando Stockman observa que diferentes setores da economia poderiam apresentar diferentes reações a variações dos ciclos econômicos. Se um grupo com menor nível de salários fosse mais sensível a variações de horas trabalhadas durante uma recessão, por exemplo, o índice agregado teria um viés positivo, pois a ponderação por horas trabalhadas tenderia a “remover” os trabalhadores com menores salários do cálculo do índice. O contrário poderia ser observado em períodos de crescimento econômico, com a medida de salários agregados apresentando um viés negativo devido ao maior peso dado aos indivíduos com menores remunerações.

---

<sup>1</sup> Quando utilizamos o termo “salários”, estamos nos referindo à remuneração do trabalho, independentemente de sua natureza. Consideramos, por exemplo, tanto o trabalhador formal com carteira assinada quanto seu empregador.

A partir do texto de Stockman, surgiram diversas abordagens e técnicas utilizando micro dados para o cálculo do salário agregado. A primeira dessas técnicas foi apresentada por Bils (1985), que utilizou dados desagregados ao nível de indivíduo para examinar o impacto da agregação no comportamento do salário real. Para eliminação do viés de agregação, Bils utilizou pesos fixos para diferentes grupos, aplicando em seguida métodos de estimação dos coeficientes via efeitos fixos e aleatórios. Desta forma, ele argumenta que o único viés restante seria devido a variações cíclicas de horas relativas, se estas forem correlacionadas com os salários. No caso de não correlação entre horas e salários, não haveria viés de agregação.

A contribuição de Bils (1985), porém, não foi suficiente para resolver o problema da agregação, conforme argumentaram Keane et al (1988). Segundo os autores, como o método não leva em consideração o fato de que os dados de horas e salários são censurados, ainda existiria viés no índice agregado. O trabalho mostra que a aplicação da técnica de Bils sem controlar pelo viés de seletividade pode piorar o viés como um todo, gerando um comportamento pró-cíclico artificial. Desta forma, para se calcular corretamente o salário agregado sem viés, seria necessário utilizar informações de heterogeneidades individuais e autosseleção no mercado de trabalho. Sem saber exatamente quais indivíduos entram e saem do mercado, seria extremamente difícil conseguir determinar as correções com um bom nível de confiança.

A metodologia aplicada por Solon et al (1994) segue um caminho parecido com a de Bils, também utilizando pesos fixos em um painel de indivíduos. A principal diferença entre os trabalhos é que Solon et al realizam diversos testes com as ponderações, inclusive utilizando os pesos do índice viesado em uma amostra sem viés. Isso permitiu que fosse identificado impacto do viés de composição comparando diretamente a estatística bruta e a estatística corrigida. Eles argumentam então que existe um viés de composição com caráter anticíclico nos salários reais, o que contrasta com o comportamento pró-cíclico dos próprios salários individuais.

A questão apontada por Keane et al (1988) só foi resolvida em 2003, com o artigo elaborado por Blundell et al (2003). Os autores conseguem, através de técnicas econométricas de micro modelagem, considerar os efeitos de não participação e de autosseleção no mercado de trabalho. Eles constroem então um modelo que não somente identifica o viés, mas reconhece que ele resulta de diferentes fontes e o decompõem em diferentes partes: o viés proveniente da ponderação por horas trabalhadas, da seleção da amostra de indivíduos e de heterogeneidades, tanto observáveis quanto não observáveis,

entre os indivíduos da amostra. Assim, este método não apenas revela a magnitude do viés propriamente dito, mas também nos permite analisar a evolução de cada termo de viés separadamente. Desta forma, este será o método utilizado neste trabalho para analisar a evolução do salário agregado brasileiro. Essa escolha foi feita por dois principais motivos: primeiro, porque a economia brasileira tem sido bastante dinâmica nos últimos 25 anos, notadamente quando observamos a evolução dos salários no mercado de trabalho, tornando necessária uma análise mais cuidadosa dos agregados econômicos. Em segundo, existe uma escassez de trabalhos nacionais que levem em consideração o problema da agregação nos dados de salários, sendo este trabalho útil para o entendimento da trajetória econômica brasileira nos anos mais recentes.

Nos anos 1990 e 2000, o mercado de trabalho brasileiro passou por intensas transformações, devido principalmente aos planos de estabilização (notadamente, o Plano Real), à crise cambial de 1999 e à retomada do crescimento após 2002 (Gonzales et al, 2002; Santos, 2013). As taxas de desemprego e informalidade apresentaram tendência de queda durante praticamente toda a década de 2000 (com exceção da taxa de desemprego em 2009, devido à crise internacional), enquanto o rendimento médio do trabalho apresentou comportamento oposto, tendo crescido de forma sólida desde 2003 (Ulyseia e Barbosa, 2013). Essa dinâmica do mercado de trabalho, aliada ao desenvolvimento de políticas sociais de renda mínima, como o Bolsa Família, nos oferece um excelente contexto para estudar a evolução dos salários reais individuais ao longo dos últimos anos.

A literatura brasileira já dispõe de análises envolvendo os retornos do trabalho, tanto em grupos específicos, como mulheres (Coelho, Veszteg e Soares, 2010) e homens (Sachsida, Loureiro e Mendonça, 2004; Pereira et al, 2013), quanto na população como um todo (Resende e Wyllie, 2006). Porém, ainda não foi estudada no Brasil a relação entre os salários individuais e os salários agregados, comparando a evolução desses dois indicadores simultaneamente. Na literatura internacional, entretanto, o assunto já foi tratado em algumas oportunidades, como em Blundell et al (2003) e Blundell e Stoker (2005), utilizando microdados britânicos, em Fiorito e Zanella (2012), nos Estados Unidos, e em Myck et al (2007), na Polônia.<sup>2</sup> Desta forma, o presente trabalho busca oferecer evidência inédita e relevante para o caso brasileiro.

---

<sup>2</sup> Além destes trabalhos, que utilizam metodologias semelhantes à nossa, Devereux (2001), Devereux e Hart (2006) e Kauhanen e Maliranta (2012) também são autores que estudaram os efeitos da agregação, embora com metodologias baseadas em variações de salários intra e entre empregos.

Existe ainda na literatura brasileira um debate ativo sobre o descolamento entre a produtividade dos trabalhadores e o salário médio (Menezes Filho, 2016a)<sup>3</sup>. Embora a produtividade tenha crescido nos últimos anos, notadamente desde o início dos anos 2000, o salário médio cresceu a um ritmo ainda mais acelerado a partir de 2003 (Menezes Filho, 2016b). Como argumentamos que parte do crescimento do salário agregado observado se deve ao viés de composição, seria possível que parte desse descolamento fosse explicado no caso de um viés positivo dos salários (indicando superestimação do crescimento). Com os resultados deste trabalho, poderemos entender melhor a relação entre os rendimentos e a produtividade do trabalho nos anos mais recentes.

Neste exercício investigamos a desagregação dos salários ao longo dos anos 1992-2013 no Brasil. O objetivo é identificar as diferentes fontes de viés da série dos salários, corrigindo a trajetória dos salários agregados observados e analisando a evolução real dos ganhos do trabalho. Fazemos isso através da abordagem sugerida por Blundell et al (2003), onde decompomos o salário agregado observado em salário agregado real mais três termos de viés, que representam mudanças na distribuição de salários individuais, mudanças na composição da participação no mercado de trabalho e heterogeneidades nas quantidades de horas trabalhadas. O primeiro termo representa a dispersão dos salários gerada pelas heterogeneidades (observadas ou não observadas) dos indivíduos presentes na amostra, explicitando o impacto da variação dessa dispersão separadamente da participação. O segundo termo surge da decisão de participação no mercado de trabalho e captura mudanças nas amostras selecionadas de trabalhadores com salários observáveis (indivíduos ocupados). O último termo é o ajuste referente à composição das horas trabalhadas e depende da covariância entre salários e horas de trabalho.

Para realizar este trabalho, utilizamos dados da PNAD de 1992-2013, nos anos em que a pesquisa foi realizada, obtendo informações sobre participação no mercado de trabalho, rendimentos, horas trabalhadas, anos de estudo e outras características socioeconômicas de uma amostra da população brasileira. Uma variável importante na nossa análise é a renda não proveniente do trabalho, que atua como uma variável exógena no modelo de participação. A partir daí, o modelo de salários pode ser melhor especificado pela correção da seletividade amostral via razão inversa de Mills (Heckman, 1979; Heckman e Sedlacek, 1985).

---

<sup>3</sup> Este debate está presente tanto na área acadêmica (Pereira et al, 2013; Bonelli, 2014), quanto na mídia (Büll, 2014; Braga, 2015)

Nossos resultados apontam para a existência de uma subestimação do crescimento dos salários agregados nos últimos 24 anos, causados em grande parte pelas fontes de viés apresentadas neste trabalho. Eles também sugerem uma especificação razoável do micromodelo de participação e salários proposto, tendo este uma correspondência próxima aos salários agregados corrigidos dos vieses. Mostramos que, em sua forma corrigida, a série dos salários apresentaria crescimento de aproximadamente 2,7% ao ano no período, enquanto o salário agregado observado apresentou incremento de pouco mais de 2,1%, taxa pouco mais de 20% inferior.

O restante deste trabalho estará organizado da seguinte maneira. No capítulo 2, apresentamos nosso micromodelo de participação e salários reais, baseados no modelo de capital humano de Heckman e Sedlacek (1985) e exposto com a mesma finalidade desta dissertação por Blundell et al (2003). No capítulo 3, descrevemos as fontes de viés dos salários agregados, detalhando a origem de cada uma delas e como identificá-las separadamente. No capítulo 4, introduzimos a nossa base de dados e realizamos algumas considerações iniciais sobre as tendências observadas. No capítulo 5, apresentamos nossos resultados empíricos, com ênfase na comparação entre o salário agregado observado, sua versão corrigida e a projeção do micromodelo. No último capítulo, apresentamos as conclusões finais deste trabalho.

## 2. Modelo de Participação e Salários Reais

### 2.1. Formulação do Modelo Teórico

O modelo que utilizamos para estimar os salários individuais se baseia naquele proposto por Blundell et al (2003)<sup>4</sup>, onde os salários são derivados do capital humano ou níveis de habilidade de cada indivíduo. Neste modelo, assumimos que trabalhadores com o mesmo nível de capital humano recebem exatamente o mesmo salário, não existindo diferenças setoriais, por exemplo. Na versão simplificada, cada trabalhador  $i$  no período  $t$  possui um nível de capital humano  $H_{it}$ , que não se diferencia de  $H_{jt}$  a não ser pelo nível de  $H$ . Assim, para cada  $H_{it}$  haverá apenas um preço  $r_t$ , que é o preço deste nível de capital humano no período  $t$ . O salário do trabalhador  $i$  depende então do preço do seu capital humano, que pode variar de acordo com sua coorte  $k$  e nível educacional  $s$ . Desta forma, a equação do salário seria a seguinte:

$$\ln w_{it} = \ln r_t + \delta_{ks} + \varepsilon_{it} \quad (1)$$

Onde  $w_{it}$  é o salário do indivíduo  $i$  no período  $t$ , medido em reais por hora de trabalho,  $r_t$  já foi definido acima,  $\delta_{ks}$  é a média do log do capital humano  $\ln(H_{it})$  e  $\varepsilon_{it}$  é o termo de erro, que tem distribuição normal com média 0 e variância constante. Vale notar que, neste caso, assumimos que  $H_{it}$  tem distribuição lognormal, com média  $\delta_{ks}$  e variância igual à de  $\varepsilon_{it}$ .

A decisão de trabalhar de cada indivíduo depende do seu salário esperado (potencial) e do seu salário de reserva,  $w_{it}^*$ . De forma análoga à equação dos salários, podemos representar os salários de reserva da seguinte forma:

$$\ln w_{it}^* = \alpha \ln b_{it} + \eta_{ks} + \zeta_{it} \quad (2)$$

Onde  $b_{it}$  é a renda exógena proveniente de outras fontes que não o trabalho (transferências governamentais e pensões, por exemplo) disponível para o trabalhador  $i$

---

<sup>4</sup> Tanto o lema proposto por Blundell et al (2003) quanto sua prova, ambos necessários para a validação da metodologia deste trabalho, são apresentados no anexo.

no período  $t$  e  $\eta_{ks}$  é análogo a  $\delta_{ks}$ . A participação no mercado de trabalho se dá quando o salário é maior que o salário de reserva ( $w_{it} \geq w_{it}^*$ ). Representaremos a participação no mercado de trabalho pela função indicadora  $I_i = 1[w_{it} \geq w_{it}^*]$ .

Deste modelo básico, partimos para duas extensões que nos ajudam a estimar melhor os parâmetros de interesse. A primeira extensão é supor que a educação produz retornos diferenciados de capital humano. Para adequar isto no modelo, dividimos  $r_t$  em dois fatores:  $r_t^H$  é o preço do capital humano para indivíduos com alto nível de educação e  $r_t^L$  é o preço para indivíduos com baixo nível de educação. Assim, podemos representar a equação (2) da maneira estendida:

$$\ln w_{it} = d_i \ln r_t^H + d_i \delta_{ks}^H + (1 - d_i) \ln r_t^L + (1 - d_i) \delta_{ks}^L + \varepsilon_{it} \quad (3)$$

Na equação 3,  $d_i$  é uma variável *dummy* que indica se o indivíduo  $i$  é altamente educado. Com esses termos, captamos o efeito de diferentes níveis de educação que podem variar no tempo sobre os salários. Note que a não diferenciação do preço do capital humano continua valendo, com indivíduos com o mesmo nível de habilidades sendo remunerados pelo mesmo valor, independente do setor da economia. Na segunda extensão, fazemos a suposição de que a experiência no mercado de trabalho tem algum impacto nos retornos do capital humano.

Para completar o modelo, incorporamos também uma equação para determinar o papel das horas trabalhadas na decisão de participação, uma vez que a variação de horas de diferentes setores da força de trabalho pode representar alguma fonte adicional de viés. Podemos então identificar este viés através de uma medida da covariância entre os salários e as horas trabalhadas. Para isso, utilizamos um modelo de oferta de trabalho proposto por Cogan (1981), onde as horas trabalhadas se correlacionam com os incentivos à participação. Assumindo que as horas desejadas, aqui representadas por  $h_{it}$ , são decididas através de maximização de utilidade, onde  $h_{it}(w^*) = h_0$  é o mínimo de horas disponível para um trabalho integral. Assumimos também que  $h_{it}(w)$  é normalmente distribuído para cada salário  $w$ , nos permitindo aproximar as horas desejadas por:

$$\begin{aligned} h_{it} &= h_0 + \gamma(\ln w_{it} - \ln w_{it}^*) \\ &= h_0 + \gamma(\ln r_t - \alpha \ln b_{it} + \delta_{ks} - \eta_{ks} + \varepsilon_{it} - \zeta_{it}) \end{aligned} \quad (4)$$

Essa equação indica que um indivíduo trabalhará uma quantidade de horas  $h_{it}$  desde que o salário ofertado pelo empregador seja maior que o seu salário de reserva no nível mínimo de horas de trabalho. Então, dependendo do parâmetro  $\gamma$ , os indivíduos alteram suas quantidades desejadas de horas de acordo com a diferença entre esses salários.

## 2.2. Especificação do Modelo Empírico

Resumindo o modelo teórico apresentado na seção anterior, temos 3 equações que compõem o modelo de salários e que serão usadas posteriormente para construção dos termos de viés do salário agregado. Nosso conjunto de equações é o seguinte:

$$\begin{aligned} \ln w &= \beta_0 + \beta'x + \varepsilon \\ h &= h_0 + \gamma(\alpha_0 + \alpha'z + v) \\ I &= 1[\alpha_0 + \alpha'z + v > 0] \end{aligned} \quad (5)$$

Onde  $x$  se refere às variáveis independentes da equação de salário, como as que foram mencionadas na equação (3),  $z$  se refere às variáveis independentes da equação de participação, que são as mesmas presentes em  $x$ , com a inclusão da renda não proveniente do trabalho e da educação do cônjuge, e  $\varepsilon$  e  $v$  são erros com distribuição normal e média zero.

Para controlar pela experiência, adicionamos ao modelo variáveis *dummies* associadas a diferentes coortes (1935-1944, 1945-1954, 1955-1964, 1965-1974, 1975-1984, 1985-1994), além de suas interações com variáveis de tendência, regiões e educação. Essas variáveis são incluídas tanto no primeiro estágio (probit) quanto no segundo estágio (equação de salários). Esses controles permitem que os salários apresentem comportamentos diferentes ao longo do tempo para cada uma dessas coortes (Blundell et al, 2003; Gosling et al, 2000).

Na prática, nosso modelo de participação considera a renda não proveniente do trabalho, uma *dummy* indicando se o indivíduo é casado, seu nível de educação (representado tanto de forma linear quanto por duas *dummies*, uma indicando se ele estudou de 8 a 10 anos e outra indicando se ele estudou mais de 11 anos, que são utilizadas para interações com outras variáveis), o nível de educação do cônjuge (expresso por uma

*dummy* indicando se o cônjuge estudou 8 anos ou mais), variáveis de tendência simples (que assumem valor 1 em 2001, 2 em 2002 e assim por diante até 2013) e elevada às segunda e terceira potências, *dummies* para os coortes de data de nascimento e *dummies* para cada uma das UFs.

Além das variáveis acima, também incluímos interações duplas e triplas entre as *dummies* de educação e coorte e as variáveis de tendência. A utilização dessas interações permite que o modelo capte melhor efeitos de choques que afetem diferentemente cada um dos grupos formados pelas interações. Uma mudança na quantidade de anos mínimos de estudo, por exemplo, pode afetar diferentes coortes em diferentes faixas de educação de forma distinta. Outros termos de interações que utilizamos são entre UFs e tendências (linear e quadrática), fazendo com que o modelo controle características regionais que possam afetar a evolução ao longo do tempo da participação ou dos salários (políticas estaduais, por exemplo).

O modelo de participação é então estimado via probit e seus resultados são utilizados para calcular a razão inversa de Mills, que nos permite corrigir o problema de seletividade na equação dos salários. Nesse sentido, a renda do não trabalho atua como um instrumento para a participação, uma vez que, por hipótese, é exógena aos salários, condicional às outras variáveis. Os parâmetros estimados pela equação dos salários corrigida pela seletividade definem, então, nosso micromodelo de salários, que compararemos mais adiante com os salários reais agregados observados através da amostra da população.

### 3. Fontes de viés dos salários agregados

#### 3.1. Formulação do Modelo Teórico

Os salários reais agregados são normalmente utilizados como uma medida para o nível de bem-estar do trabalhador de um determinado local, em um determinado período. Porém, como grande parte dos agregados econômicos, mudanças nas médias populacionais podem não significar necessariamente que os efeitos ou comportamentos individuais tenham variado na mesma direção (ou mesmo variado de qualquer forma). No caso específico dos salários, diversos fatores podem afetar a interpretação das taxas agregadas, como mudanças nas taxas de participação (Bils, 1985; Solon et al, 1994; Devereux, 2001), crescimento da qualidade do trabalho (Ho e Jorgenson, 1999), variação dos salários daqueles que permanecem no mesmo emprego (Devereux e Hart, 2006; Kauhanen e Maliranta, 2012) e também daqueles que trocam de emprego (Devereux e Hart, 2006).

Neste trabalho, estamos interessados em avaliar os diferentes fatores que compõem o índice de salários agregados, oferecendo interpretações individuais para cada um deles, o que nos possibilita um estudo mais profundo da evolução do salário médio agregado no caso brasileiro. Começamos com uma caracterização dos conceitos que serão utilizados na nossa análise. O salário agregado em um ponto do tempo  $t$  é medido por:

$$\bar{w}_t = \frac{\sum_{I=1} e_{it}}{\sum_{I=1} h_{it}} \quad (6)$$

Onde  $e_{it}$  é o salário nominal do trabalhador  $i$  no período  $t$ , onde  $e_{it} = h_{it}w_{it}$ ,  $h_{it}$  é a quantidade de horas trabalhadas pelo trabalhador  $i$  no período  $t$ , e  $w_{it}$  é o salário horário nominal. Os somatórios são realizados apenas com aqueles trabalhadores que estão ocupados do mercado de trabalho ( $I=1$ ). Com uma quantidade suficientemente grande de trabalhadores participantes, podemos expressar o mesmo salário agregado como:

$$\bar{w}_t \cong \frac{E[h_{it}w_{it}|I_{it}=1]}{E[h_{it}|I_{it}=1]} \quad (7)$$

Nosso foco está em comparar o salário agregado observado  $\overline{w}_t$  com a média dos salários não condicionados pela participação  $E(w_{it})$ . Mais especificamente, a comparação será entre  $\ln \overline{w}_t$  e  $E(\ln w_{it})$ , da mesma maneira que é realizada em Blundell et al (2003) e em Solon et al (1994). A utilização de  $\ln w_{it}$  segue um padrão na literatura de mercado de trabalho, principalmente em trabalhos empíricos envolvendo dados de salários individuais (Heckman, 1974; Heckman e Sadlacek, 1985; Blundell et al, 2007). A partir do modelo discutido na seção anterior, definimos a média do log-salário da seguinte maneira:

$$E(\ln w_{it}) = \beta_0 + \beta' E(x_{it}) \quad (8)$$

Essa é então a média do log do salário “real”, estimada pelo nosso micromodelo exposto na seção 2.1 deste trabalho. Essa estimativa é, em teoria, livre de todos os tipos de viés, sendo chamado por Blundell et al (2003) de salário médio “real” ou simulado. A partir deste termo, podemos calcular a soma do viés presente no salário agregado observado, conforme mostramos na equação 9 abaixo:

$$\ln \overline{w}_t \cong \ln \frac{E[h_{it} w_{it} | I_{it}=1]}{E[h_{it} | I_{it}=1]} = \beta_0 + \beta' E(x_{it}) + Viés \quad (9)$$

Essa equação indica que o salário agregado observado é aproximadamente igual ao salário agregado simulado mais o viés de composição. Argumentamos que o viés pode então ser decomposto em 3 fatores distintos: o viés proveniente de heterogeneidades, tanto observáveis quanto não observáveis, entre os indivíduos da amostra, o viés devido à seleção da amostra e o viés proveniente da ponderação por horas trabalhadas. Para podermos calcular esses termos de viés separadamente, além de fazer a ligação entre os dados individuais e as estatísticas agregadas, precisamos de algumas hipóteses populacionais e amostrais, que explicitaremos a seguir.

Para construir os termos de viés, precisamos fazer uma suposição importante sobre a distribuição das variáveis observáveis. Segundo Blundell e Stocker (2005), é necessário que  $x_{it}$  e  $z_{it}$  tenham distribuição populacional conjuntamente normal no seguinte formato apresentado abaixo. Essa construção nos permite partir de parâmetros populacionais para seus análogos amostrais, como mostraremos mais adiante na formulação dos termos de viés.

$$\begin{pmatrix} \beta_0 + \beta'x_{it} \\ \alpha_0 + \alpha'z_{it} \end{pmatrix} \sim N \left( \begin{pmatrix} \beta_0 + \beta'E(x_{it}) \\ \alpha_0 + \alpha'E(z_{it}) \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} \beta'\Sigma_{xx}\beta & \alpha'\Sigma_{xz}\beta \\ \beta'\Sigma_{xz}\alpha & \alpha'\Sigma_{zz}\alpha \end{pmatrix} \right) \quad (10)$$

Começamos com a solução do problema de seleção amostral, que é reduzido a um modelo probit, já que gostaríamos de calcular a probabilidade de participação no mercado de trabalho a partir das características individuais  $x_{it}$  e  $z_{it}$ . Seguindo o procedimento de Heckman (1979) e Heckman e Sedlacek (1985), utilizamos a equação de participação para ajustar a equação de salários, corrigindo também a correlação entre os erros das duas equações, através da utilização da razão inversa de Mills<sup>5</sup>, como mostramos abaixo:

$$E_t[I|z_{it}] = \Phi \left[ \frac{\alpha_0 + \alpha'z_{it}}{\sigma_v^2} \right] \quad (11.1)$$

$$E[\ln w_{it}|I_{it}, x_{it}, z_{it}] = \beta_0 + \beta'x_{it} + \frac{\sigma_{\varepsilon v}}{\sigma_v} \lambda \left[ \frac{\alpha_0 + \alpha'z_{it}}{\sigma_v^2} \right] \quad (11.2)$$

A construção dos termos de viés depende então de fórmulas introduzidas por McFadden e Reid (1975) e MaCurdy (1987), e sintetizadas por Blundell et al (2003). Recuperando a equação de participação (11.1) e substituindo  $z_{it}$  por  $E(z_{it})$ , e a variância  $\sigma_v^2$  por  $\sqrt{a'\Sigma_{zz}a + \sigma_v^2}$ , como sugerido pela distribuição (10). Logo, a equação de participação agregada pode ser expressa como:

$$E_t[I_{it} = 1] = \Phi \left[ \frac{\alpha_0 + \alpha'E(z_{it})}{\sqrt{a'\Sigma_{zz}a + \sigma_v^2}} \right] \quad (12)$$

Fazendo as mesmas alterações na equação de salários, temos o análogo da equação (11.2). Essa fórmula nos permite isolar o efeito da seleção da amostra no viés de composição, como veremos mais adiante. A equação dos salários dos trabalhadores participantes da amostra fica então da seguinte maneira:

$$E[\ln w_{it}|I_{it} = 1] =$$

---

<sup>5</sup>  $\lambda[.]$  representa a Razão Inversa de Mills, onde  $\lambda[.] = \phi[.]/\Phi[.]$ , com  $\phi[.]$  sendo a densidade da distribuição Normal padrão e  $\Phi[.]$  sendo a função distribuição acumulada também da Normal padrão.

$$\beta_0 + \beta' E(x_{it}) + \frac{\sigma_{\varepsilon v}}{\sqrt{a' \Sigma_{zz} a + \sigma_v^2}} \lambda \left[ \frac{\alpha_0 + \alpha' E(z_{it})}{\sqrt{a' \Sigma_{zz} a + \sigma_v^2}} \right] \quad (13)$$

Com essa equação explícita, passamos para a formulação dos termos de viés propriamente ditos. O primeiro e mais simples dos termos de viés é o termo de dispersão, o qual nos referiremos pela sigla DSP. Esse termo proporciona um ajuste para a “log não-linearidade”, uma vez que parte da variação dos salários agregados observados é causada pelo crescimento ou diminuição da dispersão dos salários individuais. Como esses movimentos são suavizados pela utilização do log, existe um viés no índice agregado que deve ser corrigido. O nível do viés, que depende tanto de heterogeneidades observadas quanto de não observadas, pode ser calculado pela diferença entre o salário médio,  $E(w_{it}) = e^{\beta_0 + \beta' E(x_{it}) + \frac{1}{2}[\beta' \Sigma_{xx} \beta + \sigma_\varepsilon^2]}$ , e o salário calculado pelo nosso modelo de log-salário individual, avaliado para as características médias,  $E(\ln w_{it}) = \beta_0 + \beta' E(x_{it})$ . Essa diferença equivale à metade da variância dos log-salários individuais em cada período  $t$  mais a variância do termo de erro (Blundell et al, 2003; Blundell e Stoker, 2005). Temos então o termo DSP como representado abaixo:

$$DSP = \ln E(w_{it}) - E(\ln w_{it}) = \frac{1}{2} [\beta' \Sigma_{xx} \beta + \sigma_\varepsilon^2] \quad (14)$$

O termo DSP representa o ajuste de variância necessário por tomarmos médias de variáveis em log. Se a desigualdade nos salários varia muito ao longo do período observado, este termo aumenta ou diminui de acordo com essa variação, por ser essencialmente uma medida de variância dos salários.

O segundo termo, que chamaremos de SEL, reflete o viés causado pelo fato de só observarmos o salário de indivíduos que decidem participar do mercado de trabalho. Ele captura o impacto de mudanças de composição dentro da amostra selecionada de trabalhadores quando medimos os salários agregados. Calculamos o termo SEL de forma similar ao DSP, como abaixo:

$$\ln E[w_{it} | I_{it} = 1] =$$

$$\beta_0 + \beta' E(x_{it}) + \frac{1}{2} [\beta' \Sigma_{xx} \beta + \sigma_\varepsilon^2] + \ln \left[ \frac{\Phi \left( \frac{\alpha_0 + \alpha' E(z_{it}) + \beta' \Sigma_{xz} \alpha + \sigma_{ev}}{\sqrt{\alpha' \Sigma_{zz} \alpha + \sigma_v^2}} \right)}{\Phi \left( \frac{\alpha_0 + \alpha' E(z_{it})}{\sqrt{\alpha' \Sigma_{zz} \alpha + \sigma_v^2}} \right)} \right] \quad (15)$$

Assim, fazendo  $\ln E[w_{it}|I_{it} = 1] - \ln E[w_{it}]$ , obtemos:

$$SEL = \ln \left[ \frac{\Phi \left( \frac{\alpha_0 + \alpha' E(z_{it}) + \beta' \Sigma_{xz} \alpha + \sigma_{ev}}{\sqrt{\alpha' \Sigma_{zz} \alpha + \sigma_v^2}} \right)}{\Phi \left( \frac{\alpha_0 + \alpha' E(z_{it})}{\sqrt{\alpha' \Sigma_{zz} \alpha + \sigma_v^2}} \right)} \right] \quad (16)$$

Finalmente, o último termo representa o ajuste devido à ponderação pelas horas trabalhadas, sendo denominado HR. Este termo indica o efeito nos salários agregados das variações de horas trabalhadas entre diferentes trabalhadores (indivíduos que participam do mercado). Ele depende principalmente da covariância entre níveis de salários e horas e é importante para avaliar em qual medida as distorções da distribuição de salários podem ser atribuídas às mudanças das horas apenas. Também é útil para entender como a oferta de horas dos indivíduos reage aos salários reais. O HR é calculado pela diferença entre o salário agregado como calculado em (14) e a equação dos trabalhadores participantes (15). Explicitamente, fica da seguinte forma:

$$HR = \ln \bar{w}_t - \ln E[w_{it}|I_{it} = 1] \\ = \ln \left[ \frac{h_0 + \gamma \alpha_0 + \gamma \alpha' E(z) + \gamma \beta' \Sigma_{xz} \alpha + \gamma \sigma_{\varepsilon v} + \gamma \sqrt{\alpha' \Sigma_{zz} \alpha + \sigma_v^2} \cdot \lambda_{\varepsilon v, t}^\alpha}{h_0 + \gamma \alpha_0 + \gamma \alpha' E(z) + \gamma \sqrt{\alpha' \Sigma_{zz} \alpha + \sigma_v^2} \cdot \lambda_t^\alpha} \right] \quad (17)$$

$$\text{Onde } \lambda_{\varepsilon v, t}^\alpha = \lambda \left( \frac{\alpha_0 + \alpha' E(z_{it}) + \sigma_{ev}}{\sqrt{\alpha' \Sigma_{zz} \alpha + \sigma_v^2}} \right) \text{ e } \lambda_t^\alpha = \left( \frac{\alpha_0 + \alpha' E(z_{it})}{\sqrt{\alpha' \Sigma_{zz} \alpha + \sigma_v^2}} \right).$$

Terminamos assim a formulação do nosso modelo teórico de agregação dos salários. Na próxima seção, explicaremos em mais detalhes como os termos de viés são

calculados empiricamente, a fim de facilitar o entendimento dos resultados apresentados posteriormente.

### 3.2. Especificação do Modelo Empírico

Resumindo todas as fórmulas, podemos então decompor o índice de salário agregado observado em quatro fatores aditivos, sendo um deles o salário “real” (simulado) calculado pelo nosso micromodelo, e os três termos de viés que formulamos acima. O sistema de equações é escrito então como:

$$\begin{aligned}\ln \bar{w}_t &\cong E(\ln w_{it}) + DSP_t + SEL_t + HR_t \\ \ln E(w_{it}) &= E(\ln w_{it}) + DSP_t \\ \ln E(w_{it}|I_{it} = 1) &= \ln E(w_{it}) + SEL_t \\ \ln \frac{E[h_{it}w_{it}|I_{it} = 1]}{E[h_{it}|I_{it} = 1]} &= \ln E(w_{it}|I_{it} = 1) + HR_t\end{aligned}$$

A primeira equação representa o modelo de desagregação, com o salário agregado observado do lado esquerdo e o salário simulado mais os termos de viés do lado direito. Na segunda equação, vemos que o primeiro termo de viés, de dispersão dos salários (DSP), é obtido através da diferença entre o salário médio simulado pelo nosso micromodelo de log salário,  $E(\ln w_{it})$ , e o salário médio simulado para um micromodelo análogo, porém aplicando o log depois da estimação dos parâmetros e avaliação dos mesmos nas características médias dos indivíduos,  $\ln E(w_{it})$ . Na terceira equação, vemos a forma de obter o termo de viés de seleção amostral, SEL. Para isolar este termo, fazemos a diferença entre o  $\ln E(w_{it})$ , como definimos no parágrafo anterior, e o log do salário estimado dos trabalhadores que participam do mercado de trabalho (ocupados),  $\ln E(w_{it}|I_{it} = 1)$ . A projeção de  $\ln E(w_{it}|I_{it} = 1)$  não é corrigida pela seleção amostral, sendo a estimação realizada por um modelo de mínimos quadrados ordinários com o mesmo vetor de variáveis explicativas  $x$  do micromodelo.

Na quarta e última equação, mostramos como calcular o termo de viés referente à ponderação por horas trabalhadas, HR. Este termo é isolado através da diferença entre  $\ln E(w_{it}|I_{it} = 1)$ , novamente como descrito anteriormente, e  $\ln \frac{E[h_{it}w_{it}|I_{it}=1]}{E[h_{it}|I_{it}=1]}$ , que é o salário estimado ponderado pelas horas trabalhadas. Para calcular esta medida de salário,

utilizamos duas técnicas distintas de computar as horas trabalhadas, mas que apresentaram resultados praticamente idênticos. A parte de cima da razão é calculada também por MQO, analogamente ao termo  $\ln E(w_{it} | I_{it} = 1)$ , porém utilizando o salário mensal ao invés do salário/hora. Já para o denominador, utilizamos tanto as horas observadas quanto uma projeção por MQO das horas, utilizando o mesmo vetor de variáveis explicativas  $z$  do modelo de participação. Como os resultados foram bastante similares, escolhemos o primeiro método por simplicidade.

A partir dessas equações, podemos calcular os termos de viés separadamente para cada ano, contrastando o índice de salários agregado corrigido, calculado como a diferença entre o salário agregado observado e os termos de viés, com o mesmo índice observado. Essa comparação será o ponto principal deste trabalho, junto com as interpretações dos diferentes ajustes de viés. Na próxima seção, apresentaremos nossa base de dados, nossas variáveis de interesse e de controle e faremos uma análise preliminar de dados como taxa de participação e níveis de salário, escolaridade e coortes.

## 4. Dados

Neste trabalho, procuramos avaliar a evolução dos salários reais e a relação entre essa evolução a nível agregado e individual. Para isso, utilizamos os micro dados da Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios (PNAD) dos anos de 1992 a 2013.<sup>6</sup> A utilização da PNAD nos permite obter dados de salários, horas trabalhadas, participação no mercado de trabalho, renda domiciliar, renda proveniente de outras fontes que não o trabalho, educação, idade, gênero, UF de residência e posição na família (utilizada para definir se o indivíduo é casado, por exemplo).

Os dados de salários são referentes à remuneração de todos os trabalhos, medidos em reais e deflacionados para preços de 2013 de acordo com o Índice Nacional de Preços ao Consumidor (INPC).<sup>7</sup> A quantidade de horas reportada pela pesquisa é semanal e é multiplicada por 4 para gerar a quantidade de horas mensal, utilizada para calcular o salário real por hora trabalhada, já que as variáveis de rendimentos da pesquisa já se apresentam em base mensal. A variável de educação utilizada é a de anos de estudo, classificada em três faixas: 7 anos ou menos, de 8 a 10 anos e 11 anos ou mais de estudo. A renda domiciliar per capita é definida como a soma de todas as rendas dos membros do mesmo domicílio (com mais de 10 anos de idade) dividida pela quantidade de indivíduos que residem naquele domicílio. Nas estimações, utilizamos apenas dados dos indivíduos entre 19 e 59 anos, inclusive. Esse filtro é compatível com trabalhos anteriores na literatura e nos permite considerar a maioria da população economicamente ativa (Blundell et al, 2003; Heckman e Sadlacek, 1985; Menezes Filho et al, 2004; Sachsida, Loureiro e Mendonça, 2004).

Uma variável importante na nossa análise é a renda não proveniente do trabalho. Esta variável é definida como a renda domiciliar per capita de todas as fontes que não o trabalho remunerado. Ou seja, essa variável considera tanto rendimentos provenientes de aluguéis, juros e dividendos quanto de transferências governamentais, por exemplo. A utilização desta variável, conforme argumentam Blundell et al (2003), é de extrema importância, uma vez que ela atua como fonte de variação exógena aos salários, atuando como um instrumento na determinação da participação no mercado de trabalho.

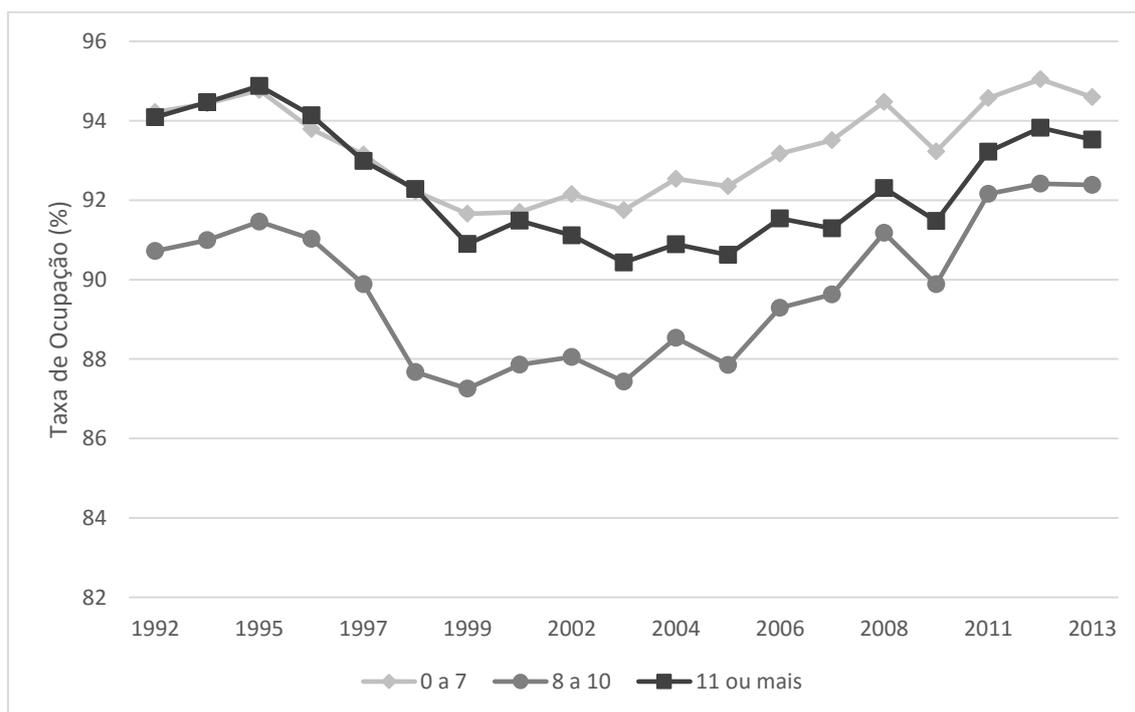
---

<sup>6</sup> A pesquisa não foi realizada nos anos de 1994, 2000 e 2010

<sup>7</sup> Utilizamos o deflator proposto por Corseuil e Foguel (2002), que altera a data de referência do índice para o dia 1 e ajusta pelo *carry-over* inflacionário decorrente da mudança monetária de 1994.

Com todos os filtros realizados, nossa base de dados possui 3.776.985 observações, sendo que, em média, 92,3% dos indivíduos que compõem a PEA estavam ocupados em seus respectivos anos. No gráfico 1, reportamos a taxa de ocupação no mercado de trabalho, por ano e nível de educação. Podemos observar através dos dados que a taxa de ocupação do nosso grupo de interesse tem se mantido razoavelmente constante nos últimos 25 anos, qualquer que seja o grupo de educação escolhido. Ainda assim, o percentual de ocupados de todos os grupos apresentou uma queda entre o final dos anos 1990 e início dos anos 2000, se recuperando a partir de 2005. O grupo mais educado, entretanto, não se recuperou totalmente da queda da taxa de ocupação do final dos anos 90, terminando o período com taxa menor que em 1992. Os indivíduos com 8 a 11 anos de estudo apresentaram o maior crescimento da taxa de ocupação, passando de 90.7% em 1992 para 92.4% em 2013.

Gráfico 1: Taxa de ocupação por ano e anos de estudo

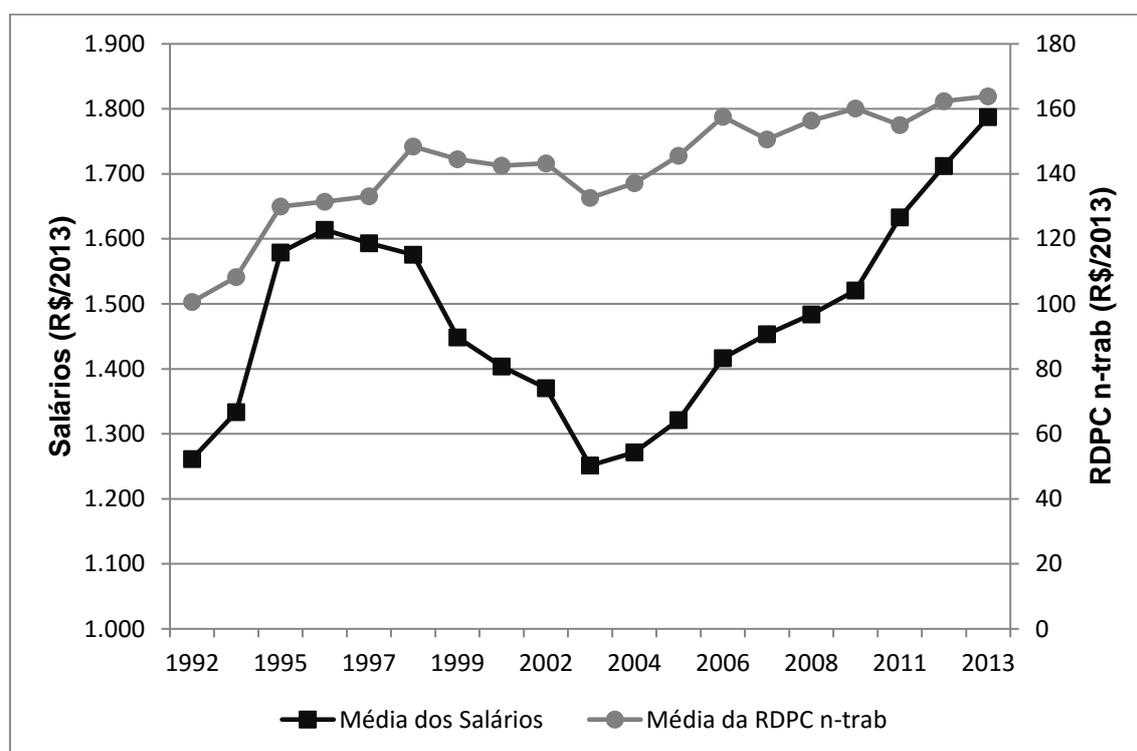


Fonte: PNAD. Elaboração própria

Nos gráficos 2 e 3, mostramos as médias e os desvios-padrão da nossa variável de interesse, os salários a preços de 2013, e da renda não proveniente do trabalho. Vemos que a média de ambos aumentou durante o período estudado. Os salários apresentaram uma depressão entre o final dos anos 1990 e início dos anos 2000, mas começaram sua

tendência de crescimento logo em seguida, sendo essa mantida até o fim do período, com um aumento de aproximadamente 41% desde 1992. A renda do não trabalho apresenta crescimento mais consistente que os salários, tendo apresentado somente uma leve depressão entre 2002 e 2004, mas se mantendo praticamente constante de 2005 em diante. Isso também ocorre devido à natureza menos cíclica desta variável, que apresenta variância bem menor que os salários ao longo do tempo. Por outro lado, enquanto o desvio-padrão da renda do não trabalho se manteve praticamente constante, o mesmo não se verifica para os salários. Após apresentar um pico em 1993, provavelmente devido à instabilidade econômica da época, o desvio-padrão cai até meados dos anos 2000, quando começa a crescer até atingir, em 2013, patamar superior ao inicial.

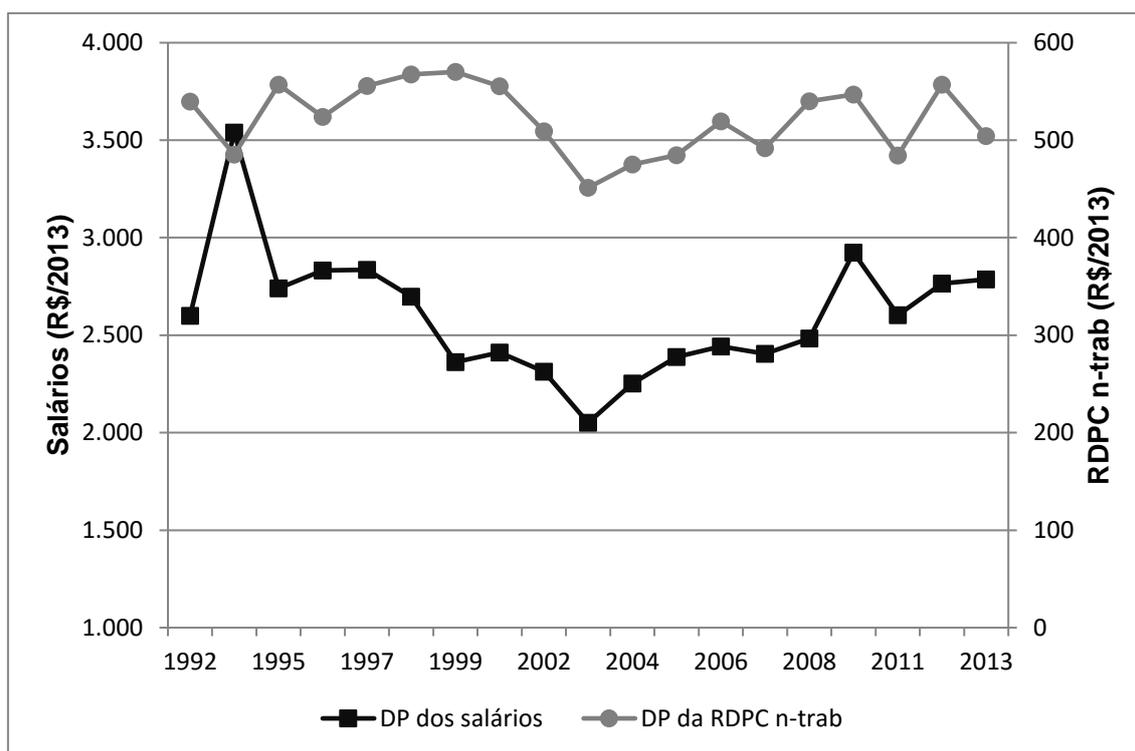
Gráfico 2: Evolução das médias dos salários e da renda do não trabalho



Fonte: PNAD. Elaboração própria.

Salários representados no eixo da esquerda e renda do não trabalho no eixo da direita.

Gráfico 3: Evolução dos desvios-padrão dos salários e da renda do não trabalho



Fonte: PNAD. Elaboração própria.

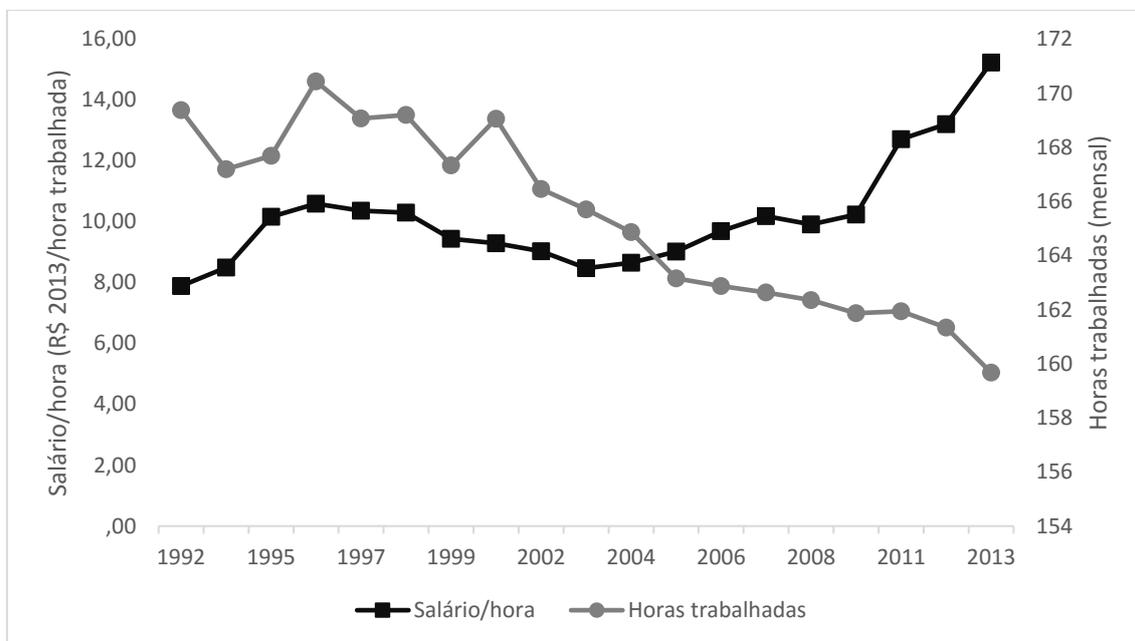
Salários representados no eixo da esquerda e renda do não trabalho no eixo da direita.

Embora esses dados sobre salários nos forneçam informações importantes, neste trabalho estamos interessados nos salários por hora trabalhada, que é uma melhor representação da remuneração da produtividade individual. Apresentamos no gráfico 4 a evolução das horas trabalhadas e do salário por hora dos trabalhadores. Podemos ver que a média de horas trabalhadas vem se reduzindo ao longo do tempo, enquanto os salários por hora de trabalho aumentam. A princípio, este é um resultado condizente com a teoria de alocação do tempo de Becker (1965), visto que, com o aumento dos salários, uma quantidade de horas maior seria deslocada do trabalho para o lazer, reduzindo o total de horas trabalhadas. Esse fenômeno também pode ter sido causado por mudanças na legislação sobre o tempo de trabalho<sup>8</sup> ou por alterações na composição dos trabalhadores, uma vez que alguns setores demandam mais horas trabalhadas do que outros. No caso dos salários por hora, o crescimento se mostra bastante expressivo, na ordem de 93% ao longo do período. Embora a análise desses dados seja, por si só, interessante, o nosso

<sup>8</sup> Podemos citar a Medida Provisória nº 1.709, de 1998, reeditada pela última vez pela Medida Provisória nº 2.164-41, de 2001, que definem as regras referentes à jornada de trabalho parcial.

objetivo consiste em averiguar o quanto do crescimento dos salários se deve aos vieses apresentados anteriormente e o quanto é realmente um aumento do bem-estar dos trabalhadores brasileiros.

Gráfico 4: Evolução das médias de horas trabalhadas e do salário/hora



Fonte: PNAD. Elaboração própria.

No próximo capítulo, apresentaremos nossos principais resultados, tanto para o micromodelo quanto para as desagregações. Reportaremos as regressões do modelo de participação e salários, além dos gráficos dos índices de salários bruto e corrigidos. Esperamos com isso tornar claros os efeitos do viés de composição nos salários agregados brasileiros nos anos mais recentes.

## 5. Resultados do micromodelo e das correções do salário agregado

### 5.1. Micromodelo

Conforme apresentamos na discussão do modelo teórico, a primeira parte da nossa estimação dos salários reais consiste em um modelo de participação. Este modelo inclui as mesmas variáveis de controle do modelo dos salários, com a adição da variável de renda proveniente do não trabalho definida anteriormente e da educação do cônjuge. A equação é estimada via probit e os resultados das principais variáveis são representados na tabela 1. Os resultados completos podem ser vistos no anexo deste trabalho.

Tabela 1: Resumo dos resultados do modelo probit de participação no mercado de trabalho

Variável Dependente: <i>dummy</i> de participação no mercado de trabalho			
Variáveis	Coefficiente	$\chi^2$ (gdl)	P-valor
Renda do não trabalho	-0.014	6446.61 (1)	0.000
Casado	0.214	4777.81 (1)	0.000
Anos de estudo	0.006	109.6 (1)	0.000
Educação do cônjuge	0.036	106.92 (1)	0.000
Observações	2,692,401		
Controle de tendência de tempo		Sim	
Controle de coorte de nascimento		Sim	
Controle de região		Sim	
Interações entre controles e educação		Sim	

A segunda coluna representa o resultado do teste qui-quadrado de Wald, com os graus de liberdade entre parênteses. A renda do não trabalho corresponde à renda domiciliar per capita de todos os rendimentos, exceto aqueles provenientes do trabalho. A educação do cônjuge é uma *dummy* que assume valor 1 se o cônjuge possui 8 ou mais anos de estudo e 0, caso contrário.

Fonte: PNAD. Elaboração própria.

Na primeira coluna, apresentamos os coeficientes de cada variável na regressão, com o resultado do teste qui-quadrado de Wald (testando se o coeficiente é igual a zero) na segunda coluna e o p-valor na terceira. Podemos ver que, conforme previsto pelo

modelo e na teoria de alocação do tempo, a participação tende a se reduzir com um aumento da renda não proveniente do trabalho do indivíduo. Sendo esta a nossa variável de interesse nessa parte da análise, é importante notar que ela é fortemente significativa, com p-valor muito próximo de zero. Outro resultado condizente com o que era esperado foi da variável anos de estudo, que apresentou efeito positivo e significativo na participação. Com os resultados dessa equação, passamos para a próxima parte do exercício, que consiste em calcular a razão inversa de Mills, que é então utilizada como regressor no modelo dos salários reais.

Segundo Heckman (1979), a razão inversa de Mills deve ser utilizada como variável explicativa em modelos que sofram o risco de apresentar viés de seleção. Desde então, essa variável tem sido extensivamente utilizada pela literatura de economia do trabalho, uma vez que os retornos são usualmente impactados pela autoseleção dos indivíduos em participar do mercado de trabalho (Blundell et al, 2003; Neuman e Oaxaca, 2003; Resende e Wyllie, 2006; Pereira et al, 2013). Calculamos então esta variável e rodamos a nossa regressão principal, dos (log) salários por hora trabalhada. Na tabela 2, apresentaremos os principais coeficientes da equação dos salários sem a utilização da razão inversa de Mills e com a utilização da mesma (novamente, os resultados completos estarão no anexo deste trabalho).

Tabela 2: Principais coeficientes das regressões do log salário/hora, com e sem a razão inversa de Mills como variável explicativa

Variáveis	Variável Dependente: log do salário/hora					
	Sem a razão inv. de Mills			Com a razão inv. de Mills		
	Coeficiente	Teste F (gdl)	P-valor	Coeficiente	$\chi^2$ (gdl)	P-valor
Casado	0.242	54222 (1)	0.000	0.172	7160.01 (1)	0.000
Anos de estudo	0.130	295879 (1)	0.000	0.129	180201 (1)	0.000
Razão inversa de Mills	-	-	-	-0.974	2047.81 (1)	0.000
Observações	2,466,547			2,692,401		
Controle de tendência de tempo				Sim		
Controle de coorte de nascimento				Sim		
Controle de região				Sim		
Interações entre variáveis e tendências				Sim		

A segunda coluna de cada uma das regressões representam os resultados do teste F e do teste qui-quadrado de Wald, com os graus de liberdade entre parênteses. A razão inversa de Mills foi calculada a partir das estimativas da equação de participação e corrige o viés de seleção da amostra.

Fonte: PNAD. Elaboração própria.

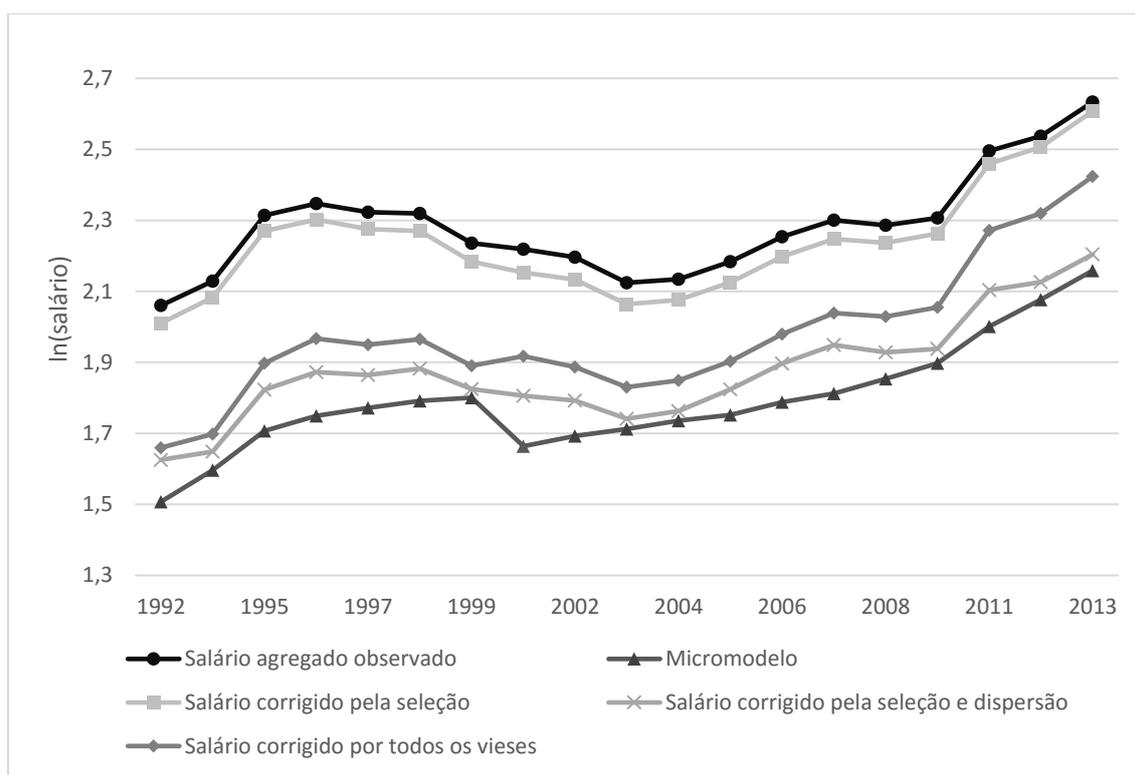
Comparando as duas partes da tabela 5, vemos que o impacto da inclusão da razão inversa de Mills é pouco significativo sobre o coeficiente de anos de estudo, mas impacta visivelmente o coeficiente da variável *casado*, que passa de 0.24 para 0.17. O próprio coeficiente da razão de Mills é significativo e negativo, o que indica a existência de viés de seleção amostral nos nossos dados. O fato do coeficiente ter sinal negativo indica que os indivíduos que decidem participar do mercado de trabalho tendem a ter salários maiores, em média. Com esses resultados em mãos, podemos passar para as projeções dos salários segundo a metodologia proposta no capítulo 3. Desta forma, somos capazes de calcular todos os termos de viés individualmente e analisar suas respectivas trajetórias, conjuntamente com os resultados do micromodelo e com o índice de salários agregados.

A seguir apresentaremos a comparação entre as nossas estimativas do micromodelo e o índice dos salários agregados. Essa comparação é importante para visualizar se o nosso modelo está bem especificado, ou seja, se ele consegue captar corretamente a evolução dos salários reais sem as fontes de viés que apresentamos no capítulo 3. Faremos esse exercício graficamente, uma vez que a visualização gráfica possibilita um entendimento rápido e mais simples da evolução do salário agregado observado, do salário agregado corrigido e da importância relativa de cada termo de viés.

## 5.2. Modelo de Agregação e Correção de Viés

No gráfico 5, plotamos o log dos salários agregados, suas versões corrigidas pelos termos de viés apresentados no capítulo 3 e os valores estimados pelo nosso micromodelo. Fazendo um paralelo com a seção 3.2, o salário agregado observado é o log da média do salário/hora observado na base de dados ( $\ln \bar{w}_t$ ), a série que chamamos de micromodelo representa  $E(\ln w_{it})$ , o salário corrigido pela seleção é o resultado da diferença entre o salário agregado observado e o termo SEL, o salário corrigido pela seleção e dispersão é a diferença entre o salário agregado observado e os termos SEL e DSP e o salário corrigido por todos os vieses é o salário agregado observado menos SEL, DSP e HR. Podemos observar que, embora o intercepto e as variações em alguns anos sejam diferentes, as tendências ao longo do tempo das séries são parecidas. O log do salário/hora agregado começa a série com um breve crescimento, seguido de declínio dos salários no final dos anos 1990 e de uma retomada do crescimento a partir de 2003. Todas as outras séries analisadas apresentaram aproximadamente a mesma tendência cíclica ao longo do período.

Gráfico 5: Trajetórias do salário agregado, micromodelo e correções



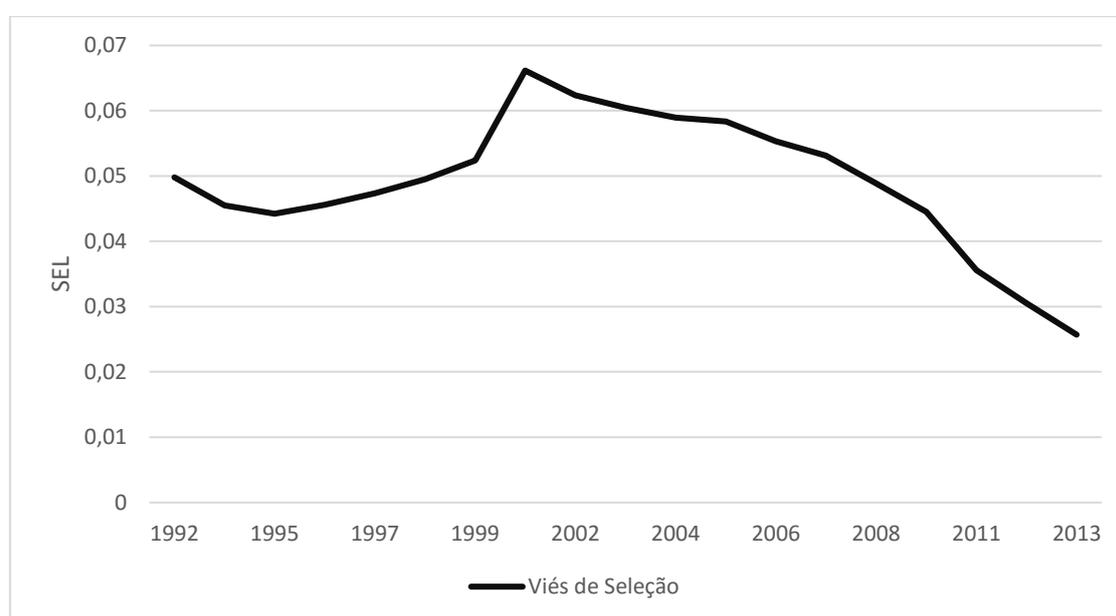
Fonte: PNAD. Elaboração própria.

A primeira correção realizada é a de seleção, que desloca a curva um pouco para baixo, mas mantendo quase exatamente a mesma trajetória. O baixo impacto da seleção sugere que a composição dos grupos de ocupados e não ocupados se manteve razoavelmente constante (nas variáveis observáveis) ao longo do tempo. A segunda correção é a de dispersão dos salários (heterogeneidades dos salários individuais), que desloca significativamente o intercepto da série de salários, embora ainda não modifique seu comportamento ao longo do tempo. O forte impacto desta correção está diretamente relacionado com a desigualdade de salários no mercado de trabalho (entre setores, por exemplo). A variação desse viés acompanha a variância dos salários, conforme veremos mais adiante. O último termo de viés corrigido se refere às heterogeneidades nas horas trabalhadas, que faz com que a curva se desloque para cima e cresça mais acentuadamente no final do período. Isso indica que a distribuição de horas trabalhadas afetou a distribuição de salários com mais intensidade nos últimos anos.

Para observar melhor essas tendências dos termos de correção de viés, plotamos os 3 separadamente nos gráficos 6, 7 e 8. No gráfico 6, observamos a variação do viés de seleção. Embora seus valores absolutos não sejam muito grandes, é interessante observar

a evolução desse viés, que apresenta uma clara tendência de redução desde o final dos anos 1990. Isso indica que a composição do grupo dos ocupados se tornou mais parecida com a composição dos não-ocupados nos últimos anos. Esse fenômeno pode ter ocorrido devido a diversos fatores, como redução da informalidade, o que torna os empregos disponíveis mais homogêneos, ou maior participação de algum grupo específico – as mulheres, por exemplo - no mercado, equilibrando a composição deste grupo entre ocupados e não ocupados. A redução da quantidade de indivíduos com pouca escolaridade também pode ter contribuído para homogeneizar a amostra, diminuindo o viés de seleção.

Gráfico 6: Correção do viés de seleção

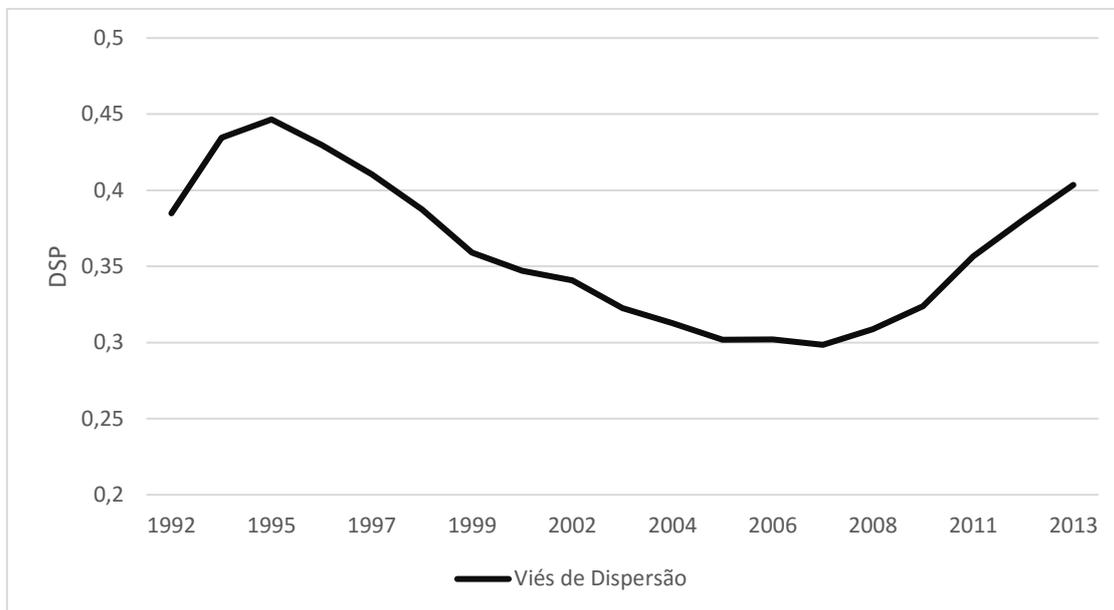


Fonte: PNAD. Elaboração própria.

No gráfico 7, mostramos a correção do viés de dispersão dos salários. Conforme já havíamos visto anteriormente, este viés apresenta a maior magnitude entre os 3, sendo bastante relevante para explicar a diferença entre o salário agregado e o salário corrigido. Blundell et al (2003) argumentam que esse viés tem maior impacto quando ocorrem mudanças nas desigualdades salariais, sejam elas causadas por características observáveis ou não observáveis. Essas desigualdades podem ser tanto individuais (diferença de habilidades, capital humano) quanto relacionadas ao próprio mercado de trabalho (diferenças setoriais, de atividade). Como consideramos todo tipo de trabalho, inclusive o informal, as heterogeneidades ficam ainda mais evidentes, o que pode explicar um pouco da importância deste viés. Mesmo assim, é importante observar que a tendência foi

de queda deste fator de meados dos anos 1990 até quase o final dos anos 2000, época em que a variância dos salários voltou a aumentar, conforme vimos no gráfico 3.

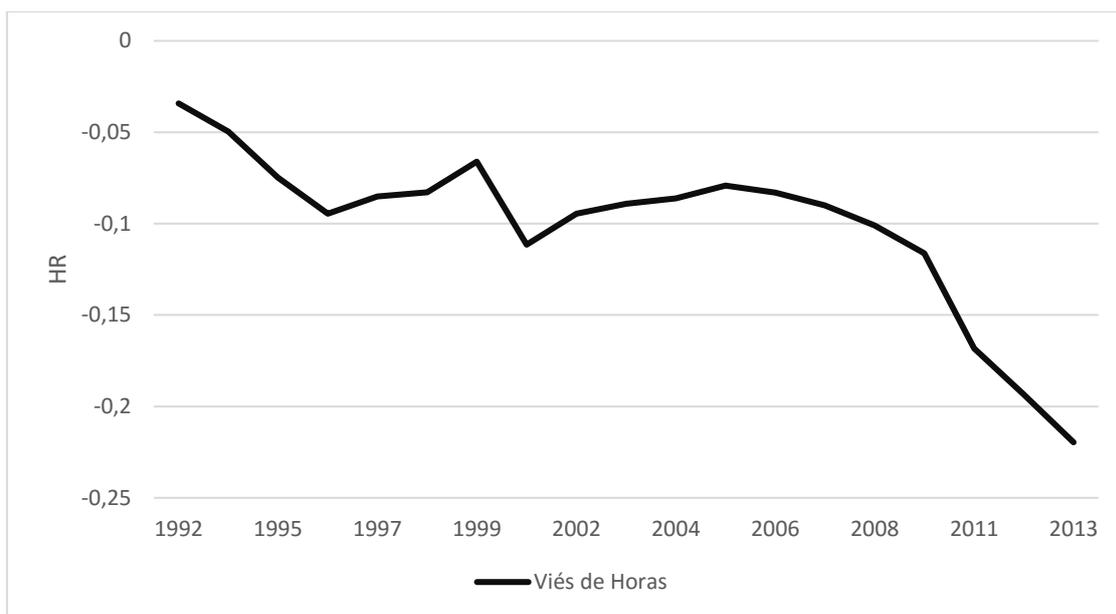
Gráfico 7: Correção do viés de dispersão



Fonte: PNAD. Elaboração própria.

O último dos termos de correção de viés se refere às heterogeneidades nas horas trabalhadas. Plotamos sua evolução no gráfico 8 abaixo. O primeiro fato que nos chama atenção é que o viés se mostra negativo em todo o período analisado. Esse resultado é esperado, uma vez que a distribuição de horas é censurada na direita, pois existe um limite superior de horas trabalhadas que impede o aumento do salário via aumento de horas. Isso gera um viés negativo no salário agregado, já que uma parte da cauda direita da distribuição salarial é deixada de fora, por hipótese, devido à restrição de horas. Outro comportamento que observamos é a tendência de aumento da magnitude do viés a partir de 2009. Isso pode ter ocorrido devido a alguma alteração na correlação entre as horas trabalhadas e o salário/hora. De acordo com a tabela 3, coincidem neste período uma queda na variância das horas e um aumento da variância do salário/hora, o que pode explicar essa mudança nas distribuições.

Gráfico 8: Correção do viés de dispersão

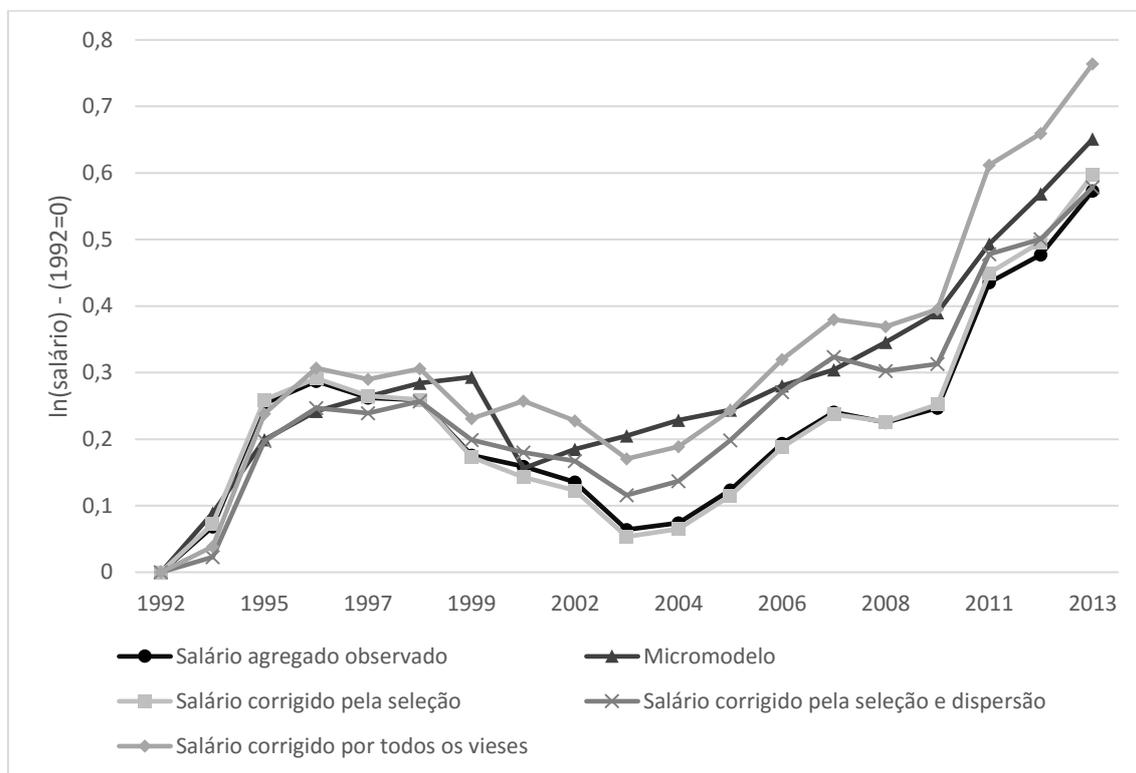


Fonte: PNAD. Elaboração própria.

O último dos termos de correção de viés se refere às heterogeneidades nas horas trabalhadas. Plotamos sua evolução no gráfico 8. O primeiro fato que nos chama atenção é que o viés se mostra negativo em todo o período analisado. Esse resultado é natural, uma vez que a distribuição de horas é censurada na direita, pois existe um limite superior de horas trabalhadas que impede o aumento do salário via aumento de horas. Isso gera um viés negativo no salário agregado, já que uma parte da cauda direita da distribuição salarial é deixada de fora, por hipótese, devido à restrição de horas. Outro comportamento que observamos é a tendência de aumento da magnitude do viés a partir de 2009. Isso pode ter ocorrido devido a alguma alteração na correlação entre as horas trabalhadas e o salário/hora. De acordo com a tabela B.3, do anexo, coincidem neste período uma queda na variância das horas e um aumento da variância do salário/hora, o que pode explicar essa mudança nas distribuições.

Como um de nossos objetivos é avaliar o impacto do viés de composição na evolução dos salários, é bastante útil olhar para a variação percentual de todas as séries analisadas. Para isso, construímos o gráfico 9, representando as mesmas séries do gráfico 5, porém como crescimento em relação ao ano inicial (valor em 1992=0). Assim, poderemos observar mais facilmente a trajetória dos indicadores ao longo do tempo.

Gráfico 9: Salário agregado, estimativas do micromodelo e correções, em relação aos valores de 1992



Fonte: PNAD. Elaboração própria.

A partir do gráfico 9, podemos confirmar que, embora as fontes de vies façam com que o valor bruto do salário agregado observado diminua, existe uma subestimação da taxa de crescimento dos salários. Observamos que, enquanto o salário agregado observado apresentou crescimento de aproximadamente 57,3% no período (uma média de 2,1% ao ano), o salário corrigido pelos termos de vies e o salário calculado pelo micromodelo cresceram, respectivamente, 76,3% e 65,1% (2,7% e 2,4% ao ano). Esse descolamento entre as séries ocorre desde o final dos anos 90, sendo causado pelas correções de dispersão e de horas conjuntamente. Esses resultados indicam ainda que existe, de fato, um descolamento entre a produtividade e os salários, uma vez que argumentamos que o salário agregado sem vies apresenta crescimento ainda mais acelerado nos últimos anos do que o salário observado, que é geralmente comparado com índices de produtividade.

Uma das explicações para essa subestimação do salário agregado observado é a existência de fatores exógenos que tenham modificado a distribuição dos salários no período. Notadamente, podemos citar a valorização do salário mínimo, que desloca a

distribuição dos salários para a direita exogenamente (dado que é definido por lei), gerando um efeito análogo à restrição de horas trabalhadas, mas no sentido contrário, censurando os salários pela cauda esquerda da distribuição. Outro efeito responsável pela subestimação, segundo a nossa análise, é a dispersão dos salários entre indivíduos. Seja devido a características individuais observáveis ou a aspectos não observados do mercado de trabalho, por exemplo, a variância dos salários observados é grande, o que gera um forte viés no índice agregado.

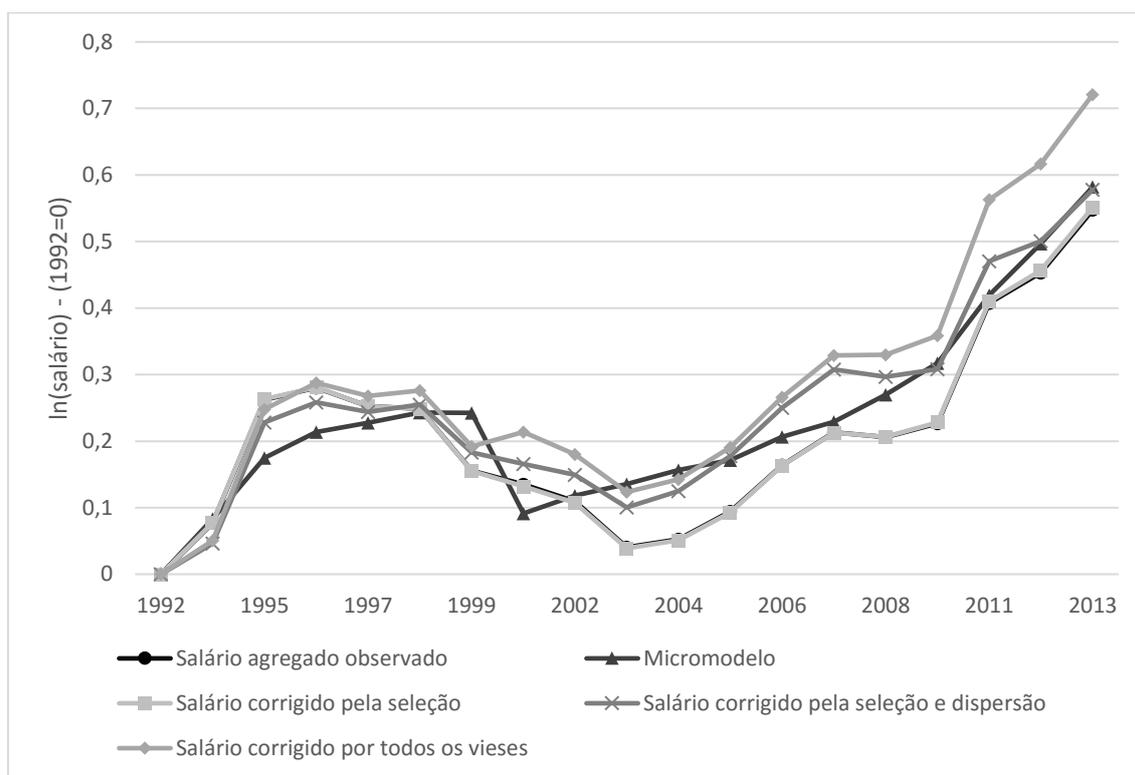
### **5.3. Exercício para diferentes amostras**

Nesta seção, apresentaremos alguns resultados análogos aos da seção 5.1, porém para amostras diferentes da população. Como grande parte das interpretações foi realizada na seção anterior, utilizaremos apenas os dois gráficos principais da análise para cada grupo: o de trajetórias dos salários observado e corrigidos e o mesmo comparado aos valores de 1992. A primeira amostra que analisaremos consiste em filtrar somente os indivíduos do sexo masculino. Essa amostra é interessante por nos permitir avaliar os efeitos do viés em um subgrupo com participação e dispersão de salários mais consistentes e homogêneos.

No gráfico 10, podemos observar que, embora as evoluções sejam bastante parecidas com as da amostra completa, ainda existem alguns pontos a serem destacados. O primeiro deles, que chama mais atenção, é a correção de viés de seleção. Utilizando uma amostra apenas de indivíduos do sexo masculino, a magnitude do viés de seleção diminui mais ainda, ficando muito próximo de zero. Isso faz sentido por dois principais motivos: o primeiro é a maior taxa de participação entre os homens no mercado de trabalho, e o segundo é a maior consistência dessa participação entre subgrupos etários, por exemplo. Notamos também que o viés de dispersão é ainda maior que o observado na amostra completa. Esse fato sugere que a desigualdade salarial entre os homens é bastante relevante para a distribuição dos salários.

O segundo ponto é que as variações percentuais dos diferentes índices de salários ficam bem mais próximas que no exercício anterior. A variação dos salários observados dos homens no período foi de aproximadamente 54,7%, quase o mesmo valor obtido através do micromodelo, que foi de 58%. Já o salário corrigido pelos termos de viés ficou um pouco mais afastado, principalmente depois de 2009, apresentando incremento de 72% ao longo dos anos.

Gráfico 10: Salário agregado, estimativas do micromodelo e correções em relação aos valores de 1992, apenas homens

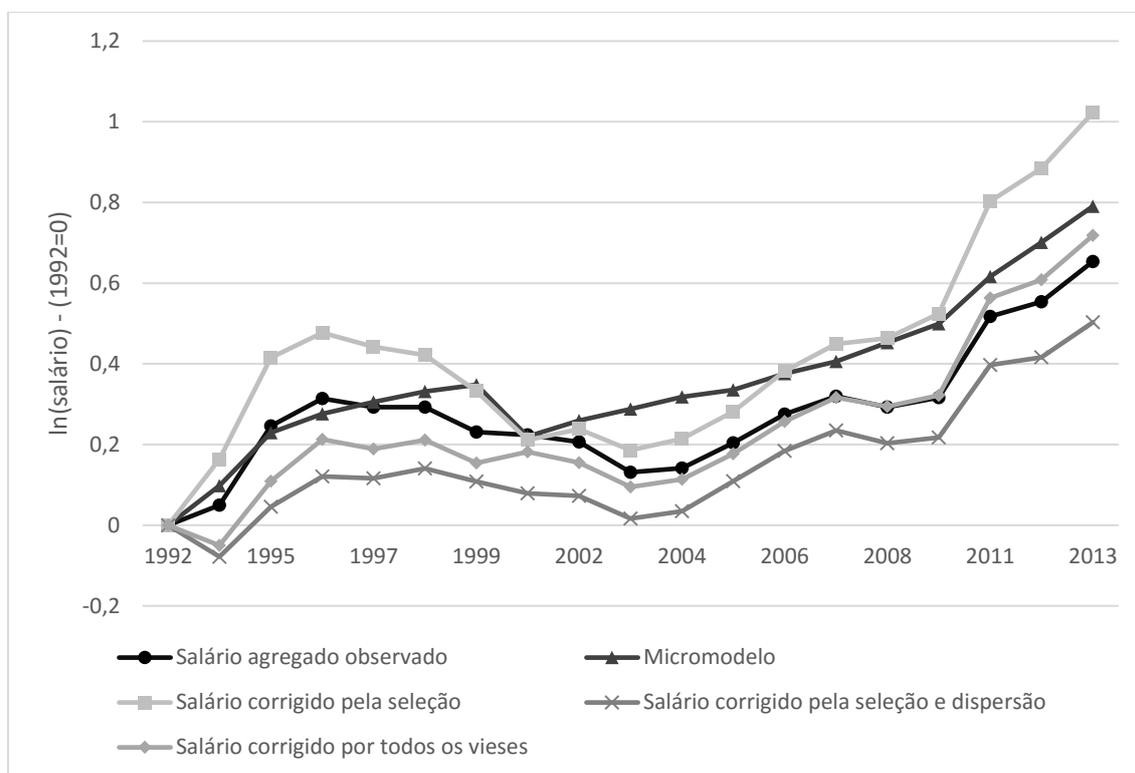


Fonte: PNAD. Elaboração própria.

Embora a análise da amostra apenas de homens tenha sido relevante para identificar algumas tendências e explicar o melhor o comportamento de certos indicadores, a amostra de indivíduos do sexo feminino é ainda mais interessante. Conforme veremos no gráfico 11, a evolução dos indicadores para as mulheres difere bastante do observado para toda a população e para os homens. É facilmente visto que a contribuição do viés de seleção na agregação dos salários é substancialmente maior que na população completa. No caso das mulheres, a seleção passa a ser a principal fonte de viés, enquanto a dispersão perde grande parte da sua importância. Isso ocorre devido a principalmente dois fatores: uma menor participação, entre as mulheres, no mercado de trabalho (tanto formal quanto informal) e um maior efeito das características do indivíduo na decisão de participar do mercado (principalmente as características observáveis, controladas neste método). O fato do viés de seleção deslocar a curva de salários muito para baixo indica que as características das mulheres que não trabalham se converteriam em menores remunerações, caso elas decidissem ingressar no mercado de trabalho. Verificamos que o salário médio das mulheres flutua bem menos que dos homens no período,

principalmente no início dos anos 2000, quando a depressão dos salários femininos se mostra menor que dos masculinos.

Gráfico 11: Salário agregado, estimativas do micromodelo e correções em relação aos valores de 1992, apenas mulheres



Fonte: PNAD. Elaboração própria.

No gráfico 11, podemos ver que, corrigido apenas o viés de seleção amostral, haveria um aumento de pouco mais de 100% no salário médio feminino entre 1992 e 2013. Como comentamos anteriormente, a correção do viés de seleção para a amostra feminina simula a entrada de mulheres com características individuais menos valorizadas no mercado de trabalho. Assim, esse crescimento expressivo poderia ocorrer de duas principais formas. Primeiro porque é mais fácil, matematicamente, crescer partindo de uma base menor. Segundo pelo fenômeno que argumentamos na seção 5.2, sobre a valorização do salário mínimo. Como as mulheres que entrariam no mercado de trabalho estariam mais à esquerda da distribuição de salários, a política de valorização do salário mínimo que vem sendo aplicada no Brasil desde 2003 teria muito mais efeito ao deslocar essa parte da distribuição para a direita, aumentando consideravelmente a média dos salários, exatamente como observado no gráfico.

## 6. Conclusão

Neste trabalho apresentamos um pouco do debate sobre agregação e os efeitos do viés de composição na construção de indicadores econômicos. Entre os diversos métodos que foram propostos, escolhemos o de Blundell et al (2003) para analisar a evolução do salário agregado brasileiro nas décadas de 1990 e 2000. Esse método foi eleito por nos permitir dividir o viés de agregação em 3 fatores distintos: os vieses de seleção, dispersão dos salários e dispersão de horas, além de oferecer arcabouço teórico para a interpretação individual de tais termos de viés. A metodologia consiste em partir de um micromodelo teórico simples para um macro modelo aplicando avançadas técnicas econométricas no processo de agregação dos resultados.

Adequando a metodologia original à realidade brasileira, via inclusão de variáveis e de subgrupos da população ausentes no trabalho original, construímos uma série de gráficos com diferentes indicadores de salários agregados. A partir daí, pudemos analisar de maneira mais cuidadosa a evolução dos salários no Brasil ao longo dos últimos 25 anos. Nossos principais resultados mostram que, enquanto o salário médio agregado apresentou crescimento de aproximadamente 57,3%, o salário corrigido por todos os termos de viés cresceu 76,3%. Assim, os resultados apontam para um viés que gera uma subestimação da evolução dos salários. Isso indica que existe, conforme boa parte dos economistas apontam, um descolamento entre a produtividade do trabalho e os salários, uma vez que o crescimento dos salários corrigidos pelos termos de viés é ainda maior que do salário agregado observado. Também mostramos que o viés mais relevante na agregação foi o de dispersão dos salários, resultado de heterogeneidades observáveis e não observáveis dos indivíduos e do próprio mercado de trabalho.

Quando investigamos amostras compostas apenas por homens ou mulheres, percebemos que o caso feminino apresenta comportamento distinto, com o viés de seleção sendo o mais importante na diferença entre o salário observado e o corrigido. Argumentamos que isso se deve a dois fatores: a menor taxa de participação, entre as mulheres, no mercado de trabalho e a hipótese de que as características das mulheres que não participam do mercado seriam menos valorizadas pelos empregadores, deslocando a curva dos salários para baixo. Por outro lado, o crescimento do índice de salário corrigido para o viés de seleção apresenta grande magnitude, na ordem de 100% durante o período. Esse fato é condizente com a remuneração de características mais baixa das mulheres fora

do mercado, uma vez que essas seriam muito mais afetadas pela política de valorização do salário mínimo, deslocando a distribuição dos salários para a direita.

Ao longo deste trabalho, realizamos uma análise da evolução do salário agregado brasileiro nos últimos 25 anos, desagregando os fatores geradores de viés e interpretando a importância de cada um deles na trajetória dos salários. Desta forma, contribuímos com a literatura de mercado de trabalho brasileira ao apresentar metodologia pouco ou nada aplicada no cenário nacional até então, principalmente nos anos mais recentes. Destacamos que, por ser um dos primeiros trabalhos do gênero no Brasil, mais pesquisas são necessárias para aperfeiçoar o modelo e interpretar com ainda mais propriedade os resultados encontrados.

## Referências

BACHMANN, R.; BAUER, T. K.; DAVID, P., Cohort Wage Effects and Job Mobility. **IZA**. 2009.

BECKER, G. S., A Theory of the Allocation of Time. **The economic journal**, p. 493-517, 1965.

BILS, M. J., Real wages over the business cycle: evidence from panel data. **The Journal of Political Economy**, p. 666-689, 1985.

BLANCHARD, O. J.; KATZ, L., Wage dynamics: reconciling theory and evidence. **National Bureau of Economic Research**, 1999.

BLUNDELL, R.; REED, H.; STOKER, T. M., Interpreting movements in aggregate wages: The role of labor market participation. **The American Economic Review**, v. 93, n. 4, p. 1114-1131, 2003.

BLUNDELL, R.; REED, H.; STOKER, T. M., Interpreting aggregate wage growth: The role of labor market participation. **UC Berkeley Center for Labor Economics Working Paper**, n. 11, 1999.

BLUNDELL, R.; STOKER, T. M., Heterogeneity and aggregation. **Journal of Economic Literature**, v. 43, n. 2, p. 347-391, 2005.

BLUNDELL, R. et al., Changes in the distribution of male and female wages accounting for employment composition using bounds. **Econometrica**, v. 75, n. 2, p. 323-363, 2007.

BONELLI, R., Produtividade e armadilha do lento crescimento. In: DE NEGRI, F.; CAVALCANTE, L. R., **Produtividade no Brasil: desempenho e determinantes**. Brasília: ABDI / IPEA, 2014.

BRAGA, M., Ajuste no mercado de trabalho pode afetar renda. **Gazeta de Alagoas**, Alagoas. Publicado em: 28 de junho de 2015. Disponível em: <http://gazetaweb.globo.com/gazetadealagoas/noticia.php?c=268710>. Acesso em: 17 de julho de 2016

BRASIL. Medida provisória n.º 1.709, de 06 de agosto de 1998. Dispõe sobre o trabalho a tempo parcial, faculta a extensão do benefício do programa de alimentação do trabalhador - PAT ao trabalhador dispensado e altera dispositivo da consolidação das leis do trabalho - CLT. **Diário Oficial da União**, Brasília, DF. Seção 1, p. 1. 1998

BRASIL. Medida provisória n.º 2.164-41, de 24 de agosto de 2001. Altera a consolidação das leis do trabalho - CLT, para dispor sobre o trabalho a tempo parcial, a suspensão do contrato de trabalho e o programa de qualificação profissional, modifica as Leis 4.923, de 23 de dezembro de 1965, 5.889, de 8 de junho de 1973, 6.321, de 14 de abril de 1976, 6.494, de 7 de dezembro de 1977, 7.998, de 11 de janeiro de 1990, 8.036, de 11 de maio de 1990, e 9.601, de 21 de janeiro de 1998, e dá outras providências. **Diário Oficial da União**, Brasília, DF. Seção 1, p. 33. 2001

BÜLL, P., Descolamento entre salários e produtividade gera discussões. **Brasil Econômico**. Publicado em: 17 de setembro de 2014. Disponível em: <http://brasileconomico.ig.com.br/brasil/2014-09-17/descolamento-entre-salarios-e-produtividade-gera-discussoes.html>. Acesso em: 17 de julho de 2016.

CHANG, Y.; KIM, S.-B., From Individual to Aggregate Labor Supply. **Working Paper**. 2002.

COELHO, D.; VESZTEG, R.; SOARES, F. V., Regressão quantílica com correção para a seletividade amostral: estimativa dos retornos educacionais e diferenciais raciais na distribuição de salários das mulheres no Brasil. **Texto para Discussão nº 1483**, Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada (IPEA), 2010.

COGAN, J., Fixed costs and labor supply, **Econometrica**, n 49, p 945-964, 1981. DALY, M. C.; HOBIJN, B.; WILES, T. S., Dissecting Aggregate Real Wage Fluctuations: Individual Wage Growth and the Composition Effect. **Federal Reserve Bank of San Francisco, working paper**, v. 23, 2011.

CORSEUIL, C. H.; FOGUEL, M. N., Uma Sugestão de Deflatores para Rendas Obtidas a Partir de Algumas Pesquisas Domiciliares do IBGE. **Texto para Discussão nº 0897**, Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada (IPEA), 2002

DEVEREUX, P. J., The cyclicity of real wages within employer-employee matches. **Industrial & Labor Relations Review**, v. 54, n. 4, p. 835-850, 2001.

DEVEREUX, P. J.; HART, R. A., Real wage cyclicality of job stayers, within-company job movers, and between-company job movers. **Industrial & Labor Relations Review**, v. 60, n. 1, p. 105-119, 2006.

FIORITO, R.; ZANELLA, G., The anatomy of the aggregate labor supply elasticity. **Review of Economic Dynamics**, v. 15, n. 2, p. 171-187, 2012.

GONZALES, R. H. et al., A informalidade no mercado de trabalho brasileiro e as políticas públicas do governo federal. **Brasília: MTE**, 2002.

GORMAN, W., Community preference fields. **Econometrica**, v. 21, p. 63–80, 1953

GOSLING, A.; MACHIN, S.; MEGHIR, C., The changing distribution of male wages, 1966–93, **Review of Economic Studies**, n 67, p 635-666, 2000.

HALL, R. E., Employment fluctuations with equilibrium wage stickiness. **American economic review**, p. 50-65, 2005.

HECKMAN, J. J., Sample selection bias as a specification error. **Econometrica: Journal of the econometric society**, p. 153-161, 1979.

HECKMAN, J. J.; SEDLACEK, G., Heterogeneity, aggregation, and market wage functions: an empirical model of self-selection in the labor market. **The journal of political economy**, p. 1077-1125, 1985.

IBGE – Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística, **Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios – PNAD**. Rio de Janeiro, 1992-2013.

KAUHANEN, A.; MALIRANTA, M., Micro-components of aggregate wage dynamics. **The Research Institute of the Finnish Economy**, 2012.

KEANE, M.; MOFFIT, R.; RUNKLE, D., Real Wages over the Business Cycle: Estimating the Impact of Heterogeneity with Micro Data. **Journal of Political Economy**, v. 96, No. 6, p.1232–1266. 1988

MENEZES FILHO, N. A.; MENDES, M.; ALMEIDA, E. S., O diferencial de salários formal-informal no Brasil: segmentação ou viés de seleção?. **Revista Brasileira de Economia**, v. 58, n. 2, p. 235-248, 2004.

MENEZES FILHO, N., Um novo padrão de crescimento. **Valor Econômico**. Publicado em: 20 de maio de 2016. Disponível em: <http://www.valor.com.br/opiniaio/4571371/um-novo-padrao-de-crescimento>. Acesso em: 17 de julho de 2016

MENEZES FILHO, N., Crise, PIB e salários. **Valor Econômico**. Publicado em: 15 de julho de 2016. Disponível em: <http://www.valor.com.br/opiniaio/4635493/crise-pib-e-salarios>. Acesso em: 17 de julho de 2016.

MYCK, M.; MORAWSKI, L.; MYCIELSKI, J., Employment fluctuations and dynamics of the aggregate average wage in Poland, 1996–2003. **The Economics of Transition**, v. 15, p. 759–779. 2007

NEUMAN, S.; OAXACA, R. L., Estimating labour market discrimination with selectivity corrected wage equations: methodological considerations and an illustration from Israel. **Centre for Economic Policy Research**, 1998.

OLIVEIRA, L.; DA CUNHA, M. S., A evolução recente do desemprego no mercado de trabalho brasileiro. **ECONOMIA & TECNOLOGIA**, 2010.

PEREIRA, V. F. et al., Avaliação dos retornos à escolaridade para trabalhadores do sexo masculino no Brasil. **Revista de Economia Contemporânea**, 2013.

PEREIRA, L. V.; VELOSO, F.; BINGWEN, Z. (Orgs.). **Armadilha da renda média – visões do Brasil e da China**. Rio de Janeiro: IBRE, Editora FGV, v.1, 2013.

RESENDE, M.; WYLLIE, R., Retornos para educação no Brasil: evidências empíricas adicionais. **Economia aplicada**, v. 10, n. 3, p. 349-365, 2006.

SACHSIDA, A.; LOUREIRO, P. R. A.; MENDONÇA, M. J. C., Um estudo sobre retorno em escolaridade no Brasil. **Revista Brasileira de Economia**, v. 58, n. 2, p. 249-265, 2004.

SANTOS, F. S., Ascensão e Queda do Desemprego no Brasil: 1998 a 2012. **Anais do Encontro Nacional de Economia da Anpec**. 2013.

SOLON, G.; BARSKY, R.; PARKER, J. A., Measuring the Cyclicalities of Real Wages: How Important is Composition Bias?. **The Quarterly Journal of Economics**, v. 109, n. 1, p. 1-25, 1994.

STOCKMAN, A. C., Aggregation Bias and the Cyclical Behavior of Real Wages **Conference Paper, Cambridge, NBER.** 1983

STOKER, T., Aggregation (econometrics). In: DURLAUF, S.; BLUME, L. (Eds), **The New Palgrave Dictionary of Economics**. Second Edition. Palgrave Macmillan, p. 1-14, 2008

THEIL, H., Linear Aggregation of Economic Relations. **Amsterdam: North-Holland.** 1954

ULYSSEA, G.; BARBOSA, A. L., Um retrato de duas décadas do mercado de trabalho brasileiro utilizando a Pnad. **Comunicado do Ipea, n. 160.** 2013.



c1935_44_edullmais_trend	1.246103	1.838333	0.68	0.498	-2.356963	4.849169
c1945_54_edullmais_trend	-.0002037	.0423939	-0.00	0.996	-.0832943	.0828869
c1955_64_edullmais_trend	.0235517	.0258091	0.91	0.361	-.0270331	.0741366
c1965_74_edullmais_trend	-.0252907	.0227705	-1.11	0.267	-.06992	.0193386
c1975_84_edullmais_trend	-.0022767	.0214793	-0.11	0.916	-.0443754	.039822
c1985_94_edullmais_trend	.1330139	.0591819	2.25	0.025	.0170195	.2490084
c1935_44_edu8a10_trend2	-.062414	.1273445	-0.49	0.624	-.3120046	.1871767
c1945_54_edu8a10_trend2	.0044261	.0018763	2.36	0.018	.0007486	.0081035
c1955_64_edu8a10_trend2	.0049009	.001054	4.65	0.000	.0028351	.0069666
c1965_74_edu8a10_trend2	.0050951	.0009235	5.52	0.000	.0032851	.006905
c1975_84_edu8a10_trend2	.0058428	.0008573	6.82	0.000	.0041625	.0075231
c1985_94_edu8a10_trend2	.0063897	.0018821	3.39	0.001	.0027008	.0100785
c1935_44_edullmais_trend2	-.0615838	.0821953	-0.75	0.454	-.2226836	.099516
c1945_54_edullmais_trend2	.000119	.0014442	0.08	0.934	-.0027116	.0029496
c1955_64_edullmais_trend2	-.0008518	.0008572	-0.99	0.320	-.0025319	.0008282
c1965_74_edullmais_trend2	.0009007	.0007639	1.18	0.238	-.0005965	.0023978
c1975_84_edullmais_trend2	.0005547	.0007241	0.77	0.444	-.0008644	.0019739
c1985_94_edullmais_trend2	-.0028355	.0016826	-1.69	0.092	-.0061334	.0004623
uf_d1	.1953425	.0597223	3.27	0.001	.078289	.3123961
uf_d2	-.0705722	.0803752	-0.88	0.380	-.2281047	.0869604
uf_d3	-.3589132	.0382456	-9.38	0.000	-.4338731	-.2839532
uf_d4	.1723261	.1046173	1.65	0.100	-.03272	.3773723
uf_d5	-.132556	.0316698	-4.19	0.000	-.1946277	-.0704844
uf_d6	-.0536858	.0826819	-0.65	0.516	-.2157394	.1083678
uf_d7	.1448598	.0541291	2.68	0.007	.0387687	.2509508
uf_d8	.3914042	.0477283	8.20	0.000	.2978584	.48495
uf_d9	.2587902	.0505468	5.12	0.000	.1597203	.3578602
uf_d10	.0947178	.0299893	3.16	0.002	.0359398	.1534958
uf_d11	-.0148865	.0425335	-0.35	0.726	-.0982507	.0684777
uf_d12	.158443	.0427165	3.71	0.000	.0747202	.2421658
uf_d13	-.1178989	.0281248	-4.19	0.000	-.1730225	-.0627753
uf_d14	-.2076667	.0420855	-4.93	0.000	-.2901527	-.1251806
uf_d15	-.0650167	.0413342	-1.57	0.116	-.1460301	.0159968
uf_d16	-.1242297	.0272829	-4.55	0.000	-.1777031	-.0707563
uf_d17	.1864627	.0270451	6.89	0.000	.1334554	.23947
uf_d18	.136919	.0413938	3.31	0.001	.0557885	.2180494
uf_d19	.1662272	.0277424	5.99	0.000	.111853	.2206013
uf_d20	.0670995	.0261773	2.56	0.010	.015793	.118406
uf_d21	.1393905	.0299943	4.65	0.000	.0806027	.1981783
uf_d22	.3043075	.0398527	7.64	0.000	.2261976	.3824175
uf_d23	.1951398	.0281605	6.93	0.000	.1399464	.2503333
uf_d24	.2273872	.041908	5.43	0.000	.1452491	.3095253
uf_d25	.1927201	.0411908	4.68	0.000	.1119876	.2734527
uf_d26	.1882436	.0325537	5.78	0.000	.1244396	.2520476
uf_d27	0	(omitted)				
uf_d1_t	.0232053	.0100301	2.31	0.021	.0035466	.042864
uf_d1_t2	-.001086	.0003908	-2.78	0.005	-.0018519	-.0003201
uf_d2_t	.067893	.0129402	5.25	0.000	.0425307	.0932552
uf_d2_t2	-.0028708	.0004913	-5.84	0.000	-.0038339	-.0019078
uf_d3_t	.0545614	.0067957	8.03	0.000	.0412421	.0678807
uf_d3_t2	-.0019724	.0002737	-7.21	0.000	-.0025088	-.001436
uf_d4_t	.0183157	.0159594	1.15	0.251	-.0129643	.0495956
uf_d4_t2	-.001383	.0005821	-2.38	0.017	-.0025238	-.0002422
uf_d5_t	.0459526	.0056455	8.14	0.000	.0348875	.0570177
uf_d5_t2	-.0020592	.0002292	-8.98	0.000	-.0025085	-.0016099
uf_d6_t	.015419	.0130643	1.18	0.238	-.0101865	.0410245
uf_d6_t2	-.0011167	.000488	-2.29	0.022	-.0020732	-.0001602
uf_d7_t	.0446234	.0093552	4.77	0.000	.0262876	.0629592
uf_d7_t2	-.0019293	.00037	-5.21	0.000	-.0026545	-.0012041
uf_d8_t	.0098385	.0083134	1.18	0.237	-.0064555	.0261326
uf_d8_t2	-.0011738	.0003288	-3.57	0.000	-.0018183	-.0005293
uf_d9_t	.0445969	.009059	4.92	0.000	.0268415	.0623523
uf_d9_t2	-.0021626	.0003662	-5.91	0.000	-.0028803	-.0014449

uf_d10_t	.0113199	.0054545	2.08	0.038	.0006292	.0220106
uf_d10_t2	-.0004448	.0002252	-1.98	0.048	-.0008862	-3.49e-06
uf_d11_t	.0461715	.0077126	5.99	0.000	.0310551	.0612878
uf_d11_t2	-.0023174	.0003154	-7.35	0.000	-.0029357	-.0016992
uf_d12_t	.0252219	.0076301	3.31	0.001	.0102673	.0401766
uf_d12_t2	-.0016043	.0003098	-5.18	0.000	-.0022115	-.000997
uf_d13_t	.0191994	.0051284	3.74	0.000	.0091479	.0292509
uf_d13_t2	-.0010902	.0002115	-5.15	0.000	-.0015048	-.0006756
uf_d14_t	.0562941	.0077112	7.30	0.000	.0411804	.0714078
uf_d14_t2	-.0024722	.0003166	-7.81	0.000	-.0030927	-.0018516
uf_d15_t	.0327382	.0075073	4.36	0.000	.0180243	.0474521
uf_d15_t2	-.0014305	.0003063	-4.67	0.000	-.0020309	-.0008301
uf_d16_t	.0245789	.0049454	4.97	0.000	.0148861	.0342717
uf_d16_t2	-.0011472	.0002035	-5.64	0.000	-.001546	-.0007484
uf_d17_t	.0077299	.0049507	1.56	0.118	-.0019733	.0174332
uf_d17_t2	-.0003398	.0002045	-1.66	0.096	-.0007406	.0000609
uf_d18_t	.0210675	.0074238	2.84	0.005	.0065172	.0356179
uf_d18_t2	-.0010754	.0003022	-3.56	0.000	-.0016677	-.0004832
uf_d19_t	-.0147397	.0050761	-2.90	0.004	-.0246887	-.0047907
uf_d19_t2	.0002598	.0002094	1.24	0.215	-.0001506	.0006703
uf_d20_t	.0029466	.0047756	0.62	0.537	-.0064135	.0123066
uf_d20_t2	-.0000536	.0001972	-0.27	0.786	-.0004402	.0003329
uf_d21_t	.01779	.0055621	3.20	0.001	.0068885	.0286915
uf_d21_t2	-.0003818	.0002313	-1.65	0.099	-.0008351	.0000715
uf_d22_t	.0252857	.0072932	3.47	0.001	.0109914	.0395801
uf_d22_t2	-.0008596	.0003005	-2.86	0.004	-.0014486	-.0002706
uf_d23_t	.0032631	.0051586	0.63	0.527	-.0068477	.0133738
uf_d23_t2	.0000305	.0002134	0.14	0.886	-.0003878	.0004488
uf_d24_t	-.0066607	.0077116	-0.86	0.388	-.0217752	.0084538
uf_d24_t2	.0006877	.000321	2.14	0.032	.0000585	.0013169
uf_d25_t	.0241661	.0074672	3.24	0.001	.0095307	.0388015
uf_d25_t2	-.0010935	.000306	-3.57	0.000	-.0016934	-.0004937
uf_d26_t	.0163617	.0059285	2.76	0.006	.0047421	.0279813
uf_d26_t2	-.0006891	.0002438	-2.83	0.005	-.0011669	-.0002113
uf_d27_t	0	(omitted)				
uf_d27_t2	0	(omitted)				
lnrdpc_ntrab	-.0137207	.0001709	-80.29	0.000	-.0140556	-.0133857
educ_conjuge2	.0363283	.0035132	10.34	0.000	.0294424	.0432141
_cons	1.252332	.0247344	50.63	0.000	1.203853	1.30081

note: two-step estimate of rho = -1.0933382 is being truncated to -1

Fonte: PNAD. Elaboração própria.

Tabela A.2: Resultado da regressão de salários corrigindo pela seleção

```

Heckman selection model -- two-step estimates   Number of obs   =   2692401
(regression model with sample selection)       Censored obs    =   225854
                                                Uncensored obs  =   2466547

                                                Wald chi2(143)  =   913565.22
                                                Prob > chi2     =   0.0000

```

	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
lnsal_hora						
casado	.1722885	.0020361	84.62	0.000	.1682978	.1762792
trend	.1289526	.0031113	41.45	0.000	.1228546	.1350505
trend2	-.0120569	.0003282	-36.74	0.000	-.0127001	-.0114137
trend3	.0003458	.0000109	31.64	0.000	.0003244	.0003672
educa	.1288782	.0003036	424.50	0.000	.1282832	.1294733
c1935_44	2.154615	2.068153	1.04	0.298	-1.898891	6.208121
c1945_54	-.2107426	.0746292	-2.82	0.005	-.357013	-.0644721
c1955_64	-.7472519	.0570611	-13.10	0.000	-.8590896	-.6354142
c1965_74	-.7550877	.0562252	-13.43	0.000	-.8652871	-.6448884
c1975_84	-.8927464	.0616522	-14.48	0.000	-1.013582	-.7719103
c1985_94	-2.561773	.2856729	-8.97	0.000	-3.121681	-2.001864
c1935_44_trend	-.3674366	.3737509	-0.98	0.326	-1.099975	.3651018
c1945_54_trend	.0283898	.0108189	2.62	0.009	.0071852	.0495944
c1955_64_trend	.0905544	.0083417	10.86	0.000	.074205	.1069038
c1965_74_trend	.0753021	.0082289	9.15	0.000	.0591738	.0914305
c1975_84_trend	.0785526	.0088128	8.91	0.000	.0612799	.0958253
c1985_94_trend	.2516462	.0324109	7.76	0.000	.1881219	.3151705
c1935_44_trend2	.0156668	.0167948	0.93	0.351	-.0172504	.0485841
c1945_54_trend2	-.0005006	.0003368	-1.36	0.174	-.0012218	.0002205
c1955_64_trend2	-.0024096	.0002784	-8.66	0.000	-.0029552	-.0018639
c1965_74_trend2	-.0017217	.0002749	-6.26	0.000	-.0022604	-.001183
c1975_84_trend2	-.0017135	.0002912	-5.88	0.000	-.0022842	-.0011428
c1985_94_trend2	-.0063211	.0009042	-6.99	0.000	-.0080934	-.0045488
c1935_44_edu8a10	-1.02607	7.10244	-0.14	0.885	-14.9466	12.89446
c1945_54_edu8a10	.7978303	.175214	4.55	0.000	.4544171	1.141243
c1955_64_edu8a10	.7365407	.1113474	6.61	0.000	.5183038	.9547776
c1965_74_edu8a10	.6615712	.1015205	6.52	0.000	.4625947	.8605476
c1975_84_edu8a10	.5681004	.1015798	5.59	0.000	.3690076	.7671933
c1985_94_edu8a10	1.069558	.3838333	2.79	0.005	.3172584	1.821857
c1935_44_edu11mais	-6.345394	4.621667	-1.37	0.170	-15.4037	2.712907
c1945_54_edu11mais	.0922311	.1246043	0.74	0.459	-.151989	.3364511
c1955_64_edu11mais	.158889	.0845558	1.88	0.060	-.0068373	.3246152
c1965_74_edu11mais	-.0982157	.079903	-1.23	0.219	-.2548227	.0583912
c1975_84_edu11mais	-.4282819	.0825717	-5.19	0.000	-.5901195	-.2664442
c1985_94_edu11mais	.6331706	.3431757	1.85	0.065	-.0394413	1.305783
edu8a10_trend	-.0724868	.0026846	-27.00	0.000	-.0777486	-.067225
edu8a10_trend2	.0067919	.0004986	13.62	0.000	.0058146	.0077692
edu8a10_trend3	-.000207	.0000182	-11.40	0.000	-.0002426	-.0001714
edu11mais_trend	.0015381	.0023582	0.65	0.514	-.0030839	.0061602
edu11mais_trend2	-.0012371	.0004143	-2.99	0.003	-.0020492	-.0004251
edu11mais_trend3	-7.06e-06	.0000149	-0.47	0.635	-.0000362	.0000221
c1935_44_edu8a10_trend	.2560661	1.285346	0.20	0.842	-2.263165	2.775297
c1945_54_edu8a10_trend	-.1051221	.0248081	-4.24	0.000	-.153745	-.0564991
c1955_64_edu8a10_trend	-.1049479	.0160397	-6.54	0.000	-.1363851	-.0735106
c1965_74_edu8a10_trend	-.0927137	.0148534	-6.24	0.000	-.1218258	-.0636016
c1975_84_edu8a10_trend	-.0880771	.014841	-5.93	0.000	-.1171651	-.0589892
c1985_94_edu8a10_trend	-.1326747	.0440206	-3.01	0.003	-.2189535	-.0463958

c1935_44_edullmais_trend	1.182111	.8361929	1.41	0.157	-.456797	2.821019
c1945_54_edullmais_trend	.0060083	.0177654	0.34	0.735	-.0288112	.0408279
c1955_64_edullmais_trend	-.0150601	.0122922	-1.23	0.221	-.0391525	.0090322
c1965_74_edullmais_trend	.0096664	.0117261	0.82	0.410	-.0133163	.0326491
c1975_84_edullmais_trend	.0233143	.0119944	1.94	0.052	-.0001943	.0468228
c1985_94_edullmais_trend	-.0895202	.0389831	-2.30	0.022	-.1659256	-.0131147
c1935_44_edu8a10_trend2	-.0136068	.057842	-0.24	0.814	-.126975	.0997615
c1945_54_edu8a10_trend2	.0033875	.0008333	4.07	0.000	.0017542	.0050207
c1955_64_edu8a10_trend2	.003562	.0005302	6.72	0.000	.0025228	.0046013
c1965_74_edu8a10_trend2	.0030577	.0004942	6.19	0.000	.002089	.0040264
c1975_84_edu8a10_trend2	.0030363	.0004934	6.15	0.000	.0020692	.0040033
c1985_94_edu8a10_trend2	.0040292	.0012396	3.25	0.001	.0015997	.0064587
c1935_44_edullmais_trend2	-.0520725	.0376281	-1.38	0.166	-.1258221	.0216772
c1945_54_edullmais_trend2	.0004018	.0005974	0.67	0.501	-.000769	.0015726
c1955_64_edullmais_trend2	.0011592	.000407	2.85	0.004	.0003615	.0019569
c1965_74_edullmais_trend2	.0002229	.0003896	0.57	0.567	-.0005407	.0009866
c1975_84_edullmais_trend2	.0002644	.0003964	0.67	0.505	-.0005125	.0010414
c1985_94_edullmais_trend2	.0030308	.0010885	2.78	0.005	.0008975	.0051642
uf_d1	-.2608696	.0282034	-9.25	0.000	-.3161473	-.205592
uf_d2	-.2779267	.0411654	-6.75	0.000	-.3586093	-.197244
uf_d3	-.2177122	.0222444	-9.79	0.000	-.2613104	-.174114
uf_d4	.241658	.0516826	4.68	0.000	.140362	.342954
uf_d5	-.33715	.0172913	-19.50	0.000	-.3710404	-.3032596
uf_d6	-.0789951	.0450509	-1.75	0.080	-.1672932	.009303
uf_d7	-.558834	.0256922	-21.75	0.000	-.6091897	-.5084783
uf_d8	-.9945798	.0217794	-45.67	0.000	-1.037267	-.9518929
uf_d9	-.9119267	.0232997	-39.14	0.000	-.9575933	-.8662601
uf_d10	-.587993	.0158035	-37.21	0.000	-.6189673	-.5570186
uf_d11	-.7155765	.0225434	-31.74	0.000	-.7597607	-.6713923
uf_d12	-.774396	.021565	-35.91	0.000	-.8166627	-.7321293
uf_d13	-.4973694	.0154788	-32.13	0.000	-.5277072	-.4670315
uf_d14	-.4926242	.0234413	-21.02	0.000	-.5385683	-.4466801
uf_d15	-.5498252	.0224388	-24.50	0.000	-.5938044	-.5058461
uf_d16	-.4090503	.0148984	-27.46	0.000	-.4382506	-.37985
uf_d17	-.3464187	.0142439	-24.32	0.000	-.3743362	-.3185011
uf_d18	-.3694894	.0209395	-17.65	0.000	-.4105301	-.3284486
uf_d19	-.2559605	.0147244	-17.38	0.000	-.2848198	-.2271012
uf_d20	.0664168	.0139812	4.75	0.000	.0390141	.0938195
uf_d21	-.1926727	.0154093	-12.50	0.000	-.2228744	-.162471
uf_d22	-.1661598	.0185101	-8.98	0.000	-.2024389	-.1298807
uf_d23	-.2100436	.0146252	-14.36	0.000	-.2387085	-.1813787
uf_d24	-.3730345	.0204082	-18.28	0.000	-.4130339	-.3330352
uf_d25	-.3405601	.0200191	-17.01	0.000	-.3797968	-.3013234
uf_d26	-.4251479	.0165145	-25.74	0.000	-.4575156	-.3927801
uf_d27	0	(omitted)				
uf_d1_t	-.0101748	.004821	-2.11	0.035	-.0196237	-.0007258
uf_d1_t2	.0003911	.0001889	2.07	0.038	.0000208	.0007614
uf_d2_t	-.0090584	.0066535	-1.36	0.173	-.0220991	.0039823
uf_d2_t2	.0002144	.0002527	0.85	0.396	-.0002809	.0007098
uf_d3_t	-.0272462	.0039102	-6.97	0.000	-.03491	-.0195823
uf_d3_t2	.0010987	.0001556	7.06	0.000	.0007938	.0014037
uf_d4_t	-.0724151	.0081378	-8.90	0.000	-.0883649	-.0564653
uf_d4_t2	.0022609	.0003027	7.47	0.000	.0016676	.0028541
uf_d5_t	-.0298104	.00312	-9.55	0.000	-.0359255	-.0236952
uf_d5_t2	.001272	.0001267	10.04	0.000	.0010236	.0015204
uf_d6_t	-.0214445	.0072802	-2.95	0.003	-.0357134	-.0071755
uf_d6_t2	.0005482	.0002761	1.99	0.047	7.01e-06	.0010894
uf_d7_t	-.0141459	.0045007	-3.14	0.002	-.0229671	-.0053247
uf_d7_t2	.0008901	.0001787	4.98	0.000	.0005399	.0012403
uf_d8_t	.0091613	.0039946	2.29	0.022	.001332	.0169907
uf_d8_t2	.0004584	.0001625	2.82	0.005	.0001399	.0007769
uf_d9_t	-.0066624	.0042885	-1.55	0.120	-.0150677	.0017429
uf_d9_t2	.0006457	.0001755	3.68	0.000	.0003017	.0009897

uf_d10_t	-.0199832	.0029138	-6.86	0.000	-.0256941	-.0142723
uf_d10_t2	.0007572	.0001201	6.31	0.000	.0005219	.0009925
uf_d11_t	.0026077	.0041691	0.63	0.532	-.0055637	.0107791
uf_d11_t2	.0003517	.0001717	2.05	0.041	.0000151	.0006883
uf_d12_t	.0156793	.0039776	3.94	0.000	.0078834	.0234752
uf_d12_t2	-.000319	.0001638	-1.95	0.051	-.0006401	2.07e-06
uf_d13_t	-.0208156	.0028646	-7.27	0.000	-.0264301	-.015201
uf_d13_t2	.0009955	.0001182	8.42	0.000	.0007638	.0012273
uf_d14_t	-.0233498	.0043391	-5.38	0.000	-.0318543	-.0148454
uf_d14_t2	.0011147	.0001787	6.24	0.000	.0007644	.001465
uf_d15_t	-.0089702	.0041144	-2.18	0.029	-.0170343	-.0009061
uf_d15_t2	.0005149	.0001678	3.07	0.002	.0001861	.0008437
uf_d16_t	-.0264341	.0027366	-9.66	0.000	-.0317977	-.0210704
uf_d16_t2	.0010601	.0001126	9.42	0.000	.0008395	.0012807
uf_d17_t	-.0190444	.0026383	-7.22	0.000	-.0242153	-.0138735
uf_d17_t2	.0008579	.0001087	7.89	0.000	.0006449	.0010708
uf_d18_t	-.0159839	.0038151	-4.19	0.000	-.0234614	-.0085063
uf_d18_t2	.0008251	.0001555	5.31	0.000	.0005204	.0011298
uf_d19_t	-.0027682	.0027383	-1.01	0.312	-.0081351	.0025988
uf_d19_t2	.000176	.000113	1.56	0.119	-.0000455	.0003974
uf_d20_t	-.0240989	.0025812	-9.34	0.000	-.0291579	-.0190399
uf_d20_t2	.0004882	.0001062	4.60	0.000	.00028	.0006964
uf_d21_t	-.0218299	.0028654	-7.62	0.000	-.0274459	-.0162139
uf_d21_t2	.0008312	.0001179	7.05	0.000	.0006001	.0010623
uf_d22_t	-.0176742	.0033936	-5.21	0.000	-.0243255	-.0110229
uf_d22_t2	.0006785	.0001386	4.90	0.000	.0004068	.0009502
uf_d23_t	-.0150846	.0027016	-5.58	0.000	-.0203795	-.0097896
uf_d23_t2	.0005063	.0001111	4.56	0.000	.0002884	.0007241
uf_d24_t	-.0129485	.0037507	-3.45	0.001	-.0202997	-.0055972
uf_d24_t2	.0007766	.0001537	5.05	0.000	.0004752	.0010779
uf_d25_t	-.0034391	.0036742	-0.94	0.349	-.0106404	.0037622
uf_d25_t2	.0003469	.0001505	2.31	0.021	.000052	.0006418
uf_d26_t	-.0109937	.0030406	-3.62	0.000	-.0169532	-.0050341
uf_d26_t2	.0007685	.0001247	6.16	0.000	.0005241	.0010129
uf_d27_t	0	(omitted)				
uf_d27_t2	0	(omitted)				
_cons	.8659052	.0138744	62.41	0.000	.8387119	.8930986

Fonte: PNAD. Elaboração própria.

Tabela A.3: Resultado da regressão de salários sem correção de participação

Source	SS	df	MS	Number of obs = 2466547		
Model	947933.851	143	6628.90805	F(143,2466403) =11711.95		
Residual	1395972.872466403		.565995447	Prob > F = 0.0000		
				R-squared = 0.4044		
				Adj R-squared = 0.4044		
Total	2343906.722466546		.95027894	Root MSE = .75233		

lnsal_hora	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
casado	.2424665	.0010413	232.86	0.000	.2404256	.2445073
trend	.1036805	.0057567	18.01	0.000	.0923976	.1149634
trend2	0	(omitted)				
trend3	.0003899	8.64e-06	45.13	0.000	.000373	.0004068
educa	.1302268	.0002394	543.95	0.000	.1297575	.130696
c1935_44	1.466974	1.619009	0.91	0.365	-1.706227	4.640175
c1945_54	-1.4053734	.0586284	-6.91	0.000	-.5202829	-.2904638
c1955_64	-.97119	.0449777	-21.59	0.000	-1.059345	-.8830353
c1965_74	-1.10183	.0442604	-24.89	0.000	-1.188579	-1.015081
c1975_84	-1.381914	.0487343	-28.36	0.000	-1.477432	-1.286397
c1985_94	-3.460823	.2345237	-14.76	0.000	-3.920481	-3.001165
c1935_44_trend	-.2389879	.2925296	-0.82	0.414	-.8123357	.3343598
c1945_54_trend	.065606	.0084908	7.73	0.000	.0489643	.0822477
c1955_64_trend	.127363	.0065707	19.38	0.000	.1144846	.1402414
c1965_74_trend	.1235167	.0064799	19.06	0.000	.1108163	.136217
c1975_84_trend	.1342425	.0069871	19.21	0.000	.120548	.147937
c1985_94_trend	.341045	.0265646	12.84	0.000	.2889793	.3931108
c1935_44_trend2	.010393	.0131429	0.79	0.429	-.0153666	.0361527
c1945_54_trend2	-.001751	.0002887	-6.07	0.000	-.0023168	-.0011853
c1955_64_trend2	-.0036104	.0002193	-16.47	0.000	-.0040401	-.0031806
c1965_74_trend2	-.0032459	.0002165	-14.99	0.000	-.0036702	-.0028216
c1975_84_trend2	-.0033457	.0002309	-14.49	0.000	-.0037983	-.0028932
c1985_94_trend2	-.0088063	.0007396	-11.91	0.000	-.0102559	-.0073566
c1935_44_edu8a10	-2.469004	5.586423	-0.44	0.659	-13.4182	8.48019
c1945_54_edu8a10	1.000152	.1380163	7.25	0.000	.7296452	1.270659
c1955_64_edu8a10	.9821889	.0881806	11.14	0.000	.809358	1.15502
c1965_74_edu8a10	.8905158	.0808201	11.02	0.000	.7321111	1.04892
c1975_84_edu8a10	.7000679	.0820309	8.53	0.000	.5392902	.8608457
c1985_94_edu8a10	1.107636	.3172461	3.49	0.000	.485845	1.729427
c1935_44_edu1lmais	-7.731367	3.644687	-2.12	0.034	-14.87483	-.5879093
c1945_54_edu1lmais	.1148501	.0977888	1.17	0.240	-.0768126	.3065128
c1955_64_edu1lmais	.1851538	.0667448	2.77	0.006	.0543363	.3159713
c1965_74_edu1lmais	-.0219542	.0633848	-0.35	0.729	-.1461862	.1022779
c1975_84_edu1lmais	-.4675437	.0662809	-7.05	0.000	-.5974519	-.3376355
c1985_94_edu1lmais	.1162466	.2825324	0.41	0.681	-.437507	.6700003
edu8a10_trend	-.093576	.0021088	-44.37	0.000	-.0977092	-.0894428
edu8a10_trend2	.0091535	.0003959	23.12	0.000	.0083776	.0099295
edu8a10_trend3	-.0002759	.0000144	-19.09	0.000	-.0003042	-.0002475
edu1lmais_trend	.0055425	.0018705	2.96	0.003	.0018764	.0092086
edu1lmais_trend2	-.0017573	.0003288	-5.34	0.000	-.0024018	-.0011129
edu1lmais_trend3	5.86e-06	.0000118	0.50	0.620	-.0000173	.000029
c1935_44_edu8a10_trend	.5221818	1.010964	0.52	0.605	-1.459272	2.503636
c1945_54_edu8a10_trend	-.1300723	.0195454	-6.65	0.000	-.1683807	-.0917639
c1955_64_edu8a10_trend	-.1349023	.0127189	-10.61	0.000	-.159831	-.1099737
c1965_74_edu8a10_trend	-.1210943	.0118295	-10.24	0.000	-.1442797	-.0979089
c1975_84_edu8a10_trend	-.1133054	.0119437	-9.49	0.000	-.1367147	-.0898961
c1985_94_edu8a10_trend	-.1512027	.0362748	-4.17	0.000	-.2223	-.0801053

c1935_44_edullmais_trend	1.456124	.6596857	2.21	0.027	.1631632	2.749085
c1945_54_edullmais_trend	.0052701	.0139489	0.38	0.706	-.0220692	.0326095
c1955_64_edullmais_trend	-.0127415	.0097127	-1.31	0.190	-.031778	.006295
c1965_74_edullmais_trend	.0039159	.0093303	0.42	0.674	-.0143176	.0221494
c1975_84_edullmais_trend	.0253531	.0096004	2.64	0.008	.0065367	.0441695
c1985_94_edullmais_trend	-.0406113	.0320108	-1.27	0.205	-.1033513	.0221287
c1935_44_edu8a10_trend2	-.0255614	.0454944	-0.56	0.574	-.114729	.0636061
c1945_54_edu8a10_trend2	.0041707	.0006562	6.36	0.000	.0028846	.0054568
c1955_64_edu8a10_trend2	.0044876	.0004205	10.67	0.000	.0036635	.0053118
c1965_74_edu8a10_trend2	.0039588	.0003935	10.06	0.000	.0031877	.00473
c1975_84_edu8a10_trend2	.0039934	.0003962	10.08	0.000	.003217	.0047699
c1985_94_edu8a10_trend2	.0048611	.0010187	4.77	0.000	.0028645	.0068576
c1935_44_edullmais_trend2	-.0654084	.0296979	-2.20	0.028	-.1236154	-.0072015
c1945_54_edullmais_trend2	.0004377	.0004689	0.93	0.351	-.0004814	.0013567
c1955_64_edullmais_trend2	.0010469	.0003216	3.25	0.001	.0004165	.0016772
c1965_74_edullmais_trend2	.000393	.000309	1.27	0.203	-.0002126	.0009986
c1975_84_edullmais_trend2	.0003282	.0003167	1.04	0.300	-.0002925	.000949
c1985_94_edullmais_trend2	.0019584	.0008917	2.20	0.028	.0002107	.0037061
uf_d1	-.1385279	.0396546	-3.49	0.000	-.2162495	-.0608062
uf_d2	-.2063478	.0462908	-4.46	0.000	-.297076	-.1156195
uf_d3	-.2300903	.0373243	-6.16	0.000	-.3032446	-.1569359
uf_d4	.3681811	.0524481	7.02	0.000	.2653848	.4709775
uf_d5	-.2869375	.0355963	-8.06	0.000	-.356705	-.2171699
uf_d6	0	(omitted)				
uf_d7	-.4428431	.0385682	-11.48	0.000	-.5184355	-.3672508
uf_d8	-.8413961	.0370295	-22.72	0.000	-.9139726	-.7688196
uf_d9	-.7808861	.0376082	-20.76	0.000	-.8545968	-.7071754
uf_d10	-.4836598	.0351461	-13.76	0.000	-.552545	-.4147746
uf_d11	-.6386097	.0374033	-17.07	0.000	-.7119189	-.5653006
uf_d12	-.6596676	.0370089	-17.82	0.000	-.7322037	-.5871314
uf_d13	-.4401399	.0350724	-12.55	0.000	-.5088806	-.3713992
uf_d14	-.4577918	.0377716	-12.12	0.000	-.5318228	-.3837609
uf_d15	-.4833114	.0373752	-12.93	0.000	-.5565656	-.4100573
uf_d16	-.3510391	.0349056	-10.06	0.000	-.4194528	-.2826254
uf_d17	-.2276928	.0347215	-6.56	0.000	-.2957456	-.15964
uf_d18	-.2607148	.036782	-7.09	0.000	-.3328062	-.1886235
uf_d19	-.136632	.0348542	-3.92	0.000	-.204945	-.068319
uf_d20	.1622468	.0346644	4.68	0.000	.0943058	.2301879
uf_d21	-.085003	.0350306	-2.43	0.015	-.1536618	-.0163443
uf_d22	-.0339645	.0359244	-0.95	0.344	-.1043751	.0364462
uf_d23	-.0940447	.0348215	-2.70	0.007	-.1622936	-.0257958
uf_d24	-.2485181	.0365715	-6.80	0.000	-.3201969	-.1768393
uf_d25	-.220105	.0364391	-6.04	0.000	-.2915243	-.1486858
uf_d26	-.3048691	.0353364	-8.63	0.000	-.3741271	-.235611
uf_d27	.0863111	.0357988	2.41	0.016	.0161468	.1564754
uf_d1_t	.0165904	.0064272	2.58	0.010	.0039934	.0291874
uf_d1_t2	-.012603	.0002818	-44.72	0.000	-.0131553	-.0120506
uf_d2_t	.0254153	.0073893	3.44	0.001	.0109325	.0398981
uf_d2_t2	-.0130894	.0003115	-42.02	0.000	-.0136999	-.0124788
uf_d3_t	.006641	.0060466	1.10	0.272	-.00521	.0184921
uf_d3_t2	-.012076	.000269	-44.89	0.000	-.0126032	-.0115487
uf_d4_t	-.048738	.0082781	-5.89	0.000	-.0649627	-.0325133
uf_d4_t2	-.0107377	.0003402	-31.57	0.000	-.0114044	-.010071
uf_d5_t	.0005799	.005742	0.10	0.920	-.0106742	.0118341
uf_d5_t2	-.0118761	.0002589	-45.87	0.000	-.0123835	-.0113687
uf_d6_t	0	(omitted)				
uf_d6_t2	-.01232	.0003257	-37.83	0.000	-.0129583	-.0116817
uf_d7_t	.0159273	.0062768	2.54	0.011	.003625	.0282296
uf_d7_t2	-.0122485	.0002778	-44.08	0.000	-.0127931	-.0117039
uf_d8_t	.033935	.0060663	5.59	0.000	.0220452	.0458248
uf_d8_t2	-.0125929	.000272	-46.30	0.000	-.013126	-.0120598
uf_d9_t	.0234384	.0061852	3.79	0.000	.0113155	.0355612
uf_d9_t2	-.0125381	.0002756	-45.49	0.000	-.0130783	-.0119979

uf_d10_t	.0020054	.0056746	0.35	0.724	-.0091167	.0131275
uf_d10_t2	-.0120134	.000257	-46.74	0.000	-.0125172	-.0115097
uf_d11_t	.0327483	.0061497	5.33	0.000	.0206951	.0448016
uf_d11_t2	-.0128546	.0002747	-46.80	0.000	-.0133393	-.0123163
uf_d12_t	.0408528	.0060674	6.73	0.000	.0289609	.0527448
uf_d12_t2	-.0133511	.0002713	-49.21	0.000	-.0138829	-.0128193
uf_d13_t	.0008689	.005663	0.15	0.878	-.0102304	.0119683
uf_d13_t2	-.0118327	.0002567	-46.09	0.000	-.0123359	-.0113295
uf_d14_t	.008893	.006228	1.43	0.153	-.0033136	.0210996
uf_d14_t2	-.0121251	.0002794	-43.40	0.000	-.0126727	-.0115776
uf_d15_t	.0183277	.0061292	2.99	0.003	.0063146	.0303407
uf_d15_t2	-.0124968	.0002737	-45.67	0.000	-.0130332	-.0119604
uf_d16_t	-.0030568	.0056208	-0.54	0.587	-.0140733	.0079597
uf_d16_t2	-.0118005	.000255	-46.28	0.000	-.0123003	-.0113007
uf_d17_t	.0034689	.0055888	0.62	0.535	-.0074849	.0144227
uf_d17_t2	-.0119365	.0002532	-47.14	0.000	-.0124329	-.0114402
uf_d18_t	.0093791	.0059984	1.56	0.118	-.0023775	.0211357
uf_d18_t2	-.0121202	.0002682	-45.20	0.000	-.0126458	-.0115946
uf_d19_t	.0130398	.005621	2.32	0.020	.0020229	.0240568
uf_d19_t2	-.0123979	.000254	-48.82	0.000	-.0128957	-.0119001
uf_d20_t	-.0036125	.0055733	-0.65	0.517	-.0145359	.007311
uf_d20_t2	-.0121905	.0002523	-48.32	0.000	-.012685	-.0116961
uf_d21_t	.0038003	.0056561	0.67	0.502	-.0072855	.0148861
uf_d21_t2	-.0120299	.0002554	-47.10	0.000	-.0125305	-.0115293
uf_d22_t	.0107526	.0058294	1.84	0.065	-.0006728	.0221779
uf_d22_t2	-.012341	.0002619	-47.13	0.000	-.0128543	-.0118278
uf_d23_t	.0074157	.0056073	1.32	0.186	-.0035744	.0184058
uf_d23_t2	-.0122509	.0002533	-48.37	0.000	-.0127473	-.0117545
uf_d24_t	.0082209	.0059688	1.38	0.168	-.0034778	.0199196
uf_d24_t2	-.0118931	.0002672	-44.52	0.000	-.0124167	-.0113694
uf_d25_t	.0239284	.0059376	4.03	0.000	.0122909	.0355659
uf_d25_t2	-.0126686	.0002665	-47.53	0.000	-.013191	-.0121462
uf_d26_t	.0140304	.0057127	2.46	0.014	.0028337	.025227
uf_d26_t2	-.0121312	.000258	-47.01	0.000	-.0126369	-.0116254
uf_d27_t	.0181221	.0058073	3.12	0.002	.00674	.0295042
uf_d27_t2	-.0125936	.0002604	-48.36	0.000	-.013104	-.0120831
_cons	.5921381	.0344904	17.17	0.000	.5245381	.6597381

Fonte: PNAD. Elaboração própria.

## Apêndice B – Estatísticas descritivas de participação, salários, renda do não-trabalho e horas e gráficos adicionais de resultados

Tabela B.1: Quantidade de observações na PEA e taxa de ocupação por ano e anos de estudo

Ano	Anos de Estudo						Total	
	0 a 7		8 a 10		11 ou mais		# de obs	% ocupados
1992	75,396	94.2	16,566	90.7	28,302	94.1	120,264	93.7
1993	75,335	94.4	17,189	91.0	29,595	94.5	122,119	94.0
1995	78,812	94.8	18,718	91.5	32,961	94.9	130,491	94.3
1996	73,208	93.8	20,287	91.0	34,233	94.1	127,728	93.4
1997	78,020	93.2	20,822	89.9	37,629	93.0	136,471	92.6
1998	76,167	92.2	21,848	87.7	39,496	92.3	137,511	91.5
1999	77,854	91.7	23,169	87.3	42,608	90.9	143,631	90.7
2001	79,313	91.7	25,900	87.9	51,308	91.5	156,521	91.0
2002	79,036	92.2	26,763	88.1	56,901	91.1	162,700	91.1
2003	76,549	91.8	27,442	87.4	60,107	90.4	164,098	90.5
2004	75,251	92.5	28,743	88.5	65,158	90.9	169,152	91.2
2005	75,938	92.4	29,335	87.9	70,838	90.6	176,111	90.9
2006	72,425	93.2	29,533	89.3	75,307	91.5	177,265	91.8
2007	67,614	93.5	29,826	89.6	76,490	91.3	173,930	91.9
2008	63,265	94.5	29,692	91.2	79,899	92.3	172,856	92.9
2009	63,530	93.2	28,854	89.9	85,571	91.5	177,955	91.8
2011	49,718	94.6	26,279	92.2	79,964	93.2	155,961	93.5
2012	48,192	95.0	26,364	92.4	83,236	93.8	157,792	94.0
2013	46,271	94.6	25,928	92.4	85,093	93.5	157,292	93.7
Total	1,331,894	93.2	473,258	89.7	1,114,696	92.2	2,919,848	92.3

Fonte: PNAD. Elaboração própria.

Tabela B.2: Estatísticas Descritivas – Salários e Renda do não trabalho<sup>9</sup>

Ano	# Obs	Salários		Renda do não trabalho		
		Média	DP	# Obs	Média	DP
1992	100,696	1,261	2,599	159,563	100.6	540
1993	102,957	1,333	3,539	162,211	108.2	485
1995	110,764	1,579	2,741	171,051	130.0	557
1996	107,909	1,614	2,831	170,977	131.5	524
1997	114,710	1,593	2,836	180,134	133.1	556
1998	114,370	1,575	2,698	181,431	148.4	567
1999	117,898	1,449	2,362	187,175	144.5	570
2001	130,685	1,404	2,412	205,353	142.6	556
2002	135,761	1,370	2,314	210,741	143.3	509
2003	136,018	1,251	2,051	211,977	132.7	451
2004	141,856	1,272	2,252	215,898	137.1	475
2005	147,272	1,321	2,389	222,965	145.6	485
2006	150,153	1,417	2,442	225,828	157.6	519
2007	147,338	1,453	2,405	221,874	150.6	492
2008	148,748	1,484	2,483	218,768	156.4	540
2009	151,618	1,521	2,924	223,799	160.2	547
2011	134,117	1,633	2,603	201,027	155.0	484
2012	138,045	1,712	2,764	203,198	162.4	557
2013	136,292	1,787	2,787	203,014	163.9	504
Total	2,467,207	1,475	2,605	3,776,984	143.6	522

Obs: Os salários correspondem aos rendimentos de todos os trabalhos. A renda do não-trabalho é a renda domiciliar per capita de todas as fontes, exceto o trabalho. Estão reportados a quantidade de observações, a média dos valores e seus desvios-padrão por ano.

Fonte: PNAD. Elaboração própria.

<sup>9</sup> Notamos que os indivíduos que não possuem salário (por não participarem do mercado de trabalho) são reportados pela pesquisa como dado inexistente (*missing value*), enquanto a renda não proveniente do trabalho é apresentada como 0 se inexistente. Isso explica a quantidade maior de observações para a renda do não-trabalho do que para os salários.

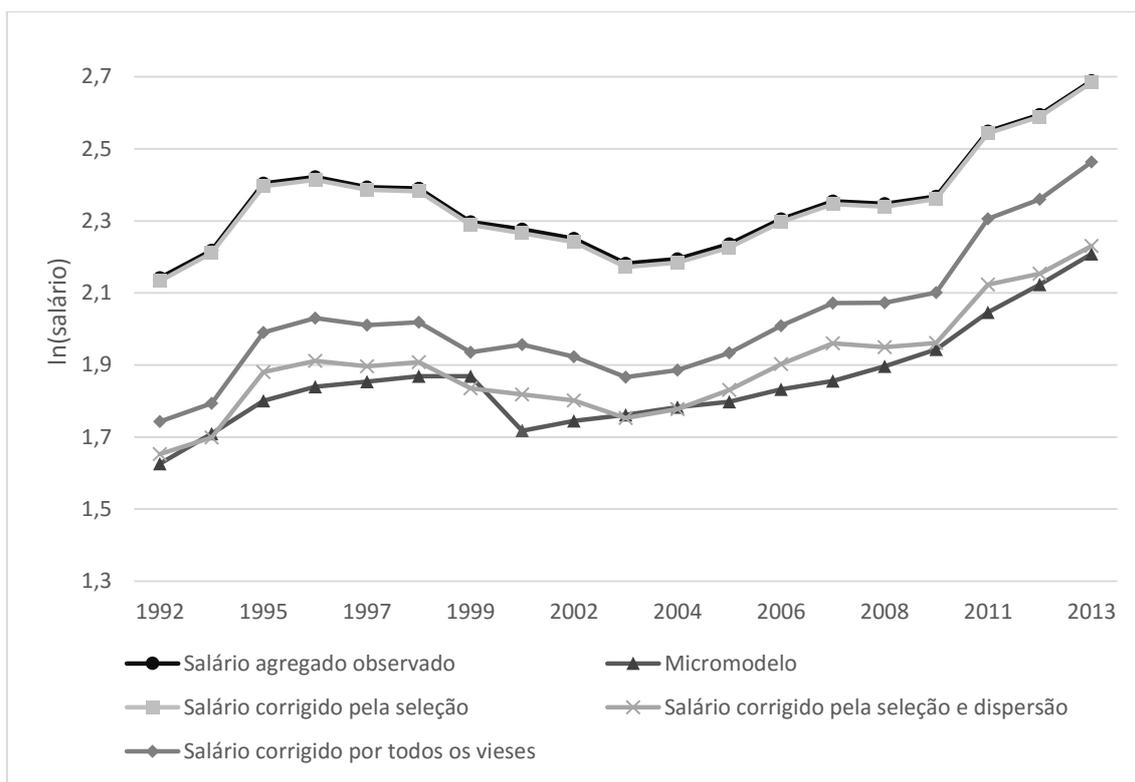
Tabela B.3: Estatísticas Descritivas – Horas trabalhadas e salário/hora

Ano	Horas trabalhadas			Salário/hora		
	# Obs	Média	DP	# Obs	Média	DP
1992	112,750	169.4	59.2	100,696	7.9	16.4
1993	114,769	167.2	59.1	102,957	8.5	23.6
1995	123,105	167.7	58.7	110,764	10.2	24.6
1996	119,394	170.4	60.6	107,909	10.6	29.2
1997	126,426	169.1	59.9	114,710	10.4	27.3
1998	125,901	169.2	60.6	114,370	10.3	29.3
1999	130,353	167.3	59.8	117,898	9.4	22.7
2001	142,450	169.1	58.9	130,685	9.3	23.5
2002	148,267	166.5	58.9	135,761	9.0	19.4
2003	148,605	165.7	58.0	136,018	8.5	23.8
2004	154,315	164.9	56.9	141,856	8.7	32.4
2005	160,104	163.2	56.8	147,272	9.0	23.5
2006	162,802	162.9	56.2	150,153	9.7	27.0
2007	159,782	162.6	55.6	147,338	10.2	36.3
2008	160,589	162.4	54.6	148,748	9.9	21.5
2009	163,437	161.9	53.2	151,618	10.2	27.6
2011	145,781	161.9	51.4	134,117	12.7	47.7
2012	148,264	161.3	50.7	138,045	13.2	50.6
2013	147,306	159.7	50.7	136,292	15.2	80.2
Total	2,694,400	165.1	56.8	2,467,207	10.2	34.6

Obs: As horas trabalhadas correspondem às horas semanais reportadas multiplicadas por 4. O salário/hora é a razão entre os rendimentos de todos os trabalhos e a quantidade de horas trabalhadas no mês. Estão reportados a quantidade de observações, a média dos valores e seus desvios-padrão por ano.

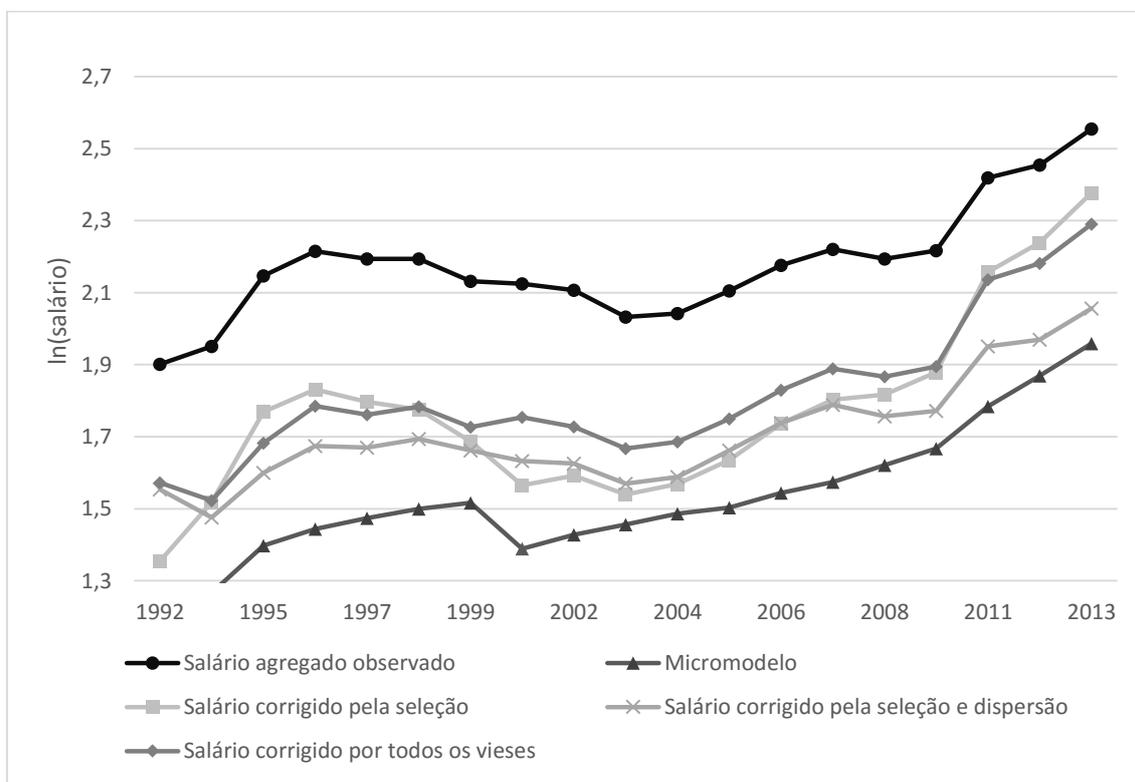
Fonte: PNAD. Elaboração própria.

Gráfico B.1: Salário agregado, estimativas do micromodelo e correções, apenas homens



Fonte: PNAD. Elaboração própria.

Gráfico B.2: Salário agregado, estimativas do micromodelo e correções, apenas mulheres



Fonte: PNAD. Elaboração própria.

## Anexo A – Lema proposto por Blundell et al (2003) e prova do mesmo

O lema e a prova aqui expostos são de uma versão anterior do trabalho de Blundell et al (2003), publicada como *working paper* pela UC Berkeley em 1999. A referência completa está incluída na bibliografia. Apresentaremos tanto o lema quanto a prova exatamente como no texto original, em inglês.

A primeira parte é o lema em si, apresentado na página 11 de Blundell et al (1999) como abaixo:

**Lemma 2.1.** *Suppose that  $(U, V)$  are jointly normal random variables: namely*

$$\begin{pmatrix} U \\ V \end{pmatrix} \sim \mathcal{N} \left( \begin{pmatrix} \mu_U \\ \mu_V \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} \sigma_U^2 & \sigma_{UV} \\ \sigma_{UV} & \sigma_V^2 \end{pmatrix} \right).$$

*Suppose also that*

$$\ln \mathcal{W} = U \text{ and } I = 1 [V < 0].$$

*Then:*

A.

$$E[\mathcal{W}|I = 1] = e^{\mu_U + \frac{1}{2}\sigma_U^2} \cdot \frac{\Phi \left[ \frac{-\mu_V - \sigma_{UV}}{\sigma_V} \right]}{\Phi \left[ \frac{-\mu_V}{\sigma_V} \right]}. \quad (2.8)$$

B.

$$E[V\mathcal{W}|I = 1] = e^{\mu_U + \frac{1}{2}\sigma_U^2} \cdot \left\{ \mu_V + \sigma_{UV} - \sigma_V \lambda \left[ \frac{-\mu_V - \sigma_{UV}}{\sigma_V} \right] \right\} \cdot \frac{\Phi \left[ \frac{-\mu_V - \sigma_{UV}}{\sigma_V} \right]}{\Phi \left[ \frac{-\mu_V}{\sigma_V} \right]}. \quad (2.9)$$

Fonte: Blundell et al (1999), p. 11

Apresentado o lema, passamos para a prova do mesmo, apresentada também no texto de 1999, como apêndice A. Esta prova é interessante para entendermos os resultados dos modelos teóricos apresentados neste trabalho, uma vez que todas as aplicações empíricas dependem da formulação deste lema.

## A. Appendix A: Proof of Lemma 2.1 and Related Results

Under the conditions of Lemma 2.1, we begin with some familiar derivations, and then proceed to the Proof. The event  $\mathcal{V} < 0$  is equivalent to the event  $(\mathcal{V} - \mu_{\mathcal{V}})/\sigma_{\mathcal{V}} < -\mu_{\mathcal{V}}/\sigma_{\mathcal{V}}$ , so that

$$E[I] = \Phi \left[ \frac{-\mu_{\mathcal{V}}}{\sigma_{\mathcal{V}}} \right]$$

follows by definition where  $\Phi[\cdot]$  is the standard normal c.d.f.

Note first that

$$\frac{\partial}{\partial \eta} \left[ e^{-\frac{\eta^2}{2\sigma^2}} \right] = -\frac{\eta}{\sigma^2} e^{-\frac{\eta^2}{2\sigma^2}}.$$

With

$$\begin{aligned} u &\equiv \mathcal{U} - \mu_{\mathcal{U}} \\ v &\equiv \mathcal{V} - \mu_{\mathcal{V}} \end{aligned} \tag{A.1}$$

normality implies that

$$u = \frac{\sigma_{\mathcal{U}\mathcal{V}}}{\sigma_{\mathcal{V}}^2} v + s \tag{A.2}$$

where  $s$  is independent of  $v$ . Therefore,

$$\begin{aligned} E(uI) &= \frac{\sigma_{\mathcal{U}\mathcal{V}}}{\sigma_{\mathcal{V}}^2} \int_{-\infty}^{-\mu_{\mathcal{V}}} \frac{v}{\sqrt{2\pi\sigma_{\mathcal{V}}}} e^{-\frac{v^2}{2\sigma_{\mathcal{V}}^2}} dv \\ &= -\frac{\sigma_{\mathcal{U}\mathcal{V}}}{\sigma_{\mathcal{V}}} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(-\mu_{\mathcal{V}})^2}{2\sigma_{\mathcal{V}}^2}} \\ &= -\frac{\sigma_{\mathcal{U}\mathcal{V}}}{\sigma_{\mathcal{V}}} \phi \left( \frac{-\mu_{\mathcal{V}}}{\sigma_{\mathcal{V}}} \right). \end{aligned} \tag{A.3}$$

Noting that  $E(\mathcal{U}I) = \mu_{\mathcal{U}}E(I) + E(uI)$  and  $E(\mathcal{U}|I) = E(\mathcal{U}I)/E(I)$ , we have that

$$E[\mathcal{U}I] = \mu_{\mathcal{U}}\Phi \left[ \frac{-\mu_{\mathcal{V}}}{\sigma_{\mathcal{V}}} \right] - \frac{\sigma_{\mathcal{U}\mathcal{V}}}{\sigma_{\mathcal{V}}} \phi \left[ \frac{-\mu_{\mathcal{V}}}{\sigma_{\mathcal{V}}} \right] \tag{A.4}$$

where  $\phi[\cdot]$  is the standard normal density function. Consequently, we have

$$E[\mathcal{U}|I=1] = \frac{E[\mathcal{U}I]}{E[I]} = \mu_{\mathcal{U}} - \frac{\sigma_{\mathcal{U}\mathcal{V}}}{\sigma_{\mathcal{V}}} \lambda \left[ \frac{-\mu_{\mathcal{V}}}{\sigma_{\mathcal{V}}} \right] \tag{A.5}$$

where  $\lambda[\cdot] = \phi[\cdot]/\Phi[\cdot]$  is the inverse Mill's ratio.<sup>30</sup>

Applying (A.4) to the case with  $\mathcal{U} = a + b\mathcal{V}$  gives

$$E[(a + b\mathcal{V})I] = (a + b\mu_{\mathcal{V}}) \Phi\left[\frac{-\mu_{\mathcal{V}}}{\sigma_{\mathcal{V}}}\right] - b\sigma_{\mathcal{V}}\phi\left[\frac{-\mu_{\mathcal{V}}}{\sigma_{\mathcal{V}}}\right]$$

and

$$E[(a + b\mathcal{V})|I = 1] = (a + b\mu_{\mathcal{V}}) - b\sigma_{\mathcal{V}}\lambda\left[\frac{-\mu_{\mathcal{V}}}{\sigma_{\mathcal{V}}}\right].$$

### A.1. Proof of Lemma 2.1

For A, first note that

$$E[\mathcal{W}I] = e^{\mu_{\mathcal{U}}} E(e^s) E\left(e^{\frac{\sigma_{\mathcal{U}\mathcal{V}}v}{\sigma_{\mathcal{V}}^2}} I\right) \quad (\text{A.6})$$

since  $s$  (of (A.2)) is independent of  $v$ . Now

$$\begin{aligned} E(e^s) &= e^{E(s) + \frac{1}{2}\sigma_s^2} \\ &= e^{\frac{1}{2}\sigma_{\mathcal{U}}^2(1 - \rho_{\mathcal{U}\mathcal{V}}^2)} \end{aligned} \quad (\text{A.7})$$

where  $\rho_{\mathcal{U}\mathcal{V}} = \sigma_{\mathcal{U}\mathcal{V}}/\sigma_{\mathcal{U}}\sigma_{\mathcal{V}}$ .

The final term of (A.6) is developed as

$$\begin{aligned} E\left(e^{\frac{\sigma_{\mathcal{U}\mathcal{V}}v}{\sigma_{\mathcal{V}}^2}} I\right) &= \int_{v < -\mu_{\mathcal{V}}} e^{\frac{\sigma_{\mathcal{U}\mathcal{V}}v}{\sigma_{\mathcal{V}}^2}} \left[ \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_{\mathcal{V}}} e^{-\frac{v^2}{2\sigma_{\mathcal{V}}^2}} \right] dv \\ &= \int_{v < -\mu_{\mathcal{V}}} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_{\mathcal{V}}} e^{\left[-\frac{v^2}{2\sigma_{\mathcal{V}}^2} + \frac{\sigma_{\mathcal{U}\mathcal{V}}v}{\sigma_{\mathcal{V}}^2}\right]} dv \end{aligned}$$

This term is simplified by completing the square in the exponent of the latter integral. The exponent is

$$\begin{aligned} -\frac{v^2}{2\sigma_{\mathcal{V}}^2} + \frac{\sigma_{\mathcal{U}\mathcal{V}}v}{\sigma_{\mathcal{V}}^2} &= -\frac{1}{2\sigma_{\mathcal{V}}^2} [v^2 - 2\sigma_{\mathcal{U}\mathcal{V}}v] \\ &= -\frac{1}{2\sigma_{\mathcal{V}}^2} [v - \sigma_{\mathcal{U}\mathcal{V}}]^2 + \frac{\sigma_{\mathcal{U}\mathcal{V}}^2}{2\sigma_{\mathcal{V}}^2} \end{aligned}$$

---

<sup>30</sup>Recall that our notational convention is that  $E(\cdot|I)$  denotes expectation conditional on  $I = 1$ .

This implies that

$$\begin{aligned}
E\left(e^{\frac{\sigma_{UV}}{\sigma_V^2}v} I\right) &= e^{\frac{\sigma_{UV}^2}{2\sigma_V^2}} \int_{v < -\mu_V} \left[ \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_V} e^{-\frac{1}{2\sigma_V^2}[v-\sigma_{UV}]^2} \right] dv \\
&= e^{\frac{\sigma_{UV}^2}{2\sigma_V^2}} \int_{v^* < -\mu_V - \sigma_{UV}} \left[ \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_V} e^{-\frac{1}{2\sigma_V^2}(v^*)^2} \right] dv^* \\
&= e^{\frac{\sigma_{UV}^2}{2\sigma_V^2}} \Phi\left[\frac{-\mu_V - \sigma_{UV}}{\sigma_V}\right]
\end{aligned}$$

Collecting all of the terms gives

$$\begin{aligned}
E[\mathcal{W}I] &= e^{\mu_U} E(e^s) E\left(e^{\frac{\sigma_{UV}}{\sigma_V^2}v} I\right) \\
&= e^{\mu_U} e^{\frac{1}{2}\sigma_U^2(1-\rho_{UV}^2)} e^{\frac{\sigma_{UV}^2}{2\sigma_V^2}} \Phi\left[\frac{-\mu_V - \sigma_{UV}}{\sigma_V}\right] \\
&= e^{\mu_U + \frac{1}{2}\sigma_U^2} \Phi\left[\frac{-\mu_V - \sigma_{UV}}{\sigma_V}\right]
\end{aligned}$$

Dividing by the formula for  $E[\mathcal{W}I]$  by  $E[I]$  gives the result for  $E[\mathcal{W}|I]$ , or (2.8). Noting that the mean of  $\mathcal{W}$  in the population (without selection) is  $E[\mathcal{W}] = e^{\mu_U + \frac{1}{2}\sigma_U^2}$  yields the remark following the statement of Lemma 2.1.

For part B, using (A.1) and (A.2), we have that

$$\mathcal{V}\mathcal{W} = \mu_V \mathcal{W} + e^{\mu_U} e^s \left( v \cdot e^{\frac{\sigma_{UV}}{\sigma_V^2}v} \right)$$

so that

$$E[\mathcal{V}\mathcal{W}I] = \mu_V E[\mathcal{W}I] + e^{\mu_U} E(e^s) E\left(v \cdot e^{\frac{\sigma_{UV}}{\sigma_V^2}v} I\right)$$

The first term can be solved for from part A, so we focus on the second term. We have

$$E\left(v \cdot e^{\frac{\sigma_{UV}}{\sigma_V^2}v} I\right) = \int_{v < -\mu_V} v \cdot e^{\frac{\sigma_{UV}}{\sigma_V^2}v} \left[ \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_V} e^{-\frac{v^2}{2\sigma_V^2}} \right] dv$$

$$\begin{aligned}
&= \int_{v < -\mu_V} \frac{v}{\sqrt{2\pi}\sigma_V} e^{\left[-\frac{v^2}{2\sigma_V^2} + \frac{\sigma_{UV}}{\sigma_V^2}v\right]} dv \\
&= e^{\frac{\sigma_{UV}^2}{2\sigma_V^2}} \int_{v^* < -\mu_V - \sigma_{UV}} (v^* + \sigma_{UV}) \left[ \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_V} e^{-\frac{1}{2\sigma_V^2}(v^*)^2} \right] dv^* \\
&= e^{\frac{\sigma_{UV}^2}{2\sigma_V^2}} \left\{ \int_{v^* < -\mu_V - \sigma_{UV}} v^* \left[ \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_V} e^{-\frac{1}{2\sigma_V^2}(v^*)^2} \right] dv^* + \sigma_{UV} \Phi \left[ \frac{-\mu_V - \sigma_{UV}}{\sigma_V} \right] \right\} \\
&= e^{\frac{\sigma_{UV}^2}{2\sigma_V^2}} \left\{ -\sigma_V \phi \left[ \frac{-\mu_V - \sigma_{UV}}{\sigma_V} \right] + \sigma_{UV} \Phi \left[ \frac{-\mu_V - \sigma_{UV}}{\sigma_V} \right] \right\}
\end{aligned}$$

where the third equality follows from completing the square as in part A, and the last equality follows from direct integration as in (A.3) above. Now, collecting terms gives

$$\begin{aligned}
E[\mathcal{V}\mathcal{W}I] &= \mu_V E[\mathcal{W}I] + e^{\mu_U} E(e^s) E\left(v \cdot e^{\frac{\sigma_{UV}}{\sigma_V^2}v} I\right) \\
&= \mu_V e^{\mu_U + \frac{1}{2}\sigma_U^2} \Phi \left[ \frac{-\mu_V - \sigma_{UV}}{\sigma_V} \right] \\
&\quad + e^{\mu_U + \frac{1}{2}\sigma_U^2} \left\{ -\sigma_V \phi \left[ \frac{-\mu_V - \sigma_{UV}}{\sigma_V} \right] + \sigma_{UV} \Phi \left[ \frac{-\mu_V - \sigma_{UV}}{\sigma_V} \right] \right\} \\
&= e^{\mu_U + \frac{1}{2}\sigma_U^2} \left\{ (\mu_V + \sigma_{UV}) \Phi \left[ \frac{-\mu_V - \sigma_{UV}}{\sigma_V} \right] - \sigma_V \phi \left[ \frac{-\mu_V - \sigma_{UV}}{\sigma_V} \right] \right\}
\end{aligned}$$

Equation (2.9) follows from dividing by  $E[I]$ . This completes the proof of the Lemma 2.1.

Fonte: Blundell et al (1999), p. 34-37