

# Discriminação Racial no Mercado de Enfermagem no Brasil: Evidências a partir de Estimativa de Dados em Painel

## Racial Discrimination in Nursing Market in Brazil: Evidence from Panel Data Estimation

Paulo R. A. Loureiro\*

Tito Belchior Silva Moreira\*\*

Antônio Nascimento Júnior\*\*\*

**Resumo:** Este trabalho investiga a existência de discriminação entre os profissionais de enfermagem no Brasil utilizando o procedimento de decomposição de Oaxaca-Ransom (1994, 1999), em conjunto com a metodologia de dados em painel utilizada para estimar os parâmetros para aplicação do método. Os coeficientes são substancialmente maiores no período 1992-2011, sugerindo que há mudanças estruturais na formação dos salários para todas as coortes. Os coeficientes referentes às coortes procuram capturar os efeitos fixos dos grupos etários. O efeito fixo para os brancos (167,4%) é muito maior do que o para os não brancos (119,7%), sugerindo que os brancos teriam experimentado aumentos de salário superiores aos não brancos.

**Palavras-chave:** Enfermeiros. Discriminação por raça. Decomposição de Oaxaca-Ransom. Pseudopainel.

**Abstract:** This paper investigates the existence of discrimination among nursing professionals in Brazil by taking into account the Oaxaca-Ransom decomposition (1994, 1999) together with the methodology of panel data used to estimate the parameters that form the basis for application of this procedure method. The coefficients are substantially larger in the period 1992-2011, suggesting that there had been structural changes in the wage formation for all cohorts. The coefficients for cohorts seek to capture the fixed effects of age groups. The fixed-effect for whites (167.4%) has become quite higher than for non-whites (119.7%), suggesting that they would have experienced higher increases to their salary.

**Keywords:** Nurses. Racial discrimination. Oaxaca-Ransom decomposition. Pseudo-panel.

**JEL Classification:** J71; J31.

---

\* Doutor em Economia pela Universidade de Brasília (UnB). Professor do Departamento de Economia da UnB. E-mail: pauloloureiro@unb.br

\*\* Doutor em Economia pela Universidade de Brasília (UnB). Professor do Departamento de Economia da Universidade Católica de Brasília (UCB). E-mail: tito@pos.ucb.br

\*\*\* Doutor em Economia pela Universidade de Brasília (UnB). Professor do Departamento de Administração da Universidade de Brasília (UnB). E-mail: anjunior@unb.br

# 1 Introdução

O interesse relativo à discriminação na área de mercado de trabalho é motivado principalmente pelo diferencial de salário ou renda que geralmente se observa de maneira sistêmica entre grupos distintos. Os diferenciais de salários entre os setores público e privado avaliados por Vergara (1991) e Vergara e Wiltgen (1995) são exemplos de pesquisa nessa área, assim como a existência de discriminação por gênero entre advogados no setor privado do mercado de trabalho brasileiro estudada por Loureiro, Sachsida e Moreira (2011).

A discriminação tomada num sentido econômico, ou discriminação econômica, é um conceito difícil de ser definido. Em termos práticos, existe uma grande disparidade em termos de renda, ganhos e salários entre diversos grupos demográficos classificados por sexo, raça, etnia e demais características. Quando essas disparidades são sistêmicas e recorrentes, muitos consideram como um sinal de desigualdade, embora a definição de desigualdade seja objeto de controvérsia. O fato de que a discriminação – cujo aparato conceitual tem por base o diferencial de resultado em conjunto com um ambiente de suposta desigualdade – afeta os diferentes grupos complica a determinação clara desse conceito.

A análise da questão do ponto de vista puramente econômico, como assinala Cain (1986), pode ser discutida a partir da seguinte indagação: assumindo que os agentes econômicos são racionais, é possível bens idênticos possuírem preços distintos num mercado competitivo? No mercado de trabalho, o salário é o preço de um produto denominado de força de trabalho, sendo que tomar a força de trabalho como idêntica é assinalar que seus elementos possuem a mesma produtividade.

Assim, é possível perceber o que ocorre em relação ao *gap* de salário existente entre homens e mulheres. Uma explicação, a princípio, se deve ao ônus que a mulher tem de suportar por possuir a maior parte da responsabilidade na educação dos filhos, adquirindo menos experiência e capital humano (MINCER; POLACHEK, 1974; BECKER, 1985). Com base nisso, alguns estudos demonstram que entre um terço e dois quintos do diferencial de salários são explicados por diferenças entre sexos (GUNDERSON, 1989; MARINI, 1989). Goldin e Polachek (1987) argumentam que a mulher investe menos que o homem em capital humano pelo fato de saber que irá de alguma forma ter sua trajetória interrompida pelo motivo de ser responsável pela futura educação dos filhos. Outra questão relacionada é o acesso limitado por parte da mulher a ocupações de salários mais elevados. Uma possível explicação para esse fato recai sobre a discriminação estatística dos empregadores, que, tendo informação limitada sobre o potencial dos trabalhadores, usam o sexo para prever o comportamento futuro do empregado, de modo que

seja mais provável que um trabalhador do sexo feminino deixará o emprego futuramente para cuidar da educação dos filhos (LAZEAR; ROSEN, 1990).

Em ambos os casos, os modelos tomam por base a expectativa quanto às decisões futuras da mulher. No entanto, eles derivam das respostas de agentes distintos. Goldin e Polachek (1987) atribuem esse resultado à escolha da mulher, enquanto Lazear e Rosen assinalam que o diferencial de salários nos postos mais elevados se deve à resposta ótima dos empregadores. Assim, conforme pôde ser observado nesses dois exemplos, longe de ser causada por fatores exógenos, a discriminação salarial é um subproduto da racionalidade econômica dos agentes.

De acordo com Aigner e Cain (1977), a discriminação racial (ou por sexo) é derivada da discriminação de grupo. Nesse contexto, discriminação entre indivíduos dentro de um grupo é inevitável, pois a natureza da contratação e o local de trabalho dependem de uma taxa de subjetividade do empregador para com a habilidade dos trabalhadores. Como bem destaca Loureiro (2003), "... a informação assimétrica está presente no modelo, em que a firma competitiva não consegue distinguir entre trabalhadores com diferentes características, tratando-os como se formassem um único grupo, isto é, como se tivessem uma única distribuição de probabilidade de produtividades. A esse grupo é oferecido um salário único".

Aigner e Cain (1977) também argumentam que a discriminação de grupo não se caracterizaria se a média salarial para os dois grupos fosse igual e, além disso, se cada empregado recebesse de acordo com sua produtividade esperada. Contudo, como as firmas são avessas ao risco, elas impõem um salário aos grupos o que pode resultar em discriminação. Dessa forma, o empregador pode discriminar estatisticamente porque sabe que a distribuição de probabilidade de produtividade dos trabalhadores difere.

Com base nessas premissas, este estudo investiga a existência de discriminação racial entre os profissionais de enfermagem no Brasil a partir do procedimento de decomposição de Oaxaca-Ransom (1994, 1999) em conjunto com a metodologia de dados em painel utilizada para a estimação dos parâmetros que servirão de base para aplicação do método. Deve ser posto, ainda, que a estimação por dados em painel por efeito fixo permite levar em consideração o viés de componente individual omitido na equação de determinação do salário, o que não é possível por meio do emprego de métodos tradicionais.

Este estudo está estruturado da seguinte forma: além desta introdução, a seção 2 descreve fatos estilizados no mercado de trabalho de enfermagem no Brasil; a seção 3 explicita o modelo de Oaxaca-Ransom para a decomposição dos diferenciais raciais de salários, além de apresentar os principais pontos referentes à metodologia de dados em painel usada para a estimação dos parâmetros desse modelo; a seção 4 descreve a base de dados empregada nesta pesquisa; a seção 5

apresenta os resultados obtidos a partir da aplicação da metodologia introduzida na seção 2; e, por fim, a seção 6 traça as considerações finais desta pesquisa.

## 2 Fatos Estilizados no Mercado de Trabalho de Enfermagem no Brasil

No Brasil, a falta de pessoas qualificadas para trabalhar na área de saúde é facilmente observável. Para se ter uma ideia mais precisa desse problema, apresentam-se os resultados reportados no Tabela 1.

Tabela 1 – Distribuição do Pessoal da Saúde para cada grupo de 100.000 habitantes no ano 2000

<b>Estado</b>	<b>Enfermeiros</b>	<b>Pessoal de Enfermagem</b>	<b>Pessoal de Saúde</b>
	<b>(A)</b>	<b>(B)</b>	<b>(A+B)</b>
Acre	0,50	2,40	2,90
Alagoas	0,12	2,04	2,16
Amapá	0,40	0,67	1,07
Amazonas	0,06	0,69	0,75
Bahia	0,52	1,91	2,43
Ceará	0,34	2,10	2,44
Distrito Federal	1,36	9,82	11,18
Espírito Santo	0,28	2,94	3,22
Goiás	0,16	2,04	2,20
Maranhão	0,10	0,91	1,01
Mato Grosso	0,25	2,08	2,33
Mato Grosso do Sul	0,20	2,14	2,34
Minas Gerais	0,27	2,75	3,02
Para	0,20	1,19	1,39
Paraíba	0,29	1,49	1,78
Paraná	0,34	2,85	3,19
Pernambuco	0,41	2,39	2,80
Piauí	0,52	0,93	1,45
Rio de Janeiro	0,43	2,84	3,27
Rio Grande do Norte	0,17	1,53	1,70
Rio Grande do Sul	0,52	3,73	4,25

continua...

conclusão.

<b>Estado</b>	<b>Enfermeiros</b>	<b>Pessoal de Enfermagem</b>	<b>Pessoal de Saúde</b>
	<b>(A)</b>	<b>(B)</b>	<b>(A+B)</b>
Rondônia	0,11	1,26	1,37
Roraima	0,06	0,55	0,61
Santa Catarina	0,40	2,44	2,84
São Paulo	0,59	4,35	4,94
Sergipe	0,37	1,93	2,30
Tocantins	0,24	2,04	2,28
<b>Brasil</b>	<b>0,40</b>	<b>2,83</b>	<b>3,23</b>
<b>Desvio-padrão</b>	<b>0,26</b>	<b>1,76</b>	<b>1,98</b>

Fonte: Elaboração própria a partir de Censo Demográfico 2000 de IBGE, RAIS e MTE.

A Tabela 1 mostra a distribuição por estado de enfermeiros (A), pessoal de enfermagem (B) e a soma de ambas as categorias, chamada de pessoal da saúde (A + B) para cada conjunto de mil habitantes no ano de 2000. Os dados de população foram obtidos junto ao Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE). Cabe ressaltar que, a menos que especificado o contrário, todos os dados utilizados na montagem das tabelas foram obtidos na Relação Anual de Informações Sociais referentes ao ano de 2000 (RAIS-2000), disponibilizada pelo Ministério do Trabalho e do Emprego (MTE).

A Tabela 1 mostra alguns fatos interessantes. O primeiro é que a concentração de enfermeiros no estado de São Paulo (0,59 a cada mil habitantes) não é tão grande quanto se poderia esperar. Aliás, esse indicador é muito próximo ao de outros estados menos ricos, como o Piauí (0,52) e o Acre (0,50). O mau resultado nesse indicador fica com os estados do Amazonas e de Roraima, que apresentam um índice de apenas 0,06 enfermeiros para cada conjunto de mil habitantes. Já o Distrito Federal (1,36) é o estado que apresenta o melhor desempenho.

Outro fato que chama a atenção na Tabela 1 é a pouca dispersão da concentração de enfermeiros ao redor da média. Com efeito, apenas seis estados se situam fora do intervalo de um desvio padrão (para mais ou para menos) da média. Isso quer dizer que 78% dos estados brasileiros estão num intervalo de confiança de apenas um desvio padrão da média, o que indica que a concentração de enfermeiros não está fortemente concentrada nos estados mais ricos da federação. Levando-se em conta o pessoal de enfermagem, esses resultados não apresentam grandes mudanças. Novamente, cabe ressaltar o excelente desempenho do Distrito Federal e o fraco desempenho dos estados do Amazonas e de Roraima. Olhando para o pessoal da saúde (terceira coluna da Tabela 1), que representa a soma

das duas colunas anteriores, pode-se ver que o Distrito Federal apresenta um quadro fora dos padrões da amostra: com efeito, o pessoal da saúde é praticamente 3,5 vezes maior do que a média nacional. Entretanto, chama atenção novamente a ausência de concentração do pessoal da saúde nos estados mais ricos. Por exemplo, Rio de Janeiro (3,26), Paraná (3,19) e Minas Gerais (3,03), comumente tidos como estados ricos, apresentam desempenho semelhante a Espírito Santo (3,23), Acre (2,90) e Pernambuco (2,80), e praticamente igual a média nacional (3,23). Se um desvio padrão da média nacional for somado e subtraído, ver-se-á que 81,5% dos estados estão incluídos nesse intervalo. Esse é um indício de que não existem grandes concentrações de pessoal da saúde nos estados mais ricos da federação.

Apesar de não existirem grandes concentrações de pessoal da saúde nos estados mais ricos, pode acontecer de existir uma concentração por região. Isto é, pode ser que justamente os estados fora do intervalo de um desvio padrão estejam todos concentrados numa única região. Para se verificar isso, a Tabela 2 apresenta o número de enfermeiros, de pessoal de enfermagem e de pessoal de saúde para cada grupo de 1000 habitantes para as regiões brasileiras no ano de 2000.

Tabela 2 – Distribuição do pessoal da saúde para cada grupo de 1000 habitantes por região no ano de 2000

<b>Região</b>	<b>Enfermeiros</b>	<b>Pessoal de Enfermagem</b>	<b>Pessoal de Saúde**</b>
Região Norte	0,18	1,18	1,37
Região Nordeste	0,36	1,80	2,15
Região Centro-Oeste	0,40	3,44	3,84
Região Sul	0,42	3,12	3,54
Região Sudeste	0,47	3,60	4,06
<b>Brasil</b>	<b>0,40</b>	<b>2,83</b>	<b>3,23</b>

Fonte: Elaboração própria a partir de Censo Demográfico 2000 de IBGE, RAIS e MTE.

Pela Tabela 2 (em conjunto com a Tabela 1), pode-se notar que, apesar de não existirem grandes concentrações de enfermeiros nos estados mais ricos, existe uma escassez de enfermeiros nos estados da região norte do país. Outro fato interessante é que a concentração do pessoal de saúde se dá principalmente pela falta do pessoal de enfermagem nas regiões norte e nordeste. Isto é, a maior parte das diferenças nas regiões brasileiras vem da falta de pessoal qualificado a nível técnico nas regiões norte e nordeste. Com efeito, os índices das regiões norte (0,18) e nordeste (0,36) correspondem, respectivamente, a 39% e 76% do valor do índice da região sudeste (0,47), no quesito número de enfermeiros por mil habitantes. Entretanto, quando se faz a mesma comparação para o pessoal de enfermagem, nota-se que esse valor cai para 33% e 50%, respectivamente. Isto é, há um indício

de que a concentração do pessoal de saúde está se dando por meio de uma concentração do pessoal de nível técnico em enfermagem.

### 3 Método de Decomposição de Oaxaca e Ransom

Para investigar a discriminação racial no mercado para enfermagem, este estudo utiliza a metodologia de Oaxaca e Ransom (1994), descrita a seguir. Em termos formais, o diferencial racial salarial bruto ( $G_{b,nb}$ ) é definido por:

$$G_{b,nb} = (W_b / W_{nb}) - 1 \quad (1)$$

em que  $W_b$  representa o salário dos enfermeiros brancos e  $W_{nb}$ , o salário dos não brancos. Na ausência de discriminação racial no mercado de trabalho, o diferencial entre raça (brancos e não brancos) deve refletir apenas a diferença na produtividade ( $Q_{b,nb}$ ), expressa do seguinte modo:

$$Q_{b,nb} = (W_b^0 / W_{nb}^0) - 1 \quad (2)$$

em que  $0$  denota ausência de discriminação no mercado de trabalho. Assim, a partir das equações 1 e 2, pode-se definir um coeficiente de discriminação racial ( $D_{b,nb}$ ) como sendo a variação de proporção entre ( $G_{b,nb} + 1$ ) e ( $Q_{b,nb} + 1$ ), tal que

$$D_{b,nb} = (W_b / W_{nb} - W_b^0 / W_{nb}^0) / (W_b^0 / W_{nb}^0). \quad (3)$$

A manipulação das equações 1, 2 e 3 resulta na seguinte decomposição logarítmica do diferencial de salário bruto:

$$\ln(G_{b,nb} + 1) = \ln(D_{b,nb} + 1) + \ln(Q_{b,nb} + 1) \quad (4)$$

Pode-se observar que o coeficiente de discriminação de mercado revela somente os efeitos do salário relativo da discriminação do mercado de trabalho. Conceitualmente, pode-se particionar o coeficiente de discriminação em componentes de salários superestimados de brancos e de salários subestimados de não brancos, tal que

$$\ln(D_{b,nb} + 1) = \ln\left(\frac{W_b}{W_{nb}}\right) - \ln\left(\frac{W_b^0}{W_{nb}^0}\right) = \ln\left(\frac{W_b}{W_b^0}\right) + \ln\left(\frac{W_{nb}^0}{W_{nb}}\right) = \ln(\delta_{b0} + 1) + \ln(\delta_{0nb} + 1) \quad (5)$$

em que  $\delta_{b0} = (W_b / W_b^0) - 1$  é o diferencial entre o salário corrente e o salário na ausência de discriminação racial para os enfermeiros brancos; e  $\delta_{0nb} = (W_{nb}^0 / W_{nb}) - 1$  é o diferencial para os enfermeiros não brancos entre o salário que seria ganho na ausência de discriminação e o salário obtido no mercado de trabalho. Combinando as equações 4 e 5 obtém-se mais uma decomposição do diferencial bruto em logs:

$$\ln(G_{b,nb} + 1) = \ln(\delta_{b0} + 1) + \ln(\delta_{0nb} + 1) + \ln(Q_{b,nb} + 1) \quad (6)$$

Assume-se que os logs dos salários médios para ambos os grupos sejam determinados por uma equação de salário racial estimada por mínimos quadrados ordinários (OLS). Assim, tem-se que  $\ln \bar{W}_b = \bar{X}_b' \hat{\beta}_b$  e  $\ln \bar{W}_{nb} = \bar{X}_{nb}' \hat{\beta}_{nb}$ , em que  $\bar{X}$  é o vetor dos valores médios dos regressores e  $\hat{\beta}$  é o vetor de coeficientes estimados por OLS. Entre as variáveis mais comuns para se explicar o salário, pode-se destacar idade, educação, treinamento, experiência, raça, educação dos pais, saúde, filiação a sindicato, cidade, região, etc. Nesse contexto, o diferencial bruto em logs é dado por

$$\ln(G_{b,nb} + 1) = \ln(\bar{W}_b / \bar{W}_{nb}) = \bar{X}_b' \hat{\beta}_b - \bar{X}_{nb}' \hat{\beta}_{nb} \quad (7)$$

Ou, ainda, a partir da equação 7, tem-se que

$$\ln(G_{b,nb} + 1) = \bar{X}_b'(\hat{\beta}_b - \beta^*) + \bar{X}_{nb}'(\beta^* - \hat{\beta}_{nb}) + (\bar{X}_b - \bar{X}_{nb})' \beta^* \quad (8)$$

em que  $\beta^*$  é o coeficiente relativo a uma estrutura de salário não discriminatória. A partir da equação 6 pode-se perceber que o primeiro termo da equação 8 é um estimador para a vantagem salarial dos brancos,  $\ln(\delta_{b0} + 1)$ , num contexto de discriminação, sendo que o segundo termo da equação 8 é um estimador da desvantagem salarial dos não brancos,  $\ln(\delta_{0nb} + 1)$ , no mesmo contexto discriminatório. Por fim, o último termo da equação 8 é um estimador do diferencial de produtividade,  $\ln(Q_{b,nb} + 1)$ . Conforme pode ser visto, é necessário especificar alguma hipótese acerca da estrutura salarial para o caso em que não ocorra discriminação. Um modo para determinação de  $\beta^*$  pode ser expresso da seguinte forma:

$$\beta^* = \Omega \hat{\beta}_b + (I - \Omega) \hat{\beta}_{nb} \quad (9)$$

em que  $\Omega$  é uma matriz de peso.

Tendo em vista o exposto, para que se obtenha a decomposição da discriminação racial nos seus componentes é necessário primeiramente que se obtenham as estimativas para  $\beta_b$ ,  $\beta_{nb}$  e  $\Omega$ . De acordo com o colocado, e que comumente aparece na literatura, as estimativas para  $\beta_b$  e  $\beta_{nb}$  em geral são obtidas por OLS. Ocorre, no entanto, que essa metodologia não permite incorporar pontos importantes à análise, como, por exemplo, a questão relacionada ao viés de componente individual omitido. Um exemplo disso seria a existência do chamado “viés de habilidade”, que decorre da omissão de uma variável que possa traduzir a habilidade ou talento do indivíduo (como sua inteligência, por exemplo) devido a difícil mensuração.

Devido ao fato de que a habilidade é uma característica própria do indivíduo e, por hipótese, não se altera no tempo, uma maneira apropriada de estimar o retorno em escolaridade, levando em conta o viés de variável omitida, se dá a partir do emprego da metodologia de dados em painel, que combina dados em *cross-section* com séries de tempo e que leva em consideração o viés de variável omitida. A análise de dados em painel possui ainda outras vantagens em relação à análise *cross-section*. Essa metodologia é comumente empregada em estudos relacionados ao mercado de trabalho, fornecendo ao pesquisador um grande número de pontos de dados. Isso permite aumentar o número de graus de liberdade, reduzindo a colinearidade das variáveis explicativas, melhorando a eficiência. A equação de rendimentos a partir de dados em painel tem a seguinte forma (HSIAO, 1986):

$$\ln W_{it} = \beta' x_{it} + \lambda_t + v_{it}, \text{ para } i = 1, \dots, N; t = 1, \dots, T \quad (10)$$

em que  $W_{it}$  é o salário do  $i$ -ésimo indivíduo no período  $t$ ,  $x_{it}$  representa o vetor de variáveis explicativas e  $v_{it}$ , é o termo aleatório. Aparece ainda nessa equação o termo  $\lambda_t$  que visa captar efeitos específicos no tempo. De acordo com a metodologia para dados em painel, tem-se ainda que  $v_{it} = \alpha_i + u_{it}$ , no qual  $\alpha_i$  é um termo estocástico próprio das unidades:

$$y_{it} = \beta' x_{it} + \lambda_t + \alpha_i + u_{it}, \text{ para } i = 1, \dots, N; t = 1, \dots, T \quad (11)$$

A abordagem clássica de dados em painel trata de verificar se o componente individual ( $\alpha_i$ ) é ou não correlacionado com algum regressor. No primeiro caso, o modelo deve ser estimado por meio da aplicação de um estimador denominado de efeito fixo. No segundo caso, o mais apropriado é estimar o modelo por efeito aleatório. Para se verificar qual das duas hipóteses é a que melhor se aplica, emprega-se o teste de Hausman (1981). No caso em questão, no qual a habilidade é o componente omitido próprio do indivíduo, é razoável a colocação de que ele

seja correlacionado com a escolaridade. Uma hipótese razoável é que indivíduos com maior habilidade optam por estudar mais, de modo a exercer sua vantagem comparativa.

Infelizmente, no Brasil, não existe uma pesquisa que faça um acompanhamento temporal do mesmo indivíduo, o que impede a aplicação direta dessa técnica. Uma maneira alternativa de contornar esse problema é o uso da técnica de *pseudo-panel* desenvolvida por Deaton (1985), já que esse procedimento parece ser um candidato natural no estudo do problema sobre retorno em escolaridade. Dessa forma, este artigo apresenta estimativas tanto de *cross-section*, quanto de *pseudo-panel*. Deve ser mencionado que é comum na literatura aparecer trabalhos que tentam corrigir o viés de variável omitida através do emprego de variáveis instrumentais. No entanto, como assinala Card (2001), a principal crítica que recai sobre esse método deriva da escolha inadequada dos instrumentos.

Em relação à escolha adequada da matriz  $\Omega$  para determinação de  $\beta^*$ , usa-se neste trabalho a matriz de peso  $\Omega_c = l_m I$ , na qual  $l_m$  é a fração de homens na amostra e  $I$ , a matriz identidade. Assim, tem-se que  $\beta^* = l_m I\beta_m + (1 - l_m)I\beta_f$  (COTTON, 1988).

## 4 Base de Dados

A base de dados utilizada na pesquisa se baseia na Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios (PNAD) do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE), da qual são extraídos os dados das características e da ocupação dos trabalhadores do mercado de enfermagem referentes aos anos de 1992 a 2011 (excetos para os anos de 1994, 2000 e 2010). Utiliza-se uma amostra final de 3.217 enfermeiros (2.111 brancos, equivalente a 65,62%; e 1.106 não brancos, equivalente a 34,38%) no mercado de trabalho brasileiro, a qual é expandida pelo peso da PNAD. Pondera-se a amostra de enfermeiros pelo peso individual, conforme instrução do IBGE. A unidade geográfica de análise é a unidade da federação (UF). As variáveis escolhidas foram sexo, salário, experiência, experiência ao quadrado e raça. Variáveis empregadas:  $\ln wage$  = salário real. Os salários foram deflacionados segundo o índice do IPCA/FGV, em logaritmo natural, por horas de trabalho.

Na Tabela 3 pode-se observar a lista de variáveis dependentes e independentes que participam do estudo. O banco de dados utilizado trata-se de um painel desequilibrado cobrindo uma amostra de 27 estados brasileiros para 17 anos, totalizando cerca de 15.752 observações, sendo 10.305 (65,42%) de brancos e 5.447 de não brancos (34,58%).

Tabela 3 - Descrição das variáveis utilizadas nas equações de mínimos quadrados ordinários (OLS) e efeitos fixos (FE) para o Brasil no período de 1992 a 2011

---

Variável dependente:  $\ln wage$  = logaritmo natural do salário real, por hora de trabalho

---

Variáveis de controle nos modelos de salários

---

Mul = 1 se a pessoa é do sexo feminino, caso contrário, 0

Branca = 1 se a pessoa é branca, caso contrário, 0

exper = experiência = (idade) – (educação) – (6 anos)

Exper2 = experiência ao quadrado

Educ = número de anos de estudos

Educxper = experiência vezes anos de educação

Horas = número de horas trabalhadas

Urban = taxa de urbanização

Tenuy = experiência em carteira de trabalho

Sind = 1 se o trabalhador é filiado ao sindicato, caso contrário, 0

Ssecur = contribuição do seguro social

Idade = idade das pessoas em anos

Centro-oeste = 1 se a pessoa reside na região centro-oeste, caso contrário, 0

Sul = 1 se a pessoa reside na região sul, caso contrário, 0

Sudeste = 1 se a pessoa reside na região sudeste, caso contrário, 0

Norte = 1 se a pessoa reside na região norte, caso contrário, 0

Nordeste = 1 se a pessoa reside na região nordeste, caso contrário, 0

Região urbana = 1 se a pessoa mora na área urbana, caso contrário, 0

Região metropolitana = 1 se a pessoa mora região metropolitana, caso contrário, 0

---

Fonte: Elaboração própria com base na PNAD.

Nota: Experiência é calculada deduzindo da idade a soma (anos de educação + 6).

Destaca-se que, no Brasil, a definição de raça é dada por autodeclaração por meio de pesquisa realizada pelo IBGE. Neste trabalho, consideram-se enfermeiros autodeclarados brancos e não brancos (pardos e pretos). O IBGE usa preto como classificação de cor ou raça nas pesquisas de censo demográfico desde 1872, conforme uma nota técnica sobre o “Histórico da investigação sobre cor ou raça nas pesquisas domiciliares do IBGE”. Para se formar a classificação de negros, é comum que seja somada a população preta à população parda para a formação do grupo de negros. Portanto, usar o termo preto não é equivalente a usar a categoria negro, que pode incluir os pardos. Dessa forma, número de negros é

equivalente à soma do número de pretos e de pardos, pois o IBGE distingue pretos e pardos.

Segundo Osório (2003), a classificação racial brasileira é única e reflete preocupações engendradas pela história nacional. Não existe uma classificação internacional para raças ou para etnias. Nos diferentes países, conceitos como etnia, tribo, nação, povo e raça recebem conteúdos locais, pois as bases importantes para a delimitação das fronteiras entre grupos sociais são produzidas pela história de cada sociedade.

Osório (2003) destaca, ainda, que, enquanto no censo brasileiro é captada a “cor ou raça” dos indivíduos, o Banco de Dados Internacionais sobre População (International Data Base - IDB) do Bureau de Censos dos Estados Unidos possui informações desse tipo para 92 países. Allan (2001) levanta em detalhes as classificações etno-linguísticas-raciais de 13 países. O autor argumenta que uma breve análise desses dados mostra como as classificações são singulares, variando bastante de país para país. Dos 13 países pesquisados, apenas dois, além do Brasil, captavam a raça de seus habitantes, Estados Unidos e Canadá.

No contexto supracitado, deve-se tomar muito cuidado ao fazer comparações sobre discriminação racial entre países. O mais sensato é fazer comparações de resultados entre trabalhos para uma população de um mesmo país.

## 5 Análise dos Resultados

A Tabela 4 indica que existe baixa correlação entre as 10 variáveis explicativas ( $\rho = 0.72$ ), exceto em relação à carteira assinada de trabalho (*wcard*) e à seguridade social (*ssecur*). Em seguida, os itens que apresentam correlações menores são: enfermeiro do sexo feminino (*female*) e experiência (*exper*) ( $\rho = 0.0012$ ); branco (*white*) e tamanho da firma (*esize*); ( $\rho = -0.0045$ ); e tempo de carteira assinada (*tenury*) e *esize* ( $\rho = 0.0044$ ).

Tabela 4 – Matriz de Correlação

	<b>educ</b>	<b>exper</b>	<b>tenuy</b>	<b>wcard</b>	<b>esize</b>	<b>white</b>	<b>female</b>	<b>ssecur</b>	<b>exper</b>	<b>union</b>
educ	1.0000									
exper	-0.3713	1.0000								
tenuy	-0.0886	0.4870	1.0000							
wcard	0.1313	-0.0640	0.0660	1.0000						
esize	0.1472	-0.0640	0.0044	0.1438	1.0000					
white	0.1027	-0.0864	-0.0821	0.0280	-0.0045	1.0000				
female	0.0129	0.0012	-0.0102	-0.0193	-0.0623	0.0935	1.0000			
ssecur	0.1587	-0.0535	0.0757	0.7155	0.1517	0.0252	-0.0402	1.0000		
exper	-0.3713	1.0000	0.4870	-0.0640	-0.0640	-0.0864	0.0012	-0.0535	1.0000	
union	0.0565	0.0607	0.1016	0.1050	0.0741	0.0290	0.0207	0.1429	0.0607	1.0000

Fonte: Elaboração própria.

Na Tabela 5, a estatística  $t$  para todas as variáveis explicativas e para todos os modelos mostra-se estatisticamente diferentes de zero ao nível de significância de 5%, implicando que elas influenciam estatisticamente nos salários dos dois grupos de enfermeiros no mercado de trabalho. O teste  $F$  rejeitou a hipótese de nulidade dos parâmetros agregados e a hipótese (reportado na Tabela 3) de que os parâmetros dos modelos são iguais. Uma maneira de se decidir entre usar o modelo de efeitos fixos ou o modelo de efeitos aleatórios é empregar o teste de especificação de Hausman. Assim, Hausman (1978) sugere comparar os estimadores dos modelos:  $\hat{\beta}_{GLS} = \hat{\beta}_{within}$ . Ambos os estimadores são consistentes com a hipótese nula  $H_0 : E(\mu_{it} / X_{it})=0$ , mas que tem limite de probabilidade diferente se  $H_0$  não é verdadeira. De fato,  $\hat{\beta}_{within}$  será verdadeira ou não, enquanto  $\hat{\beta}_{GLS}$  é assintoticamente eficiente sobre  $H_0$ , mas inconsistente quando  $H_0$  é falsa.

Tabela 5 - Equações de Salário com Efeitos Individuais e Efeitos Aleatórios para Enfermeiros Não Brancos e Brancos para o período 1992-2011

	Efeitos fixos		Efeitos aleatórios	
	(1)	(2)	(3)	(4)
	Não brancos	Brancos	Não brancos	Brancos
	LWAGE	LWAGE	LWAGE	LWAGE
<b>educ</b>	0.0475* (2.37)	0.132*** (9.27)	0.0667*** (3.53)	0.133*** (9.86)
<b>exper</b>	0.103*** (6.37)	0.172*** (15.50)	0.0889*** (5.66)	0.162*** (15.00)
<b>exper2</b>	-.00243*** (-5.44)	0.00422*** (13.52)	-0.00207*** (-4.80)	0.00395*** (13.07)
<b>tenure</b>	0.0200** (3.05)	0.0787*** (16.93)	0.0168** (2.64)	0.0744*** (16.46)
<b>_cons</b>	1.197*** (4.30)	1.674*** (8.23)	1.112*** (3.76)	1.606*** (7.41)
<b>N</b>	<b>3838</b>	<b>7278</b>	<b>3838</b>	<b>7278</b>
F() =	257.2 (0.00)	159.30 (0.00)		
chi2(4) =			65.31 (0.0005)	342.22 (0.0002)

t statistics in parentheses \*p<0.05, \*\*p<0.01, \*\*\*p<0.001.

Fonte: Elaboração própria.

O artigo de Krueger e Summers (1988) afigure o grau do diferencial de salários para trabalhadores com habilidades similares. Os autores partem da suposição de que os diferenciais de salários são consequências de qualidade de mão de obra medida e não medida entre indústrias e que, além disso, são provavelmente correlacionadas.

Rejeitou-se a hipótese nula de que os modelos de efeitos aleatórios  $\chi^2(4) = 19.81$  e  $\text{Prob} > \chi^2 = (.0005)$  e  $\chi^2(4) = 22.08$  e  $\text{Prob} > \chi^2 = (0.0002)$  são apropriados para estimar a equação de salários, isto é, o uso do modelo de efeitos fixos é preferido ao modelo de efeitos aleatórios. Foram utilizadas variáveis explicativas (independentes) normalmente utilizadas em modelos de explicação de discriminação no mercado de trabalho na literatura econômica sobre salário no Brasil e no exterior. Todas as variáveis têm sinal esperado de acordo com a teoria do capital humano. A relevância econômica da variável educação nos modelos estimados está relacionada ao fato de que essa variável consegue captar a influência do capital humano dos trabalhadores no mercado de trabalho.

Os coeficientes estimados indicam que, quanto maior o número de anos de educação e experiência, maior a probabilidade de participação no mercado de trabalho. Os coeficientes de educação (13,2%; 13,3%), experiência (17,2%; 16,2%) e experiência ao quadrado (0,42%; 0,4%) são significantes e sugerem taxas de retorno superiores para enfermeiros brancos em relação à dos enfermeiros não brancos, que são apresentados a seguir: educação (4,75%; 6,67%), experiência (10,3%; 8,9%) e experiência ao quadrado (-0,004%; -0,0021%). O sinal positivo dos coeficientes de educação e experiência indica aumento dos salários médios dos dois grupos de enfermeiros no mercado de trabalho. Os dados indicam que, em média, ocorre o seguinte: os aumentos dos anos de estudo médio dos enfermeiros geram impactos positivos sobre a produtividade do trabalhador (a elevação do tempo de estudo médio em 10% produz ganhos nos salários de 4.8% até 13%).

A variável *tenure* tem sinal esperado positivo. Ela procura examinar o tempo de serviço na firma e existência de rotatividade no emprego no período 1992-2011, sendo que o grupo dos enfermeiros brancos permanece maior no trabalho. Esse resultado pode estar capturando, por exemplo, brancos (7,9%) contra os não brancos (2%). A retenção dos enfermeiros não brancos eleva a produtividade da mão de obra (o acréscimo de 10% ao nível médio de retenção da firma implica elevação de quase 8% da produtividade). O padrão se mantém em todas as especificações. No que diz respeito ao modelo estimado por efeitos aleatórios para os anos considerados (1992-2011), a permanência no emprego para os brancos foi de 7,4% e a dos não brancos, 1,68%.

Os coeficientes são substancialmente maiores no período 1992-2011, sugerindo que teria havido mudanças estruturais na formação dos salários para todas as coortes. Os coeficientes referentes às coortes procuram capturar os efeitos fixos

dos grupos etários. O efeito fixo para brancos (167,4%) tornou-se bastante maior que o para não brancos (119,7%), sugerindo que os brancos teriam experimentado aumentos de salário superior ao grupo de não brancos.

De acordo com Loureiro, Carneiro e Sachsida (2009), uma possível explicação para esse aumento de diferenciais de salários e da discriminação num ambiente econômico, supostamente mais competitivo, poderia ser como argumentado por Frijters (1998), que afirma que incertezas sobre a expectativa de emprego acabam por gerar discriminação. Ou seja, é possível que o aumento do desemprego e da rotatividade do trabalho na economia brasileira como resultado do processo de abertura econômica e de estabilização, após a implementação do Plano Real, em 1994, tenha gerado uma maior competição por postos de trabalho e acirrado, assim, a presença de discriminação no mercado de trabalho.

## 5.1 Decomposição do Diferencial Racial de Salário

As Tabelas 6 e 7 apresentam a decomposição do diferencial de salários por raça. O diferencial entre enfermeiros ocorre no período de 1992 a 2011. A aplicação padrão da técnica de Oaxaca-Ransom é dividir a diferença salarial entre dois grupos de indivíduos em uma parte que é explicada pelas diferenças de determinantes dos salários, como a educação ou a experiência de trabalho, e uma parte que não pode ser explicada por tais diferenças de grupo.

Tabela 6 - A Decomposição de Oaxaca-Ransom: Enfermeiros Não Brancos (1) e Brancos (2) NOISIL

Lwage	Coefficiente	Erros-padrão	z	P>z	Intervalos de Coeficientes (95%)	
<b>Diferencial</b>						
Predição _1	2,420	0,016	148,16	0	2,388	2,452
Predição _2	2,277	0,024	96,50	0	2,230	2,323
Diferença	0,143	0,029	4,99	0	0,087	0,199
<b>Decomposição</b>						
Dotação	0,059	0,008	7,01	0	0,043	0,076
Coefficientes	0,102	0,028	3,60	0	0,046	0,157
Interação	-0,018	0,006	-2,77	0,01	-0,030	-0,005

Fonte: Elaboração própria.

Tabela 7 - A Decomposição de Oaxaca-Ransom: Enfermeiros Não Brancos (1) e Brancos (2) POOLED

<b>Lwage</b>	<b>Coefficiente</b>	<b>Erros-padrão</b>	<b>z</b>	<b>P&gt;z</b>	<b>Intervalos de Coeficientes (95%)</b>	
<b>Diferencial</b>						
Predição _1	2,420	0,016	148,18	0	2,388	2,452
Predição _2	2,277	0,024	96,52	0	2,230	2,323
Diferença	0,143	0,029	4,99	0	0,087	0,199
<b>Decomposição</b>						
Dotação						
Coefficientes	0,048	0,007	7,24	0	0,035	0,061
Interação	0,095	0,028	3,36	0	0,040	0,150

Fonte: Elaboração própria.

Em nossa amostra, a média dos salários de log é 2,276 para os enfermeiros não brancos e de 2,418 para os enfermeiros brancos, produzindo uma diferença salarial de 0,143. No segundo painel da decomposição, a diferença salarial é apresentada em três partes. A primeira parte reflete o aumento médio em salários dos não brancos se tivessem as mesmas características que os brancos. O aumento de 0,05 no exemplo indica que as diferenças nas dotações representam cerca de metade da diferença salarial.

A segunda parte quantifica a variação dos salários dos não brancos quando se aplica o coeficiente dos brancos às características dos não brancos.

A terceira parte é o termo de interação que mede o efeito simultâneo das diferenças de dotações e coeficientes. Os “efeitos dotação” respondem por 36,8%, enquanto o chamado “efeito discriminação” impõe um forte impacto sobre os salários dos enfermeiros não brancos, respondendo por 63,24% do diferencial salarial.

Os logaritmos meio dos salários são 2,42 reais, para brancos, e 2,28 reais para os não brancos, o que equivale a uma diferença de 14%. Ajustar os níveis de dotações dos não brancos aos níveis dos brancos aumentaria os salários dos não brancos em 0,5%. A diferença de 9,5% permanece inexplicada. A decomposição mostrou que o diferencial de salários de 33,78% se deve às características entre os enfermeiros brancos e não brancos, sendo o restante, 66,22%, devido à discriminação. Assim, o resultado reportado do primeiro método de Oaxaca-Ransom de diferencial racial de salários a favor do grupo dos brancos é confirmado.

## 6 Considerações Finais

Os coeficientes estimados indicam que, quanto maior o número de anos de educação e experiência, maior a probabilidade de participação no mercado de trabalho. Os coeficientes são substancialmente maiores no período 1992-2011, sugerindo que teria havido mudanças estruturais na formação dos salários para todas as coortes. Os coeficientes referentes às coortes procuram capturar os efeitos fixos dos grupos etários. O efeito fixo para brancos (167,4%) tornou-se bem maior do que o para não brancos (119,7%), sugerindo que os brancos teriam experimentado aumentos de salário superiores ao dos não brancos.

A decomposição salarial entre enfermeiros de cor branca e não branca no período 1992-2011 no Brasil foi realizada pela decomposição de Oaxaca-Ransom. A decomposição dos salários entre brancos e não brancos no mercado de enfermeiros por esse método também sugere a existência de forte discriminação por gênero no Brasil. A decomposição dos diferenciais de salários foi feita em três componentes: o primeiro diz respeito às características produtivas individuais (“efeitos dotação”), o segundo é relativo aos “efeitos discriminação” e o terceiro correspondente às interações entre os dois primeiros componentes. Com relação ao segundo componente, o efeito é positivo e altamente significativo, constituindo um indício de discriminação racial no mercado de trabalho de enfermagem no Brasil. A decomposição mostrou que o diferencial de salários de 33,78% se deve às características entre os enfermeiros brancos e não brancos, sendo o restante, 66,22%, devido à discriminação. Portanto, a discriminação contribui fortemente para explicar a diferença salarial entre os grupos de trabalhadores.

## Referências

AIGNER, D. J.; CAIN, G. G. Statistical theories of discrimination in labor market. *Industrial and Labor Relations Review*, v. 30, n. 2, p. 175-187, 1977.

ALLAN, J. *Review of the measurement of ethnicity: international concepts and classifications*. New Zealand: Statistics New Zealand, 2001.

BECKER, G. Human capital, effort, and the sexual division of labor. *Journal of Labor Economics*, v. 3, n. 1, p. S33-S58, 1985.

CAIN, G. The economic analysis of labor market discrimination: a survey. In: ASHENFELTER, O.; LAYARD, R. *Handbook of labor of econometrics*. Amsterdam: North-Holland, 1986. v. 1.

CARD, D. Estimating the return to schooling: progress on some persistent econometric problems. *Econometrica*, v. 69, n. 5, p. 1127-1160, 2001.

COTTON, J. On the composition of wage differentials. *The review of economics and statistics*, v. 70, n. 2, p. 236-243, 1988.

DEATON, A. Panel data of time series of cross-section. *Journal of Econometrics*, v. 30, n. 1-2, p. 109-126, 1985.

FRIJTERS, P. Discrimination and job uncertainty. *Journal of Economic Behaviour and Organization*, v. 36, n. 3, p. 433-446, 1998.

GOLDIN, C.; POLACHEK, S. Residual differences by sex: perspectives on the gender gap in earnings. *American Economic Association Papers and Proceedings*, v. 77, n.2, p.143-151, 1987.

GUNDERSON, M. Male-female wage differential and policy responses. *Journal of Economic Literature*, v. 27, n. 1, p. 46-72, 1989.

HAUSMAN, J. A. Specification tests in econometrics. *Econometrica*, v. 46, n. 6, p. 1251-1271, 1978.

HSIAO, C. *Analysis of panel data*. 3. ed. California: Econometric Society Monographs, 1986.

KRUEGER, A. B.; SUMMERS, L. H. Efficiency wages and the inter-industry wage structure. *Econometrica*, v. 56, n. 2, p. 259-293, Mar. 1988.

LAZEAR, E.; ROSEN, S. Male-female wage differentials in the job ladders. *Journal of Labor Economics*, v. 8, n. 1, p. S106-S123, 1990.

LOUREIRO, P. R. A. Uma resenha teórica e empírica sobre economia da discriminação. *Revista Brasileira de Economia*, v. 57, n. 1, p. 125-157, jan./mar. 2003.

LOUREIRO, P. R. A. *et al.* Crowding hypothesis in a study on discrimination and racial composition in the Brazilian labour market. *Revista da ABET*, v. 8, p. 72-87, 2009.

LOUREIRO, P. R. A.; SACHSIDA, A.; GALRÃO, F. G. *Existe discriminação entre advogados no Brasil? Uma abordagem com efeitos fixos*. Brasília, DF: Universidade Católica de Brasília, 2001. (Working paper, n. 20).

LOUREIRO, P. R. A.; SACHSIDA, A.; MOREIRA, T. B. S. Is there discrimination among Brazilian lawyers? A random-effect approach. *Análise Econômica*, Porto Alegre, v. 29, n. 56, p. 293-307, 2011.

MARINI, M. M. Sex differences in earnings in the United States. *Annual Review of Sociology*, v. 15, p. 343-380, 1989.

MINCER, J.; POLACHEK, S. Family investments in human capital: earnings of women. *Journal of Political Economics*, v. 82, n. 2, p. S76-S108, 1974.

OAXACA, R.; RANSOM, M. R. Identification in the detailed wage decomposition. *The Review of Economics and Statistics*, v. 81, n. 1, p.154-157, 1999.

\_\_\_\_\_. On discrimination and decomposition of wage differentials. *Journal of Econometrics*, v. 61, n. 1, p. 5-21, 1994.

OSÓRIO, R. G. *O sistema classificatório de "cor ou raça" do IBGE*. Brasília, DF: Ipea, nov. 2003. (Texto para Discussão, n. 996).

RAIS. Relação Anual de Informações Sociais. Ministério do Trabalho e Previdência Social. Disponível no sítio [www.rais.gov.br](http://www.rais.gov.br), 2016.

VERGARA, D. H. Diferenciais de salários entre os setores público e privado da economia brasileira. *Ensaios FEE*, Porto Alegre, v. 12, n.1, p. 73-85, 1991.

VERGARA, D. H.; WILTGEN, R. S. Os diferenciais de salários entre o setor público e o setor privado na RMPA. *Indicadores Econômicos FEE*, Porto Alegre, v. 23, n. 3, p. 255-270, 1995.

Recebido em: 27/10/2014.

Aceito em: 30/04/2015.