



UNIVERSIDADE FEDERAL DA PARAÍBA
CENTRO DE CIÊNCIAS SOCIAIS APLICADAS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ECONOMIA
MESTRADO EM ECONOMIA

THIAGO LIMOEIRO RICARTE

UMA ANÁLISE DO IMPACTO DA EXPERIÊNCIA OCUPACIONAL ENTRE OS
JOVENS BRASILEIROS: 2003 A 2012

JOÃO PESSOA

2014

THIAGO LIMOEIRO RICARTE

UMA ANÁLISE DO IMPACTO DA EXPERIÊNCIA OCUPACIONAL ENTRE OS
JOVENS BRASILEIROS: 2003 a 2012

Dissertação de Mestrado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Economia da Universidade Federal da Paraíba, como requisito parcial para a obtenção do título de Mestre em Economia. Área de Concentração: Economia do Trabalho.

Orientador: Prof. Dr. Paulo Aguiar do Monte.

JOÃO PESSOA

2014

R488u Ricarte, Thiago Limoeiro.

Uma análise do impacto da experiência ocupacional entre os jovens brasileiros: 2003 a 2012 / Thiago Limoeiro Ricarte. - João Pessoa, 2014.

87f. : il.

Orientador: Paulo Aguiar do Monte

Dissertação (Mestrado) - UFPB/CCSA

1. Economia do trabalho. 2. Experiência ocupacional - mercado de trabalho. 3. Inserção - mercado de trabalho - experiência. 4. Inserção - mercado de trabalho - métodos semiparamétricos e paramétricos. 5. Capital humano - trabalho e emprego.

UFPB/BC

CDU: 331.101.26(043)

THIAGO LIMO EIRO RICARTE

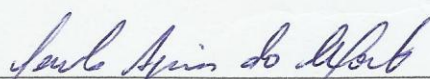
UMA ANÁLISE DO IMPACTO DA EXPERIÊNCIA OCUPACIONAL ENTRE OS
JOVENS BRASILEIROS: 2003 A 2012

Dissertação de Mestrado apresentada ao
Programa de Pós-Graduação em Economia da
Universidade Federal da Paraíba, como
requisito parcial para a obtenção do título de
Mestre em Economia. Área de Concentração:
Economia do Trabalho.

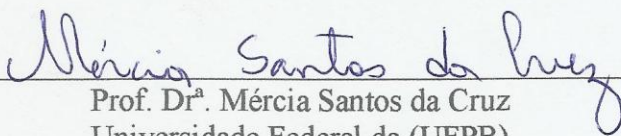
Avaliação Curricular.

Aprovada em: 29 / 08 / 2014.

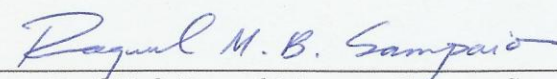
BANCA EXAMINADORA



Prof. Dr. Paulo Aguiar do Monte (Orientador)
Universidade Federal da Paraíba (UFPB)



Prof. Dr^a. Mércia Santos da Cruz
Universidade Federal da (UFPB)



Prof. Dr^a. Raquel Menezes Bézerra Sampaio
Universidade Federal do Rio Grande do Norte (UFRN)

JOÃO PESSOA

2014

AGRADECIMENTOS

Primeiro a Deus, pois dedico tudo o que tenho e quem eu sou a Ele. Graças a Ele devo as habilidades necessárias para um bom desempenho, disciplina, realização de diversos trabalhos e por fim, desta dissertação.

A Universidade Federal da Paraíba, que foi de grande importância na promoção do meu amadurecimento acadêmico ao proporcionar um vasto leque de possibilidades de conhecimento. Conjunta a esta etapa, pude refletir que tive muitos planos e sonhos, mas como está escrito em Provérbios 19.21: “Muitos são os planos no coração do homem, mas o que prevalece é o propósito do Senhor.”. Uma vez que, muitas vezes acreditava que estava escolhendo o melhor caminho e certo das minhas conquistas, mas pude ver ao final que eram caminhos a serem frustrados e que o sucesso era por outro meio trazido pelo Senhor, como está escrito em Provérbios 20.24: “Os passos do homem são dirigidos pelo Senhor. Como poderia alguém discernir o seu próprio caminho?” E assim, me foi revelado ao tempo correto e não no que eu almejava, para meu amadurecimento e em meio ao ambiente acadêmico da Universidade pude ter maior esclarecimento da vida.

Quão maravilhoso é o amor que recebo dos meus pais, Lúcio e Edna, minha formação é também crédito destes, que em palavras não pode expressar a gratidão, carinho, apoio e orações que me foram creditadas por estes pais que me são exemplos de esforço, eu os amo! Eu os devo uma vida de humildade, trabalho e amor. Se hoje estou adquirindo mais este título, vocês têm grande importância nesta conquista.

Agradeço muito a Demetrius, Luciana e Junior, meus irmãos queridos, por todos os momentos em que estiveram ao meu lado nas diversões ou nos momentos difíceis, sempre segurando os problemas familiares comigo. Agradeço também ao meu amado cunhado, Robson Cavalcante e meus tios e primos de Salvador.

A todos os professores da Pós-Graduação em Economia do PPGE-UFPB, mas pontuarei alguns: Paulo Aguiar, Ivan Targino, Hilton Martins, Edilean Aragon, Mércia Cruz, Adriano Paixão e Sinézio Maia. À secretaria composta por Risomar, Ricardo e Caroline, pelo auxílio e presteza com que me atenderam durante a realização do curso.

Agradeço também ao CNPQ no que tange a concessão de bolsa, pois foi crucial para que fosse possível minha formação na pós-graduação.

Em especial, agradeço ao professor Paulo Aguiar do Monte, meu orientador, que me deu oportunidade de trabalhar com ele e, assim, me ensinar muito. Este professor se demonstrou muito mais que um orientador, mas sim um exemplo de serviço, apoio e amizade.

Agradeço também as professoras Mércia Santos da Cruz e Raquel Menezes Bezerra Sampaio por participarem da banca examinadora e ainda mais, fazerem parte da formação acadêmica de Universidades Federais de grande excelência que é sonho de muitos estudantes, como o meu, que pôde ser realizado.

À diversas outras pessoas que também são tão importantes quanto minha família, mas citarei alguns que foram grandes integrantes desta minha conquista na pós-graduação: Primeiramente, Renata por tudo que jamais qualquer palavra poderia descrever, pois sua presença foi essencial em cada instante dessa jornada. Sem importância menor, meu grande amigo de infância George e sua esposa DeJane de Oliveira, Claudio Azevedo, Thiago Holanda, Inácio Fernandes, Kayo Cícero, Tatiana Losano, Laércio Cerqueira, Otoniel Rodrigues, Juliane e Priscila.

A todos, meus sinceros agradecimentos.

RESUMO

Esta dissertação procurou avaliar o impacto da experiência ocupacional entre os jovens brasileiros como determinante nas chances de inserção do mercado de trabalho brasileiro, bem como, sobre as diferenças de salários entre os indivíduos jovens. Para atingir este objetivo adotaram-se os modelos de pareamento por escore de propensão (PSM) proposto por Rosenbaum e Rubin (1983) e a Análise Contrafactual por Regressões Quantílicas proposto por Chernozhukov, Fernández-Val e Melly (2013), tendo como base de dados a Pesquisa Mensal de Emprego (PME), de 2003 a 2012. A dissertação foi composta de dois ensaios (capítulos) independentes cuja hipótese traçada é a de que a experiência ocupacional, ou seja, o fato de já ter exercido uma ocupação anterior, pode ser considerada uma variável determinante de distinção entre os trabalhadores jovens (16 a 24 anos), tanto na busca pelo emprego quanto na sua remuneração salarial. O primeiro ensaio analisou o impacto da experiência ocupacional nas chances de inserção ocupacional no mercado de trabalho através da metodologia econométrica *Propensity Score Matching* enquanto o segundo ensaio avaliou o impacto da experiência ocupacional na diferenciação salarial dos trabalhadores (com experiência e sem experiência ocupacional) através do método de Chernozhukov, Fernández-Val e Melly (2013). Os resultados confirmam a experiência ocupacional como um fator de impacto determinante que influencia positivamente as chances de inserção dos trabalhadores no mercado de trabalho (em média os trabalhadores com experiência têm 10% de chances adicionais de serem contratados comparativamente aos trabalhadores sem experiência), como também, indicaram que os trabalhadores que já exerceram uma atividade ocupacional anterior (trabalhadores de reemprego) possuem um rendimento salarial superior comparativamente aos trabalhadores sem experiência anterior (trabalhadores de primeiro emprego) em todos os anos da amostra, e que este diferencial é mais significativo quando analisamos os trabalhadores localizados nos quantis mais baixos da distribuição de rendimentos. Embora com as ressalvas metodológicas e amostrais citadas ao longo da dissertação, os testes de análise de sensibilidade ratificaram que a experiência ocupacional no mercado de trabalho é um critério utilizado pelos demandantes de mão de obra tanto na contratação quanto na remuneração do trabalhador.

Palavras-chave: Métodos semiparamétricos e paramétricos. Economia do Trabalho. Força de Trabalho e Emprego. Capital Humano.

ABSTRACT

This dissertation sought to evaluate the impact of occupational experience among young Brazilians workers as determining the chances of insertion in the Brazilian labor market as well as on wage differentials. To achieve this goal were adopted models for *Propensity Score Matching* (PSM) proposed by Rosenbaum and Rubin (1983) and the Counterfactual Analysis by quantile regressions proposed by Chernozhukov, Fernández-Val and Melly (2013), based on the data to the Monthly Employment Survey (PME), 2003-2012. The dissertation is composed of two essays (chapters) whose independent hypothesis drawn is that the occupational experience, ie, the fact that it has exercised an earlier occupation, can be considered an important variable for distinguishing among young workers (16 to 24 years), both in the search for employment and in their salaries. The first essay analyzed the impact of occupational experience in the occupational chances of insertion in the labor market through the econometric methodology *Propensity Score Matching* while the second essay assessed the impact of occupational experience in the workers' wage differentiation (workers with occupational experience and without occupational experience) by Chernozhukov, Fernández-Val and Melly (2013) method. The results confirm that occupational experience has a positive impact on influences the chances of insertion in the labor market (on average workers with experience have 10% additional chances of being hired compared to those who don't have occupational experience), as well indicated that workers who have already exercised a previous occupational activity (reemployed workers) have a higher wage income compared to workers without previous experience (workers who are employed at his first job) in all years of the sample, and that this difference is more significant when analyzed workers located in the lower quantiles of the income distribution. Although the methodological and sampling caveats cited throughout the dissertation, the test of sensitivity analysis rectified that occupational experience in the labor market is a criterion used by the employees both in hiring and in payment.

Keywords: Semiparametric and parametric methods. Labour Economics. Workforce and Employment. Human capital.

LISTA DE GRÁFICOS

Gráfico 1 - População do Brasil por faixa etária, em percentual. 1980 e 2010.....	12
Gráfico 2 - Média dos salários dos trabalhadores por faixa etária e nível educacional. 2006 e 2012.....	15
Gráfico 3 - Trajetória da diferença entre as chances de ocupação para os indivíduos de primeiro emprego e reemprego, em percentual. 2003 a 2012	37
Gráfico 4 - Evolução da decomposição do diferencial salarial entre jovens de primeiro emprego e reemprego, por quantil. 2003 e 2004.....	61
Gráfico 5 - Evolução da decomposição do diferencial salarial entre jovens de primeiro emprego e reemprego, por quantil. 2005 e 2006.....	62
Gráfico 6 - Evolução da decomposição do diferencial salarial entre jovens de primeiro emprego e reemprego, por quantil. 2007 e 2008.....	63
Gráfico 7 - Evolução da decomposição do diferencial salarial entre jovens de primeiro emprego e reemprego, por quantil. 2009 e 2010.....	63
Gráfico 8 - Evolução da decomposição do diferencial salarial entre jovens de primeiro emprego e reemprego, por quantil. 2011 e 2012.....	64
Gráfico 9 - Efeito Características na decomposição do diferencial salarial entre os trabalhadores de primeiro emprego e reemprego, por quantil, baseado no Modelo Condicional. 2003 a 2012.....	65
Gráfico 10 - Efeito dos Coeficientes na decomposição do diferencial salarial entre os trabalhadores de primeiro emprego e reemprego, por quantil, baseado no Modelo Condicional. 2003 a 2012.....	66
Gráfico 11 - Efeito Total na decomposição do diferencial salarial entre os trabalhadores de primeiro emprego e reemprego, por quantil, baseado no Modelo Condicional. 2003 a 2012.....	61

LISTA DE QUADROS

Quadro 1 - Descrição e metodologia das variáveis utilizadas na análise de inserção ocupacional	31
Quadro 2 - Descrição das Variáveis utilizadas na decomposição salarial	56

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - População ocupada, por faixa etária, em percentual. 2003 a 2012.....	13
Tabela 2 - População desocupada, por faixa etária, em percentual. 2003 a 2012.....	14
Tabela 3 - Descrição do banco de dados, segundo região metropolitana, por grupo de primeiro emprego e reemprego. 2003 a 2012.....	30
Tabela 4 - Coeficientes estimados do modelo logit para chances do indivíduo ser do grupo tratado (reemprego). 2003 a 2012.....	33
Tabela 5 - Resultados dos efeitos marginais das estimações do modelo logit. 2003 a 2012.....	34
Tabela 6 - O Efeito Médio do Tratamento sobre as chances de ocupação, em percentual. 2003 a 2012.....	36
Tabela 7 - Análise de sensibilidade (Rosenbaum bounds) para a inserção ocupacional no mercado de trabalho. 2003 a 2012.....	39
Tabela 8 - Total de trabalhadores ocupados, segundo região metropolitana, por grupo de primeiro emprego e reemprego. 2003 a 2012.....	57
Tabela 9 - Teste de diferença de médias para o logaritmo natural do salário-hora dos trabalhadores de primeiro emprego e reemprego. 2003 a 2012.....	57
Tabela 10 - Decomposição do diferencial salarial entre os trabalhadores de primeiro emprego e reemprego, por quantil, baseado no Modelo Condicional. 2003 e 2012.....	60
Tabela 11 - Teste de significância Kolmogorov-Smirnov. 2003-2012.....	69

LISTA DE APÊNDICE

Apêndice A – Coeficientes estimados do modelo logit para chances do indivíduo ser do grupo tratado (reemprego). 2003.....	79
Apêndice B – Coeficientes estimados do modelo logit para chances do indivíduo ser do grupo tratado (reemprego). 2004.....	79
Apêndice C – Coeficientes estimados do modelo logit para chances do indivíduo ser do grupo tratado (reemprego). 2005.....	80
Apêndice D – Coeficientes estimados do modelo logit para chances do indivíduo ser do grupo tratado (reemprego). 2006.....	80

Apêndice E – Coeficientes estimados do modelo logit para chances do indivíduo ser do grupo tratado (reemprego). 2007.....	81
Apêndice F – Coeficientes estimados do modelo logit para chances do indivíduo ser do grupo tratado (reemprego). 2008.....	81
Apêndice G – Coeficientes estimados do modelo logit para chances do indivíduo ser do grupo tratado (reemprego). 2009.....	82
Apêndice H – Coeficientes estimados do modelo logit para chances do indivíduo ser do grupo tratado (reemprego). 2010.....	82
Apêndice I – Coeficientes estimados do modelo logit para chances do indivíduo ser do grupo tratado (reemprego). 2011.....	83
Apêndice J – Coeficientes estimados do modelo logit para chances do indivíduo ser do grupo tratado (reemprego). 2012.....	83
Apêndice K – Função densidade do escore de propensão pareada pelo método de kernel para o grupo tratado e grupo controle. 2003.....	84
Apêndice L – Função densidade do escore de propensão pareada pelo método de kernel para o grupo tratado e grupo controle. 2004.....	84
Apêndice M – Função densidade do escore de propensão pareada pelo método de kernel para o grupo tratado e grupo controle. 2005.....	85
Apêndice N – Função densidade do escore de propensão pareada pelo método de kernel para o grupo tratado e grupo controle. 2006.....	85
Apêndice O – Função densidade do escore de propensão pareada pelo método de kernel para o grupo tratado e grupo controle. 2007.....	86
Apêndice P – Função densidade do escore de propensão pareada pelo método de kernel para o grupo tratado e grupo controle. 2008.....	86
Apêndice Q – Função densidade do escore de propensão pareada pelo método de kernel para o grupo tratado e grupo controle. 2009.....	87
Apêndice R – Função densidade do escore de propensão pareada pelo método de kernel para o grupo tratado e grupo controle. 2010.....	87
Apêndice S – Função densidade do escore de propensão pareada pelo método de kernel para o grupo tratado e grupo controle. 2011.....	88
Apêndice T – Função densidade do escore de propensão pareada pelo método de kernel para o grupo tratado e grupo controle. 2012.....	88
Apêndice U – Teste de significância Cramer-von- Misses-Smirnov. 2003-2012.....	88

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	11
2 ANÁLISE DO IMPACTO DA EXPERIÊNCIA OCUPACIONAL SOBRE AS CHANCES DE ADMISSÃO DOS JOVENS BRASILEIROS	17
2.1 Introdução	17
2.2 Referencial teórico e fatos estilizados.....	19
2.3 Modelo econométrico e base de dados	22
2.3.1 Propensity Score Matching	22
2.3.1.1 Identificação	22
2.3.1.2 Aleatoriedade	24
2.3.1.3 Efeito do Tratamento	25
2.3.1.4 Análise de sensibilidade	28
2.3.2 Base de dados.....	29
2.4 Análise dos resultados econométricos	32
2.4.1 O modelo logit – modelo do escore de propensão estimado.....	32
2.4.2 Estimação do Efeito Médio do Tratamento sobre as chances de ocupação	34
2.4.3 Limites de Bounds – Análise de sensibilidade.....	37
2.5 Considerações finais	40
3 ANÁLISE DO IMPACTO DA EXPERIÊNCIA OCUPACIONAL SOBRE O DIFERENCIAL SALARIAL ENTRE OS JOVENS BRASILEIROS	42
3.1 Introdução	42
3.2 Referencial teórico	45
3.3 Modelo econométrico e base de dados	48
3.3.1 Regressão quantílica	48
3.3.2 Análise de sensibilidade	53
3.3.3 Base de dados.....	53
3.4 Resultados econométricos das regressões quantílicas	56

3.5 Resultados dos testes de sensibilidade das estimações das regressões quantílicas..	66
3.6 Considerações finais	68
APÊNDICE	77

1 INTRODUÇÃO

A experiência ocupacional é advinda da atividade exercida pelo indivíduo no mercado de trabalho seja através de algum registro formal - com benefícios e carteira profissional assinada - ou informal que comprove o desempenho no exercício. Esta forma de conhecimento prático é algo inseparável do indivíduo uma vez adquirido. Assim, a experiência ocupacional pode ser caracterizada como uma forma de qualificação (habilidade) que permite uma distinção entre os indivíduos, pois quanto maior a experiência adquirida maior tende a ser a produtividade do trabalhador para o desempenho na atividade a qual tenha já exercido a atividade anteriormente.

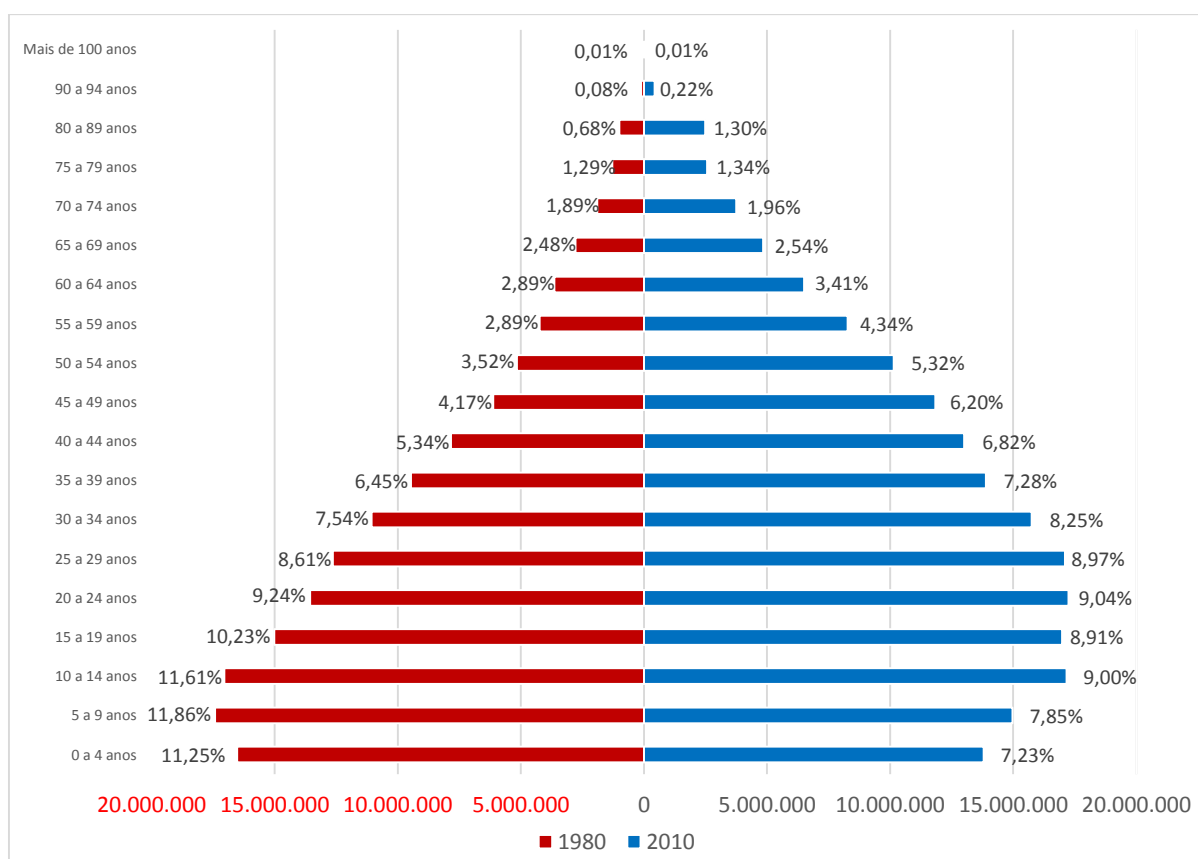
É importante destacar que existem outros fatores que também contribuem para o aumento da experiência do trabalhador e assim, conseqüentemente, para torná-lo mais produtivo no mercado de trabalho, dentre os quais se podem citar a idade, o nível de escolaridade e a dedicação do trabalhador. Neste contexto, é comum na literatura econômica o uso de tais fatores como *proxy* para experiência no mercado de trabalho, dada a dificuldade de mensurar o “grau/nível” de experiência adquirida por um trabalhador. Mincer (1974) considera a idade um fator condicionante tanto da educação quanto da experiência. Isto porque, de uma forma geral, os indivíduos adultos possuem um maior nível de educação e experiência ocupacional comparativamente aos jovens¹. De tal modo, o fato de, muitas vezes, não terem adquirido experiência por não ter idade suficiente tornam os trabalhadores jovens o grupo populacional mais atingido pelo desemprego e pela precarização das relações de trabalho (baixa remuneração, altas jornadas de trabalho, instabilidade ocupacional, alta rotatividade e ausência de mecanismos de proteção social e trabalhista).

Conforme dito anteriormente, a idade é comumente adotada como *proxy* para a experiência de um indivíduo sendo portanto um dos condicionantes à entrada dos indivíduos no mercado de trabalho. Assim, inicialmente, é importante verificar como está disposta a estrutura etária da população do Brasil nos últimos anos no intuito de caracterizar o perfil da população jovem do Brasil. O Gráfico 1 retrata os dados populacionais advindos dos Censos Demográficos de 1980 e 2010, divulgados pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística

¹ A classificação do grupo populacional formado pelos jovens diverge na literatura nacional e internacional. A Proposta de Emenda Constitucional (PEC) da juventude nº 65 aprovada pelo Congresso Nacional em setembro de 2010, define jovem como todo cidadão compreendido entre a idade entre 15 e 29 anos e, por outro lado, a Assembleia Geral das Nações Unidas caracteriza o jovem como as pessoas que estão entre 15 e 24 anos de idade, estando em conformidade com o Banco Mundial e com a Organização Internacional do Trabalho (OIT).

(IBGE). Através destas informações pode-se verificar que do total da população (190.755.799 habitantes) brasileira de 2010, os jovens com idade entre 15 e 29 anos (conforme a definição etária da Proposta de Emenda Constitucional – PEC - da juventude) corresponde mais de 25% de toda a população (cerca de 51.349.819 habitantes), sendo, portanto, um percentual considerável da população total. Deve-se ressaltar, ainda, que nos últimos anos, devido à explosão demográfica ocorrida particularmente nos anos oitenta, a composição da pirâmide etária do Brasil vem se alterado significativamente, com o acréscimo da população jovem superando, em termos percentuais, a faixa composta de crianças e adolescentes (de 0 a 14 anos de idade), que era a maioria nos anos oitenta – conforme pode ser observado no gráfico abaixo.

Gráfico 1 – População do Brasil por faixa etária, em percentual. 1980 e 2010.



Fonte: elaboração própria com base nos dados do Censo Demográfico (1980 e 2010).

Para a análise da dinâmica do mercado de trabalho, além da importância de se contextualizar a demografia brasileira - com o aumento da população juvenil -, é necessário também uma análise das condições de acesso ao mercado de trabalho enfrentado pelos jovens. Neste contexto, é importante definir a População Economicamente Ativa (PEA) como sendo a

parcela da população composta pela população ocupada (formada pelos trabalhadores que exercem alguma atividade produtiva) e população desocupada (formada pelos trabalhadores que não estavam trabalhando, mas estavam procurando trabalho). Iniciando a análise com a população ocupada, constatou-se com base na Tabela 1 uma sensível queda no nível de ocupação durante todo período analisado (2003-2012) para a faixa etária de 10 a 14 anos (de 0,46% para 0,15%) e de 15 a 24 anos (de 18,64% para 15,21%), principalmente. Tais resultados indicam que os indivíduos mais jovens (com idade inferior a 25 anos) estão diminuindo sua participação no mercado de trabalho em contraposição ao aumento observado para os trabalhadores com 50 anos ou mais de idade.

Duas razões para este comportamento podem ser encontradas na literatura: i) Os indivíduos mais velhos, além de terem maior experiência ocupacional, estão permanecendo mais tempo no mercado de trabalho com a finalidade de complementação da renda domiciliar, o que têm dificultado a inserção maior dos jovens no mercado de trabalho (QUEIROZ; RAMALHO, 2009). Isto decorre, em grande parte, ao fato de que a expectativa média de vida dos brasileiros tem se elevado, o que repercute numa maior permanência do trabalhador no mercado de trabalho; ii) Dado que a inserção ocupacional precoce do jovem no mercado de trabalho tem como objetivo a complementação da renda familiar, a conjuntura econômica recente do Brasil, com o aumento da renda média das famílias observada nos últimos anos, contribuiu para retardar o movimento de ingresso no mercado de trabalho (POCHMANN, 2000).

Tabela 1 - População ocupada, por faixa etária, em percentual. 2003 a 2012

Faixa etária/Ano	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012
10 a 14 anos	0,46	0,28	0,31	0,31	0,25	0,24	0,20	0,18	0,18	0,15
15 a 24 anos	18,64	17,96	17,79	17,71	17,28	17,08	16,23	15,81	15,51	15,21
25 a 49 anos	63,44	63,74	63,51	63,47	63,41	62,81	62,72	62,50	62,32	62,12
50 ou mais	17,45	18,02	18,40	18,51	19,06	19,87	20,85	21,51	21,99	22,52
Total	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00

Fonte: elaboração própria com base nos dados da PME.

Em seguida, tendo como base a população desocupada - formada por aquelas pessoas que não estavam trabalhando, mas estavam procurando trabalho, tomaram alguma atitude com esta finalidade – a Tabela 2 retrata uma redução no percentual de desocupados entre 15 e 24 anos, de 45,68% em 2002 para 40,61% em 2013. A análise ao longo dos anos permite verificar que o valor máximo (46,68%) atingido para esta faixa etária foi em 2004, tendo

apresentado, desde então, uma tendência de redução ao longo de toda a série, embora ainda represente um índice percentual bastante significativo no total de desocupados dado a sua participação na população total. Ou seja, se a população juvenil é responsável por cerca de 25% da população total do Brasil, conforme visto na Tabela 1, esta mesma população detém aproximadamente 40% do total de desocupados no País.

Este resultado pode estar reforçando a ideia de que o desemprego atinge desigualmente os diferentes segmentos da força de trabalho com maior ênfase no grupo populacional formado pelos jovens (ALBUQUERQUE, 2008; GONÇALVES; MONTE, 2008). Segundo relatório da OIT (2012), em 2009, a taxa de desemprego entre os jovens de 15 a 24 anos alcançou 17,8%, valor este duas vezes maior que o valor da taxa de desemprego total (entre trabalhadores de 16 e 64 anos) que era de 8,4%.

Tabela 2 – População desocupada, por faixa etária, em percentual. 2003 a 2012

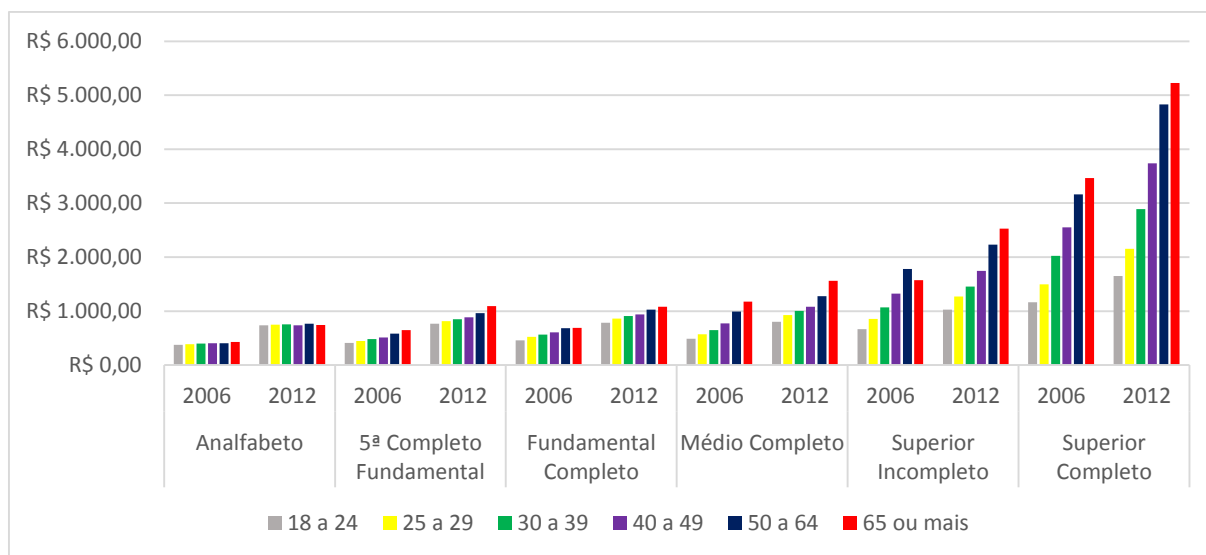
Faixa etária/Ano	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012
10 a 14 anos	0,75	0,47	0,56	0,54	0,57	0,62	0,46	0,54	0,50	0,48
15 a 24 anos	45,96	46,68	46,06	46,15	45,25	43,62	41,77	41,77	41,36	40,61
25 a 49 anos	46,68	46,46	47,01	46,88	47,99	49,11	50,43	50,29	50,12	51,04
50 ou mais	6,62	6,39	6,37	6,42	6,18	6,65	7,34	7,39	8,02	7,86
Total	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00

Fonte: elaboração própria com base nos dados da PME.

Além da dificuldade de inserção ocupacional verificada nas tabelas anteriores, a questão salarial, mais especificamente o diferencial salarial em relação aos outros trabalhadores, também é outro obstáculo adicional que os trabalhadores mais jovens têm enfrentado quando conseguem uma ocupação no mercado de trabalho. Embora uma resposta comum quanto à diferença salarial seja atribuída a questão da diferença entre o nível de escolaridade dos trabalhadores, verifica-se, de acordo com o Gráfico 2, que retrata a média salarial dos trabalhadores por faixa etária e grau de escolaridade entre 2006 e 2012, que essa não seria a resposta mais precisa ou adequada para este problema. Com base no gráfico, pode-se inferir que os trabalhadores mais jovens sempre possuem menores salários mesmo que tenham os mesmos níveis de escolaridade dos trabalhadores mais velhos. É possível perceber que para os indivíduos jovens (com idade até 29 anos), o ganho salarial em virtude do aumento do grau de escolaridade é bastante inferior quando comparado ao ganho salarial dos trabalhadores das faixas mais elevadas de idade. Outro ponto importante a destacar é que,

possivelmente, parte deste diferencial esteja associada à idade do trabalhador, pois à medida que se ampliam os níveis educacionais, esta diferença salarial também aumenta.

Gráfico 2 – Média dos salários dos trabalhadores por faixa etária e nível educacional. 2006 e 2012



Fonte: elaboração própria com base nos dados do Cadastro Geral de Empregados e Desempregados (CAGED).

Esta breve contextualização da população jovem do Brasil parece indicar que a população jovem, apesar de ter aumentado sua participação consideravelmente nos últimos anos em relação à população total, não conseguiu ampliar suas chances de inserção no mercado de trabalho e nem reduzir as diferenças salariais existentes em relação aos outros grupos de trabalhadores.

Neste contexto, a hipótese traçada neste estudo é a de que uma variável determinante pode estar contribuindo para diferenciar a inserção e os ganhos salariais no mercado de trabalho: a experiência ocupacional. Diante da dificuldade de se definir precisamente o que se entende por experiência ocupacional, neste trabalho será assumido que o fato de já ter exercido uma ocupação anterior pode ser considerada uma proxy de experiência ocupacional. Desta forma, para o propósito desta dissertação, assume-se que os trabalhadores mais experientes – aqui definidos como sendo os trabalhadores que já exerceram uma atividade ocupacional anterior no mercado de trabalho (definidos como “trabalhador de reemprego”) – possuem maiores chances de conseguir um emprego e de receber salários maiores

comparativamente àqueles que nunca trabalharam (definidos como “trabalhador de primeiro emprego”) – trabalhadores sem experiência ocupacional.

Sendo assim, esta dissertação terá como objetivo geral analisar o impacto da experiência ocupacional sobre as chances ocupacionais e sobre os determinantes salariais dos trabalhadores. Para alcançar este objetivo, o estudo será restrito a população juvenil (de 15 a 29 anos de idade).

Tendo como base de dados a Pesquisa Mensal de Emprego (PME) para os anos de 2004-2012 e aplicando-se diferentes metodologias econométricas, a dissertação será composta de dois capítulos, independentes, afora esta introdução. O capítulo seguinte – capítulo dois - busca analisar o impacto da experiência ocupacional nas chances de inserção ocupacional no mercado de trabalho através da metodologia econométrica *Propensity Score Matching* (PSM) aplicada com o objetivo de comparar indivíduos que já possuíram uma experiência de trabalho anterior em relação àqueles que nunca trabalharam. Por sua vez, o terceiro capítulo avalia o impacto da experiência ocupacional na diferenciação salarial dos trabalhadores (com experiência e sem experiência) através do método de Chernozhukov, Fernández-Val e Melly (2013), onde este diferencial será decomposto em dois efeitos: Efeito Características e Efeito Coeficiente.

Por fim, é importante destacar o caráter inovador do estudo visto que não foram encontrados na literatura econômica artigos com objetivo e metodologias similares aos aplicados nessa dissertação para este grupo de trabalhadores. Uma vez que, os demais trabalhos utilizam diversos artifícios para mensurar experiência² e metodologias que dificultam isolar o verdadeiro efeito da experiência como determinante sobre as chances de inserção ocupacional e determinação dos salários entre os indivíduos jovens.

² Aproximações da variável experiência: Heckman, Tobias e Vytlačil (2000), Reis e Barros (2002), Giuberti e Menezes-Filho (2005), Resende e Wyllie (2006), Laviola e Funcia (2007) Bartalotti e Leme (2007), Nakabashi e Figueiredo (2008), Souza (2008), Betarelli Junior (2010), Miro e Suliano (2010) Santos e Camillo (2011), Silveira e Silva (2012).

2 ANÁLISE DO IMPACTO DA EXPERIÊNCIA OCUPACIONAL SOBRE AS CHANCES DE ADMISSÃO DOS JOVENS BRASILEIROS

2.1 Introdução

A economia brasileira sofreu intensas mudanças a partir dos anos noventa. Este período foi caracterizado pela crescente liberalização comercial, desregulamentação do setor financeiro, reformulação do papel do Estado, reestruturação produtiva e pela estabilização de preços. Tais fenômenos ocasionaram uma redução na taxa de crescimento do PIB, refletindo-se num aumento na taxa de desemprego da mão-de-obra e na deterioração das condições de trabalho (GARCIA *et al.*, 2012).

Neste contexto, enquanto o País vivia um período de recuperação da economia com o controle inflacionário e, consequente, estabilização monetária, no mercado de trabalho observou-se o crescimento tímido do volume de emprego e a redução do desemprego juvenil, contudo, em uma proporção menor em relação ao volume de adultos desempregados. Já na década de 2000, com o aumento da População Economicamente Ativa (PEA) e melhoria do ambiente econômico, interno e externo, a economia brasileira e o mercado de trabalho passaram a apresentar uma relativa melhoria dos seus indicadores, embora não tenha se verificado registro de redução nas taxas de desemprego para os jovens, apenas a estabilização da referida taxa, ainda bastante superior à observada para os trabalhadores adultos (POCHMANN, 2007).

A principal causa do alto nível de desemprego ocorrida a partir dos anos noventa deve-se, principalmente, aos baixos índices de crescimento econômico do país. Este crescimento econômico não foi capaz de gerar postos de trabalho em quantidade e qualidade requerida pela evolução da População Economicamente Ativa (PEA). É neste contexto que se destaca principalmente o grupo populacional formado pelos jovens cujas chances dificuldades de inserção ocupacional são maiores comparadas a outros grupos populacionais (DEDECCA, 2009; MAIA, 2009; POCHMANN, 2009). Segundo Garcia *et al.* (2012), a literatura acadêmica tem mostrado que as flutuações econômicas tendem a impactar de forma mais drástica os trabalhadores menos experientes, jovens, comparativamente àqueles que já possuem uma experiência ocupacional anterior.

Diante da desestruturação do mercado de trabalho e do menor crescimento do emprego, uma questão importante refere-se à dificuldade de inserção no mercado de trabalho, principalmente, daqueles que buscam uma primeira oportunidade de emprego, sem uma experiência ocupacional anterior. Com base nesta questão, este capítulo terá o objetivo de verificar o impacto da experiência ocupacional como determinante na admissão ocupacional dos trabalhadores jovens (16 e 24 anos), no mercado de trabalho brasileiro. Assim, o estudo analisará de forma comparativa dois grupos populacionais: Grupo 1 (trabalhadores de reemprego, portanto, com experiência ocupacional anterior) e Grupo 2 (trabalhadores de primeiro emprego, portanto sem experiência ocupacional anterior).

Fazendo uso da base de dados advinda da Pesquisa Mensal de Emprego (PME), para os anos 2003 a 2012, e da metodologia econométrica *Propensity Score Matching* (PSM), buscou-se comparar os indivíduos de reemprego e os indivíduos de primeiro emprego, de modo a permitir a análise do impacto da experiência ocupacional anterior. A metodologia *Propensity Score Matching* (PSM) é uma técnica para determinação de quase experimentos, baseada em algoritmos de pareamento de indivíduos pertencentes a grupos específicos com o objetivo de se avaliar o impacto de um determinado tratamento. Conforme Becker e Ichino (2002), o conceito de *propensity score* baseia-se em um método quase paramétrico, condicionado pela informação disponível sobre os grupos de tratamento e controle, uma vez que, para cada participante (indivíduo que sofreu o impacto de um determinado tratamento) o método seleciona um indivíduo não participante que esteja “o mais próximo possível”, usando para tal uma pontuação ou *score*. Nesse estudo, os grupos de tratamento e controle serão os trabalhadores de reemprego – Grupo 1 – e os trabalhadores de primeiro emprego – Grupo 2, respectivamente.

Para alcançar este objetivo, este capítulo se propõe: i) analisar o perfil socioeconômico dos trabalhadores jovens ocupados no primeiro emprego e no reemprego; ii) analisar os determinantes da admissão ocupacional anterior dos trabalhadores jovens ocupados no primeiro emprego e no reemprego e o impacto da experiência ocupacional nessa admissão.

Além desta introdução, o capítulo contém mais três seções. Na seção seguinte será feita uma breve revisão da literatura. Em seguida, a análise será destinada a explicar o modelo econométrico utilizado e seus pressupostos. Por fim, são apresentados e discutidos os resultados das estimações.

2.2 Referencial teórico e fatos estilizados

A Teoria do Capital Humano (TCH) surge com Smith (1776 *apud* SMITH, 2003) em sua obra “A riqueza das nações”, desenvolve-se com Marshall (1920 *apud* MARSHALL, 1997) no livro *Principles of Economics* e tem ampla difusão através dos trabalhos feitos por Schultz (1973), Mincer (1974) e Becker (1994). A Teoria do Capital Humano enfatiza os atributos individuais dos trabalhadores como os principais determinantes da sua situação no mercado de trabalho. Estes principais fatores que afetam os trabalhadores se relacionam a sua produtividade, incluindo a escolaridade formal, os treinamentos profissionais, a experiência, o conhecimento e as habilidades. Desta forma, trabalhadores mais produtivos têm maior potencial para ocupar os melhores empregos no mercado de trabalho, enquanto os trabalhadores menos produtivos assumiriam as piores ocupações. Os seus efeitos afetam direta ou indiretamente a produção (BECKER, 1994).

Neste contexto, o capital humano pode ser entendido como conhecimentos, habilidades e atributos possuídos por indivíduos que facilitam a criação de bem-estar pessoal, social e econômico. Por sua vez, o capital físico estaria relacionado a mudanças em bens materiais de forma a criar ferramentas para facilitar a produção enquanto o capital humano está relacionado ao aperfeiçoamento das pessoas que desenvolvem habilidades que permitam agir de uma maneira melhor ou diferente. Assim, enquanto o estoque de capital físico pode ser ampliado através de investimentos, o capital humano pode ser ampliado através de educação e experiência profissional, o que possibilita que a pessoa execute diferentes tarefas ou as mesmas de forma mais eficiente. Como cita Coleman (1988), a formação de capital humano também é essencial para o crescimento econômico à medida que aumenta a produtividade dos fatores de produção.

É importante destacar, contudo, que a educação formal não é a única maneira de se adquirir capital humano. A própria experiência ocupacional do indivíduo possibilita a aquisição de competências e habilidades necessárias para a realização de trabalho, sendo, portanto, um requisito muito importante para a sua contratação. É, neste contexto, que os estudantes universitários, em geral jovens, acabam tendo o dilema entre se dedicar mais aos estudos ou ocupar parte do que tempo que iria aos estudos para trabalhar, seja por necessidade financeira seja para o aprendizado profissional. Portanto, a experiência ocupacional também é um fator de capital humano importante na inserção e remuneração salarial.

Um dos reflexos da dificuldade de inserção dos trabalhadores jovens no mercado de trabalho é observado nas suas elevadas taxas de desemprego. Gonçalves e Monte (2008) destacam pelo menos três pontos que contribuem para esta constatação: i) baixo dinamismo econômico, que intensifica o fenômeno do desemprego entre os jovens, ii) dificuldade de admissão ocupacional, devido à baixa qualidade de ensino, e, iii) falta de experiência ou habilidades exigidas pelas empresas na hora da contratação.

Para Pochmann (2000), a barreira enfrentada pelos jovens para conseguir um emprego está diretamente associada ao contexto econômico. O autor verifica que a relação inversa entre taxa de desemprego e PIB é mais nítida numa fase de depressão e menos visível numa fase de crescimento econômico. A partir de 2004, quando a economia ingressou em uma trajetória de recuperação econômica, por exemplo, Pochmann (2007) alega que não houve registro da redução das taxas de desemprego para os jovens, apenas a estabilização da referida taxa, sugerindo que os jovens estão sempre em desvantagem independente da situação econômica.

É importante destacar que a taxa de desemprego total segue o mesmo movimento da taxa de desemprego dos jovens. Isso se deve à origem comum da desestruturação do mercado de trabalho via crise econômica. Contudo, segundo Ribeiro e Juliano (2004), quando há a retomada do crescimento econômico, os empregadores preferem contratar os desempregados com experiência profissional e apenas quando o crescimento se consolida os desempregados sem experiência são contratados.

Estudos recentes na literatura tem reforçado que há uma grande dificuldade quanto à admissão ocupacional dos trabalhadores jovens, especialmente na América Latina. Para Cacciamali e Braga (2003), a instabilidade econômica da região restringe ainda mais a sustentabilidade da geração de emprego. Segundo Cardoso Jr *et al.* (2009) a importância de políticas de emprego para os jovens se dá devido ao grande impacto em gerar oportunidades de inserção no mercado de trabalho. Estas oportunidades além de normalmente serem difíceis de serem alcançadas, quando são, normalmente estão associadas a situações precárias de ocupação. Assim, para se conseguir reduzir ou pelo menos manter a taxa de desemprego em patamares baixos, Cardoso Jr *et al.* (2009) aconselha desenvolver melhor o vínculo entre crescimento econômico e mercado de trabalho.

Para Garcia *et al.* (2012), na primeira década de 2000, houve uma queda na geração de emprego, com exceção dos anos de 2000 e 2001, verificando-se uma baixa capacidade da

economia de gerar postos de trabalho formais e que os anos de baixo crescimento, recessão (1998, 1999 e 2009), quem mais sofreu foram às pessoas que estão em busca do primeiro emprego.

Ao analisar a questão de admissão ocupacional e o tempo de duração no estado de desemprego nas regiões metropolitanas, Monte, Araújo e Lima (2005) fazem uma comparação entre os indivíduos que procuram o reemprego e os indivíduos que procuram o primeiro emprego procurando avaliar as características do indivíduo que interferem na sua admissão ocupacional. Os autores observaram que, em média, os indivíduos de reemprego têm maiores chances em relação aos indivíduos de primeiro emprego, indicando que a experiência ocupacional é fator determinante na busca pelo emprego. Ainda em relação às chances de admissão ocupacional, Monte, Araújo e Lima (2008) encontraram evidências a favor dos indivíduos que procuram o reemprego (76,8% de chances de admissão ocupacional a mais) em detrimento daqueles que procuram pelo primeiro emprego, indicando a necessidade de que mecanismos sejam criados com o objetivo de minimizar as condições desfavoráveis para os indivíduos que disputam, pela primeira vez, uma vaga de emprego no mercado de trabalho.

2.3 Modelo econométrico e base de dados

2.3.1 *Propensity Score Matching*

O método de avaliação *Propensity Score Matching* (PSM) ou Pareamento baseado no Escore de Propensão é um método amplamente utilizado na literatura de avaliação na estimativa de avaliações de impactos sobre os resultados de interesse. Neste estudo, o método foi usado para analisar o impacto da experiência ocupacional na inserção dos trabalhadores.

O método PSM é baseado na comparação entre os participantes (tratados) e não participantes (controle). Assumindo, por exemplo, que o tratamento seja a participação em um determinado programa de qualificação, caso a escolha dos participantes não tenha sido feita de forma aleatória, uma simples comparação entre esses dois grupos poderia ser bastante equivocada por pelo menos dois motivos: (i) analisar a diferença após o programa, os resultados poderiam refletir simplesmente em diferenças pré-programa; (ii) efeito do programa pode ser uma função de variáveis não observáveis que podem ser diferentes entre os grupos de tratamento e controle. Desta forma, o uso do PSM minimiza estes problemas utilizando o método do escore de propensão que busca comparar famílias participantes e não participantes que sejam similares em termos das características observáveis.³

Para a aplicação da técnica do PSM foi necessário assumir determinadas hipóteses visando estimar um modelo identificado, sem os problemas inerentes ao viés de seleção, a dimensionalidade e a presença da heterogeneidade. Dentre as principais hipóteses assumidas, destacam-se:

2.3.1.1 *Identificação*

Há dificuldade de encontrar um grupo de indivíduos que representem adequadamente o grupo controle de modo a replicar o grupo tratado caso este não tivesse passado pela intervenção. Como normalmente não é possível observar essa situação contrafactual, a

³ Conforme Becker e Ichino (2002), o método não elimina o possível viés causado por fatores não observáveis, sendo, contudo, importante para reduzi-lo dadas as variáveis de controle utilizadas.

escolha desse grupo de comparação envolverá o uso de procedimentos e hipóteses cuja finalidade básica é minimizar o que se costuma denominar de viés de seleção.

Toma-se como exemplo o indivíduo i , com variável de interesse Y (ocupado). Onde, assume-se $D = 1$ para os indivíduos que participarem do tratamento e $D = 0$ caso contrário. Considerando Y_1 o resultado potencial dos indivíduos do grupo tratado e Y_0 o resultado potencial dos indivíduos do grupo controle, o resultado observado para a variável de interesse pode ser representado na equação (1):

$$Y_i = D \cdot Y_{1i} + (1 - D) \cdot Y_{0i} \quad (1)$$

Heckman, Ichimura e Todd (1997) demonstram em termos matemáticos que o problema da inferência casual na medição do efeito médio do tratamento (*Average Treatment Effect on the Treated*, ATT ou Δ) pode ser realizada através da equação:

$$\Delta_i = E(\Delta_i | D = 1) = E(Y_{1i} - Y_{0i} | D = 1) \quad (2)$$

Onde, $E(. | D = 1)$ está relacionado ao valor esperado condicional de receber o tratamento. Como não se dispõe do contrafactual, não há como estimar a equação (2). Assim, é necessário utilizar o artifício da equação (3):

$$E(Y_{0i} | D = 0) \quad (3)$$

Utilizando (3) em (2), obtém-se:

$$\begin{aligned} E(Y_{1i} | D = 1) - E(Y_{0i} | D = 0) = \\ E(Y_{1i} | D = 1) - E(Y_{0i} | D = 1) + E(Y_{0i} | D = 1) - E(Y_{0i} | D = 0) \end{aligned}$$

Fazendo o rearranjo, temos que:

$$= \Delta_i + E(Y_{0i} | D = 1) - E(Y_{0i} | D = 0) \quad (4)$$

Entretanto, este estimador é afetado se a participação no programa não for aleatória. O viés incorre ao considerar que as famílias são diferentes somente por não participarem do tratamento, ou não participarem. Com a comparação entre os grupos pode-se verificar a possibilidade de diferenças pré-programa e o efeito do programa pode ser decorrente de variáveis como idade e escolaridade dos indivíduos (ATTANASIO *et al.*, 2005).

2.3.1.2 Aleatoriedade

A forma utilizada para garantir a representatividade de uma amostra é que ela seja uma amostra aleatória da população representada. A aleatorização, que garante a validade externa⁴ de uma avaliação, não assegura a validade interna⁵ dessa avaliação, e vice-versa. Se a avaliação utiliza uma amostra aleatória da população-alvo do programa, mas a participação no tratamento não é realizada através de aleatorização, então a amostra deve ser representativa da população de elegíveis, porém os resultados da avaliação podem não ter validade interna.

O pressuposto da hipótese de identificação requer que existam unidades de ambos os grupos, tratamento e controle, para cada característica X_i para o qual se deseja comparar. Isto assegura que para cada indivíduo tratado exista outro indivíduo não tratado pareado, com valores similares de X_i :

$$E(Y_{0i}|X_i, D = 1) = E(Y_{0i}|X_i, D = 0) = 0 \quad (5)$$

Conforme o exposto, se chances para o tratamento não forem aleatórias, haverá o problema de autosseleção⁶. Para evitar o este problema, Hirano, Imbens e Ridder (2000) admitem a *Conditional Independence Assumption* (CIA) na construção do grupo de controle, o que equivale à análise condicionada nas variáveis observadas (hipótese forte). Assim, o efeito médio dos indivíduos do grupo tratado (ATT) pode ser estimado através da diferença entre as médias dos resultados dos escores dos indivíduos do grupo de tratamento e do grupo controle. Uma vez que os indivíduos com características observáveis idênticas possuem a mesma chance de receber o tratamento, o valor da variável dependente (Y) passa a ser independente da condição (tratado ou controle) em que ele se encontra. Assim, a hipótese forte permite a ortogonalidade, como demonstrado na equação (6):

$$(Y_0, Y_1 \perp D) \quad (6)$$

Portanto, o impacto médio do tratamento dos indivíduos foi obtido a partir da média ponderada dos resultados para os grupos. Para isso, toma-se o valor esperado, conforme a equação (7):

⁴ É a capacidade de estender os resultados para fora do contexto da avaliação. Assim, possui validade externa se for possível generalizar as estimativas do impacto do programa avaliado para outras populações e outros momentos no tempo.

⁵ Seus resultados conseguem isolar o verdadeiro impacto do programa.

⁶ Ver Becker e Ichino (2002), Angrist e Pischke (2008), Khandker, Koolwal e Samad (2010).

$$\Delta_i = E\{ [E(Y_{0i}|X_i, D = 1) - E(Y_{0i}|X_i, D = 0)] | D = 1\} \quad (7)$$

Desta forma, o método consiste basicamente em tomar como base as características das unidades tratadas e tentar encontrar unidades em um grupo de controle não experimental que possuam as mesmas características, previamente definidas no grupo de tratamento. Em seguida, estimam-se os efeitos do tratamento por meio da diferença entre os resultados médios dos grupos de tratamento e controle.

2.3.1.3 Efeito do Tratamento

O *Propensity Score* corresponde a um método desenvolvido por Rosenbaum e Rubin (1983) para lidar com o problema da dimensionalidade associado ao *exact matching*. Através de uma única variável, o *propensity score* ($P(x)$), o qual corresponde à probabilidade condicional de um indivíduo receber o tratamento em virtude de um conjunto das características observáveis X , o propensity score ($P(x)$) – o escore de propensão -, pode ser calculado conforme a equação (8):

$$P(X) = P(D = 1 | X) \quad (8)$$

Logo, o uso do escore de propensão apresenta uma solução prática para o problema da multidimensionalidade no pareamento, uma vez que este passa a se basear em um escalar. Assim, o efeito de tratamento pode ser determinado de acordo com a equação (9):

$$E(Y_1 - Y_0 | D = 1, P(X)) = E(Y_1 | D = 1, P(X)) - E(Y_0 | D = 0, P(X)) \quad (9)$$

O *Propensity Score Matching* ajusta as diferenças entre as unidades de tratamento e controle eliminando o enviesamento associado às diferenças do nível das variáveis observadas. O estimador de *matching* permite que a distribuição das características observadas (X) do grupo de controle e do grupo de tratamento seja idêntica. Dada à possibilidade de se incorrer em viés de seleção, estima-se o modelo de correção de viés de seleção como proposto por Heckman (1976), a fim de se encontrar a razão de Mills invertida incluída no modelo de Propensity Score. Assim, o contrafactual pode ser construído através dos resultados do grupo de tratamento, como demonstra a equação (10):

$$E(Y_0 | P(X), D = 1) = E(Y_0 | P(X), D = 0) = E(Y_0 | P(X)) \quad (10)$$

De acordo com a hipótese de identificação geralmente adotada, o processo de seleção ocorre segundo características observáveis tal que as pessoas com tais características idênticas possuem a mesma probabilidade de serem alocadas como tratamento ou controle. Para Heckman, Lalonde e Smith (1999), a probabilidade de os indivíduos serem participantes ou não participantes do tratamento pode ser descrita na equação (11), abaixo:

$$0 < \Pr(D = 1|X) < 1 \quad (11)$$

A partir da equação (11), o escore de propensão pode ser estimado utilizando um modelo paramétrico de escolha binária (logit, probit ou tobit). E, através das variáveis explicativas, foram selecionadas aquelas que, por hipótese, são relevantes na determinação do tratamento. Dada a possibilidade de se incorrer em viés de seleção, foi estimado o modelo de correção de viés de seleção como proposto por Heckman (1976), a fim de se encontrar a razão de Mills invertida incluída no modelo de Propensity Score. Feita a estimação dos escores de propensão, obtêm-se subgrupos dentro do grupo de controle que possuem valores de escores similares aos dos indivíduos do grupo de tratamento. Em seguida, para cada bloco $i=1, \dots, k$ do escore de propensão faz-se o teste de média para cada variável predita utilizada no modelo com o objetivo de verificar se a média difere entre os grupos de tratamento e controle. Se a média de uma ou mais variáveis diferir, então, deve-se especificar um modelo menos parcimonioso para a estimativa do escore de propensão. Contudo, se todos os testes para cada variável dentro de cada intervalo mostrar que as médias não divergem significativamente, um número final de blocos é definido e segue-se para o cálculo do ATT.

O objetivo desta estimativa foi encontrar um grupo de controle que seja o mais semelhante possível ao grupo de tratamento em termos do escore de propensão, dadas às características observadas. Estas hipóteses são suficientes para proceder a identificação do efeito de tratamento como visto na equação (12):

$$\Delta^{ATT} = E(\Delta|D = 1) = E(Y_1|D = 1) - E(Y_0|D = 1). \quad (12)$$

Devido à probabilidade da participação no programa ser desconhecida, torna-se necessário estimá-la. Desta forma, determinam-se os grupos de indivíduos de tratamento e de controle, e estimam-se as chances de participação de cada indivíduo no grupo de tratamento em função das suas características observáveis (*propensity scores*). Por fim, para cada indivíduo do grupo de tratamento foi calculada a diferença entre a sua propensão de participar deste grupo e a propensão de cada indivíduo do grupo controle. O *matching* é realizado com

base nos indivíduos que tenham propensões similares e o grupo de controle foi selecionado através deste processo.

Através da estimação de uma regressão é construído um indicador (*propensity score*) que pareia as características do grupo de tratamento com as do grupo de controle, calculando a “distância” entre as características dos dois grupos. Feito isso, é selecionado uma sub-amostra do grupo de tratamento para uma do grupo de controle composta pelos indivíduos que mais se assemelham. O tipo de informação necessária para operacionalizá-la é idêntico ao usado pelos métodos paramétricos⁷.

Dentre os métodos utilizados, destaca-se o de Kernel como um método não paramétrico para estimar as curvas de densidade⁸ que demonstra-se um estimador consistente para o resultado contrafactual de Y_0 .

Neste método, todas as unidades tratadas são pareadas com uma média ponderada de todas as unidades do grupo de controle. Os pesos são alocados de forma inversamente proporcional a distância entre os escores de propensão dos grupos de tratamento e controle. Após ter sido estimada a regressão linear local, diversas metodologias permitem escolher as larguras das bandas, destacando a mais robusta como a do triângulo de Kernel (CHENG *et al.*, 1997).

É necessário que as condições a receber o tratamento sejam exógenas para que os estimadores baseados no escore de propensão possam ser considerados sem viés. Ainda, é importante verificar a possibilidade da falta de variáveis essenciais ao modelo, pois isso pode afetar o processo destes serem selecionados no tratamento prejudicando as estimativas. Desta forma, a não inclusão dessas características pertinentes poderia enviesar os resultados do efeito médio do tratamento. Para verificar a possibilidade em questão é feita a necessidade da análise de sensibilidade do modelo proposto.

⁷ As estimações das funções de densidade com Método de Kernel é amplamente utilizado para estudos do Mercado de Trabalho, ver Heckman, Ichimura e Todd (1997), Dehejia e Wahba (1999), Becker e Ichino (2002).

⁸ Caliendo e Kopeining (2005) ressaltam as vantagens metodológicas de se utilizar o algoritmo de pareamento Kernel em detrimento dos demais.

2.3.1.4 Análise de sensibilidade

Para verificar a robustez do modelo, Rosenbaum (2002) propôs uma análise de sensibilidade que estuda a hipótese da possibilidade de viés de seleção. Rosenbaum (2002) propôs um método que identifica dois indivíduos com características observáveis, denominados de i e j , dentro de uma distribuição logística na comparação do *standardised bias* (SB) antes e depois do matching. A razão de chance (*odds*) dos indivíduos é dado pela equação (13):

$$\frac{\theta_i}{1-\theta_i} \quad e \quad \frac{\theta_j}{1-\theta_j} \quad (13)$$

Enquanto, a equação (14) mostra a razão de chances (*odds-ratio*):

$$\frac{\frac{\theta_i}{1-\theta_i}}{\frac{\theta_j}{1-\theta_j}} = \frac{\theta_i(1-\theta_j)}{\theta_j(1-\theta_i)} = \exp[\gamma(u_i - u_j)] \quad (14)$$

Caso os indivíduos possuam as mesmas características observáveis, o vetor de covariáveis observadas X é anulado. Assim, a equação (15) mostra que não havendo diferenças nas variáveis omitidas tem-se:

$$u_i - u_j = 0 \quad (15)$$

Caso não haja alguma característica viesando os resultados ($\gamma = 0$) a razão de chances ou *odds ratio* é igual a 1, implicando a não existência de viés de seleção.

Para avaliar a estimação dos efeitos causais em amostras que não são experimentais, a análise de limites verifica o impacto da possibilidade da amostra estar viesada no momento da seleção das características observáveis. Portanto, este método permite que haja possibilidade de haver divergência entre os indivíduos a um valor máximo de $e^\gamma = 2$ e mínimo de $e^\gamma = 1$, conforme expressa a equação (16):

$$\frac{1}{e^\gamma} \leq \frac{\alpha_i(1-\theta_j)}{\theta_i(1-\theta_i)} \leq e^\gamma \quad (16)$$

Os indivíduos pareados têm a mesma probabilidade de participação apenas se $e^\gamma = 1$. Entretanto, se $e^\gamma = 2$ então indivíduos aparentemente similares em termos de x , poderão divergir suas chances de tratamento.

2.3.2 Base de dados

A base de dados foi extraída da Pesquisa Mensal de Emprego (PME), compreendendo o período de 2003 a 2012. A PME é uma pesquisa de periodicidade mensal e que apresenta um esquema de rotação de domicílios mensal e uma estrutura de painel, onde cada domicílio é entrevistado por 4 meses consecutivos (primeira parte), retirado da amostra por 8 meses seguidos, e voltando para mais 4 meses consecutivos de entrevista (segunda parte).

Realizada pelo Instituto Brasileiro Geográfico e Estatístico (IBGE), por meio do seu Departamento de Emprego e Rendimento, a Pesquisa Mensal de Emprego (PME) abrange as regiões metropolitanas de Recife, Salvador, Belo Horizonte, Rio de Janeiro, São Paulo e Porto Alegre. A PME contém informações referentes à condição de atividade, condição de ocupação, rendimento médio nominal e real, posição na ocupação, posse de carteira de trabalho assinada, dentre outras, tendo como unidade de coleta os domicílios.

Para a formação da base de dados foram considerados apenas os indivíduos pesquisados por quatro meses consecutivos na primeira parte das entrevistas. Assim, para formar a base de dados usada para a estimação foi necessária à coleta de dados em dois momentos distintos (duas entrevistas): 1) na primeira entrevista ($t=1$) foram considerados apenas os indivíduos que se encontram desocupados, sendo, portanto, indivíduos em busca de um emprego (podendo ser de reemprego ou de primeiro emprego); 2) através do acompanhamento nos três meses seguintes obtém-se a segunda entrevista. Nesta segunda entrevista ($t=2$), foi possível analisar se a situação do indivíduo no mercado de trabalho se alterou, ou seja, se os mesmos conseguiram um emprego ou permaneceram desocupados⁹. Com base nestes dois momentos, foi possível classificar os indivíduos conforme o *grupo controle*, formado pelos indivíduos que não tinham experiência de trabalho anterior (trabalhadores de primeiro emprego) e o *grupo de tratamento*, composto pelos indivíduos com experiência ocupacional anterior (trabalhadores de reemprego) no mercado de trabalho. Desta forma, considerou-se a experiência ocupacional como fator de impacto (tratamento) para análise da admissão ocupacional. Destaca-se que a amostra foi constituída dos indivíduos com idade

⁹ Esta metodologia é necessária porque a PME não obtém a informação do trabalhador ocupado acerca de sua experiência ocupacional anterior.

entre 16 e 24 anos e que foram excluídos aqueles que não informaram alguma característica de interesse do objeto de estudo, além dos valores aberrantes da amostra.

Tabela 3 - Descrição do banco de dados, segundo região metropolitana, por grupo de primeiro emprego e reemprego. 2003 a 2012

Primeiro Emprego	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	Total
Recife	286	204	250	297	224	152	157	153	102	70	1.895
Salvador	399	347	360	329	320	221	231	236	198	78	2.719
Belo Horizonte	312	250	226	280	232	177	148	150	125	103	2.003
Rio de Janeiro	229	224	192	208	165	155	143	143	119	98	1.676
São Paulo	505	394	345	344	343	250	269	185	171	103	2.909
Porto Alegre	203	157	115	153	135	99	90	80	81	50	1.163
Total	1.934	1.576	1.488	1.611	1.419	1.054	1.038	947	796	502	12.365
Reemprego	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	Total
Recife	352	244	305	254	235	146	155	134	118	115	2.058
Salvador	570	438	482	425	401	305	265	268	178	106	3.438
Belo Horizonte	553	526	407	471	435	344	335	319	280	204	3.874
Rio de Janeiro	427	371	306	312	273	236	220	203	192	129	2.669
São Paulo	940	734	620	607	587	461	540	373	347	279	5.488
Porto Alegre	360	273	290	295	297	268	194	161	174	120	2.432
Total	3.202	2.586	2.410	2.364	2.228	1.760	1.709	1.458	1.289	953	19.959
Total de Jovens	5.136	4.162	3.898	3.975	3.647	2.814	2.747	2.405	2.085	1.455	32.324

Fonte: elaboração própria a partir dos dados da PME.

Após aplicar todos os filtros necessários, a amostra final foi restrita a 32.324 trabalhadores entre os anos de 2002 e 2013. A Tabela 3 descreve a quantidade total de indivíduos segundo região metropolitana, por grupo de primeiro emprego e reemprego no período analisado. Os resultados mostram que a amostra total é composta de 12.365 trabalhadores de primeiro emprego e 19.959 trabalhadores de reemprego. Dentre todas as regiões, a que menos compôs a amostra para o grupo de primeiro emprego foi Porto Alegre com 1.163 indivíduos e para os trabalhadores jovens de reemprego foi a Região Metropolitana do Recife com 2.058. Enquanto que, a que mais contribuiu em ambos os grupos foi a região metropolitana de São Paulo com valores de primeiro emprego e reemprego, respectivamente, 2.909 e 5.488.

Em seguida, a próxima etapa foi estimar o escore de propensão através de um modelo paramétrico de escolha binária, no caso o modelo logit. Neste modelo, o objetivo é estimar as chances do indivíduo ser classificado como um trabalhador de reemprego (grupo

tratado). Desta forma as variáveis utilizadas no modelo logit estimado estão descritas no quadro 1:

Quadro 1 – Descrição e metodologia das variáveis utilizadas na análise da inserção ocupacional

Variável	Descrição
Reemprego	Dummy indicativa se o indivíduo já teve experiência no mercado de trabalho, sendo 1 para reemprego e 0 para primeiro emprego.
Idade	Dummies para as seguintes faixas de idade: 16-18 anos, 19-21 anos e 22-24 anos.
Sexo	Dummy indicativa para o gênero, sendo 1 para masculino e 0 para feminino.
Raça	Assume valor 1 se o indivíduo for da raça branco e 0 caso contrário.
Chefe	Assume valor 1 se o indivíduo é o chefe do domicílio e 0 caso contrário.
Estudo	Dummies para as seguintes faixas de estudo: < 1 ano, de 1-3 anos, de 4-7 anos, de 8-10 anos e acima de 10 anos.
Região	Dummies para as regiões metropolitanas de: Recife, Salvador, Belo Horizonte, Rio de Janeiro, São Paulo e Porto Alegre.

Fonte: elaboração própria.

2.4 Análise dos resultados econométricos

Os resultados econométricos das estimações estão divididos em três subseções. Na subseção 2.4.1 foram feitas considerações sobre o modelo logit construído para estimar o *propensity score*. Na subseção 2.4.2 foram analisados os resultados obtidos para as estimativas do efeito do tratamento. Por fim, na subseção 2.4.3 foram feitas as considerações a respeito das análises de sensibilidade.

2.4.1 O modelo logit – modelo do escore de propensão estimado

O primeiro passo para estimação do modelo logit foi identificar a variável dependente (reemprego) e as variáveis independentes (idade, sexo, raça, chefe do domicílio, anos de estudo e região onde está residindo) que têm como objetivo descrever as chances de um indivíduo ser do grupo de reemprego conforme a equação (17), a seguir:

$$RE_j = \beta_0 + \beta_1 \cdot IDA_j + \beta_2 \cdot GEN_j + \beta_3 \cdot RAC_j + \beta_4 \cdot CHE_j + \beta_5 \cdot EST_j + \beta_6 \cdot REG_j + \beta_7 \cdot ANO_j + \beta_8 X_j + \varepsilon_j \quad (17)$$

Onde, RE indica se o indivíduo é de reemprego; IDA refere-se a idade do indivíduo; GEN é o gênero a qual o indivíduo pertence; RAC é a raça que caracteriza o indivíduo; CHE descreve se é chefe do domicílio; EST denota quantos anos de estudo que o indivíduo possui; REG representa a região a qual o indivíduo pertence; ANO refere-se ao ano de pesquisa; e j refere-se ao indivíduo.

Os resultados da estimação da equação (17) estão descritos na Tabela 4¹⁰. Antes, porém, é importante avaliar a questão da significância das variáveis estimadas. Assim, os testes de significância das variáveis estimadas no modelo logit mostram que as variáveis relativas a ser do sexo masculino, chefe do domicílio, idade de 16 a 18 anos, idade de 19 a 21 anos, jovem com 4 a 7 anos de estudo, pertencer à região do Recife, Salvador e Rio de Janeiro foram, em sua maioria, significativas a 1%. Quanto às demais, foram significativas a 5% ou 10%, conforme o descrito na Tabela 4.

¹⁰ As estimações completas, por ano, encontram-se no apêndice A-J.

Tabela 4 – Coeficientes estimados do modelo logit para chances do indivíduo ser do grupo tratado (reemprego). 2003 a 2012

Variáveis/Ano	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012
Idade: 16-18 anos	-2,3039***	-1,8971***	-2,0135***	-2,3139***	-2,2173***	-2,2073***	-2,2744***	-2,1501***	-2,1668***	-2,1680***
Idade: 19-21 anos	-0,9788***	-0,8970***	-0,7670***	-1,0081***	-0,8441***	-0,8792***	-1,0201***	-0,9288***	-0,7909***	-0,9504***
Homem	0,3185***	0,3443***	0,1483**	0,2206**	0,2525***	0,2830***	0,3405***	0,3413***	0,1959	0,4641***
Branco	0,0507	0,0680	-0,1036	-0,1188	0,0166	-0,1622	0,0590	0,0319	-0,1653	-0,0044
Chefe	1,1105***	0,9783***	1,3499***	1,2164***	1,2175***	1,1057***	0,8900***	1,0897***	0,5618***	0,7435**
Estudo: < 1 ano	0,4306	0,7902	0,2749	1,3493**	1,0054	0,6100	0,3819	0,7416	0,0882	0,0000
Estudo: 1-3 anos	0,7941***	0,7263***	0,8146***	0,7833**	0,5695	0,6843	-0,2334	0,3944	0,6434	-0,6326
Estudo: 4-7 anos	0,6418***	0,7159***	0,6588***	0,8270***	0,7490***	0,5546***	0,3926***	0,5450***	0,2073	0,0631
Estudo: 8-10 anos	0,0635	0,0252	0,1298	0,1255	0,2175***	-0,0515	0,0959	0,0620	-0,0461	0,1572
Recife	-0,6519***	-0,5869***	-1,1536***	-1,1710***	-1,1198***	-1,5937***	-1,0739***	-1,1089***	-1,2409***	-0,7615***
Salvador	-0,5160***	-0,4485***	-0,9932***	-0,7971***	-0,8595***	-1,0335***	-0,7458***	-0,7416***	-1,4058***	-0,8562***
Belo Horizonte	-0,0112	0,2567**	-0,4494***	-0,1328	-0,1839	-0,377**	0,1525	0,2311	0,0078	-0,2739
Rio de Janeiro	-0,243**	-0,1625	-0,7606***	-0,5667***	-0,6285***	-0,9070***	-0,5238***	-0,4808***	-0,7612***	-0,9020***
São Paulo	0,1436	0,202*	-0,290**	0,0492	-0,1869	-0,3768***	0,1323	0,1040	-0,1693	0,0448

Fonte: elaboração própria a partir dos dados da PME.

Notas: 1. ***significante a 1%, ** significante a 5%, * significante a 10%. 2. Foram omitidas as variáveis idade (22-24 anos), estudo (11 anos ou mais) e Porto Alegre.

De acordo com Venetoklis (2004), o baixo nível de significância de algumas variáveis, necessariamente, não implica que devam ser excluídas do modelo. Caliendo e Kopeining (2005) argumentam que uma variável só deve ser excluída da análise se houver um claro entendimento que ela não é apropriada. Portanto, é aconselhável incluí-las na estimativa do escore de propensão mesmo que não seja estatisticamente significativa. Zhao (2005) sugere que a inclusão de variáveis irrelevantes no modelo de escore de propensão não irão causar viés, no entanto, uma sobre especificação deste poderá viesar os resultados.

Os efeitos marginais permitem interpretar a contribuição individual de cada variável na probabilidade de receber o tratamento (experiência). Desta forma, conforme a Tabela 5, as variáveis relacionadas às características do indivíduo ser do sexo masculino, para o ano de 2012, ampliam essa probabilidade em 8,78% de receber o tratamento. Enquanto que, as faixas de idade “16 a 18 anos” e “19 a 21 anos” demonstram reduzir esta probabilidade de receber tratamento (devido ao sinal negativo) em até 44,80% e 19,80%, respectivamente, para os anos de 2003 e 2009. Portanto, quanto mais novo o indivíduo menor tende ser a probabilidade do indivíduo de reemprego, fato plenamente aceitável em virtude da própria dinâmica da vida laboral do trabalhador. Ainda, é importante verificar que a variável que indica região onde o jovem reside demonstra valor positivo apenas para as regiões do Belo Horizonte e São Paulo,

alcançando valores máximos, respectivamente, de 5,21% e 4,11% ambos para o ano de 2004, sugerindo acréscimos na probabilidade de 5,21% e 4,11% para os residentes destas regiões conseguir experiência em comparação com a região base (Porto Alegre). Por fim, o fato de ser chefe do domicílio aumenta a probabilidade de receber o tratamento em até 27,12% no ano de 2005.

Tabela 5 – Resultados dos efeitos marginais nas chances relativas de receber o efeito tratamento. 2003 a 2012

Variáveis/Ano	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012
Idade: 16-18 anos	0,0619***	0,0698***	0,0298**	0,0433***	0,0499***	0,0544***	0,0661***	0,0678***	0,0383	0,0878*
Idade: 19-21 anos	0,0099	0,0138	-0,0208	-0,0233	0,0033	-0,0312	0,0115	0,0063	-0,0323	-0,0008
Homem	0,2160***	0,1983***	0,2712***	0,2387***	0,2405***	0,2125***	0,1727***	0,2165***	0,1098***	0,1406**
Branco	-0,4480***	-0,3846***	-0,4046***	-0,4540***	-0,4380***	-0,4243***	-0,4415***	-0,4271***	-0,4235***	-0,4100***
Chefe	-0,1903***	-0,1819***	-0,1541***	-0,1978***	-0,1668***	-0,1690***	-0,1980***	-0,1845***	-0,1546***	-0,1797***
Estudo: < 1 ano	0,0837	0,1602	0,0552	0,2648**	0,1986	0,1172	0,0741	0,1473	0,0172	0,0000
Estudo: 1-3 anos	0,1544***	0,1472***	0,1637***	0,1537**	0,1125	0,1315	-0,0453	0,0783	0,1257	-0,1196
Estudo: 4-7 anos	0,1248***	0,1451***	0,1324***	0,1623***	0,1480***	0,1066***	0,0762***	0,1083***	0,0405	0,0119
Estudo: 8-10 anos	0,0124	0,0051	0,0261	0,0246	0,0430	-0,0099	0,0186	0,0123	-0,0090	0,0297
Recife	-0,1268***	-0,1190***	-0,2318***	-0,2298***	-0,2212***	-0,3063***	-0,2084***	-0,2203***	-0,2425***	-0,1440***
Salvador	-0,1004***	-0,0909***	-0,1996***	-0,1564***	-0,1698***	-0,1986***	-0,1448***	-0,1473***	-0,2747***	-0,1619***
Belo Horizonte	-0,0022	0,0521**	-0,0903***	-0,0261	-0,0363	-0,0725**	0,0296	0,0459	0,0015	-0,0518
Rio de Janeiro	-0,0472**	-0,0329	-0,1528***	-0,1112***	-0,1242***	-0,1743***	-0,1017***	-0,0955***	-0,1488***	-0,1706***
São Paulo	0,0279	0,0411*	-0,0584**	0,0097	-0,0369	-0,0724***	0,0257	0,0207	-0,0331	0,0085

Fonte: elaboração própria a partir dos dados da PME.

Notas: 1. ***significante a 1%, ** significante a 5%, * significante a 10%. 2. Foram omitidas as variáveis idade (22-24 anos), estudo (11 anos ou mais) e Porto Alegre.

2.4.2 Estimação do Efeito Médio do Tratamento sobre as chances de ocupação

Após o cálculo do escore de propensão, o passo seguinte foi estimar o Efeito Médio do Tratamento (ATT) que representa a diferença entre os valores potenciais do atributo de interesse. O cálculo do ATT é feito entre indivíduos comparáveis em variáveis observáveis, sendo esta comparabilidade alcançada através das variáveis incluídas no modelo de escore de propensão. Por sua vez, estas variáveis representam um controle para o cálculo do ATT. A hipótese adotada é que tais variáveis são ortogonais ao tratamento, dado que determinam a participação no impacto, mas não são afetadas por este.

O escore de propensão fornece a probabilidade predita de participação no tratamento de um indivíduo e através dos seus valores realiza-se o pareamento entre os grupos tratamento e controle. Assim, as inclusões de variáveis como escolaridade, sexo, raça, chefe do domicílio e região metropolitana (Recife, Salvador, Belo Horizonte, Rio de Janeiro, São Paulo, Porto Alegre) têm por finalidade não só o cálculo da probabilidade de participação, mas também o pareamento dos indivíduos em termos das características observáveis.¹¹

Vale ainda ressaltar que, conforme Khandker, Koolwal e Samad (2010), o suporte comum ou sobreposição considerável nos escores de propensão entre os participante e não-participantes do programa devem ser analisados e foram considerados satisfatórios. No Apêndice K-T estão as funções de densidade de probabilidade estimadas pelo método de pareamento de Kernel para todos os anos da amostra.

A Tabela 6 refere-se ao Efeito Médio do Tratamento (ATT) calculado separadamente para cada ano (2003 a 2012). Assim, em média, os trabalhadores à procura de reemprego têm uma chance de inserção ocupacional sempre maior que os indivíduos de primeiro emprego, com valores máximos, para ambos, 41,79% contra 34,00% dos trabalhadores reemprego e primeiro emprego, respectivamente para o ano de 2012. Os resultados são significativos com base no teste *t-student*, indicando que após o pareamento entre os indivíduos selecionados, há maior chance de inserção no mercado de trabalho para os indivíduos de reemprego. Este diferencial nas chances entre indivíduos de primeiro emprego e reemprego é a favor dos jovens que já tem experiência profissional na ordem de 7,79% no ano de 2012.

¹¹ Nesta estimação não foi considerado o plano amostral, pois, conforme Ribeiro e Cacciamali (2012), o método do Pareamento pelo Escore de Propensão através do comando *psmatch2* disponível no Stata não permite considerar o desenho amostral estratificado (SVY) para as estimativas das diferenças de médias. Ademais, o objetivo restringe-se a averiguar o Efeito Médio do Tratamento.

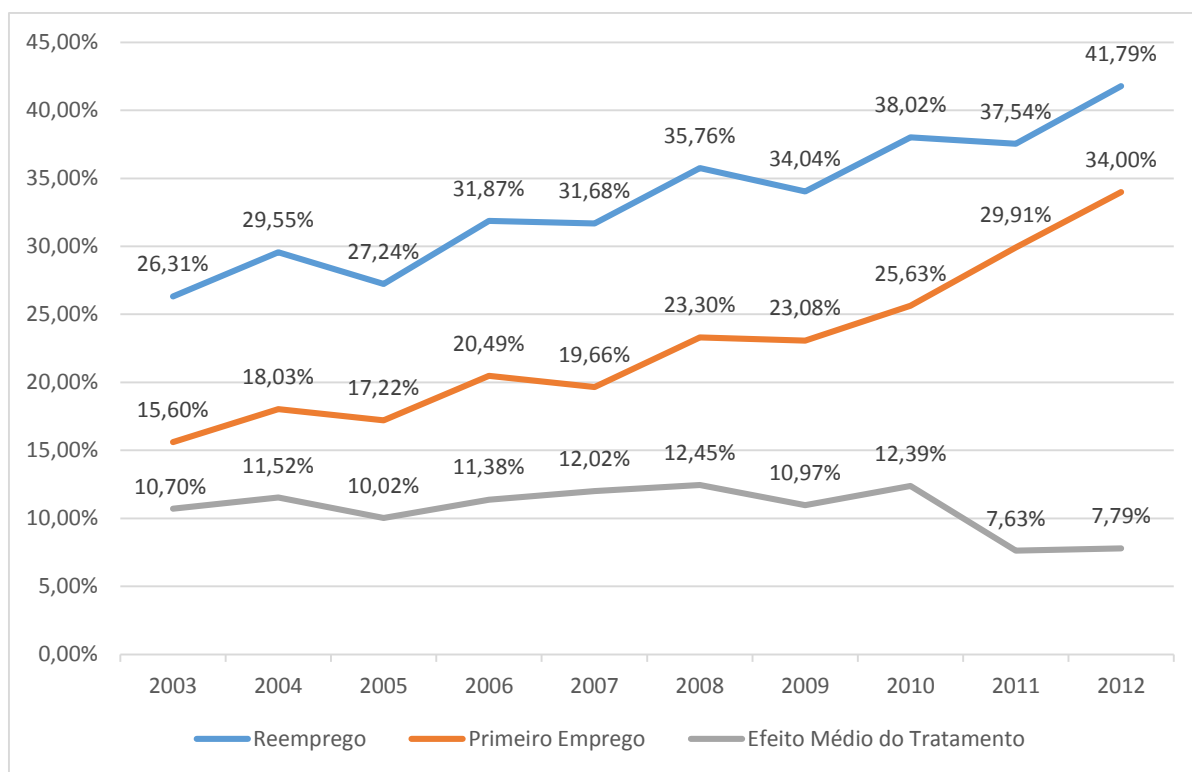
Tabela 6 – O Efeito Médio do Tratamento sobre as chances de ocupação, em percentual. 2003 a 2012

Ano	Amostra	Tratado	Controle	Diferença	Erro Padrão	Estatística t
2003	Não Pareado	26,36%	13,65%	12,71%	0,01	10,85
	ATT	26,31%	15,60%	10,70%	0,01	7,83
2004	Não Pareado	29,47%	16,69%	12,78%	0,01	9,38
	ATT	29,55%	18,03%	11,52%	0,02	7,45
2005	Não Pareado	27,30%	13,24%	14,06%	0,01	10,45
	ATT	27,24%	17,22%	10,02%	0,02	6,60
2006	Não Pareado	31,98%	18,56%	13,42%	0,01	9,51
	ATT	31,87%	20,49%	11,38%	0,02	6,54
2007	Não Pareado	31,82%	18,46%	13,36%	0,01	8,99
	ATT	31,68%	19,66%	12,02%	0,02	6,65
2008	Não Pareado	35,85%	20,78%	15,07%	0,02	8,53
	ATT	35,76%	23,30%	12,45%	0,02	5,94
2009	Não Pareado	34,17%	19,46%	14,71%	0,02	8,37
	ATT	34,04%	23,08%	10,97%	0,02	5,22
2010	Não Pareado	38,41%	22,18%	16,23%	0,02	8,46
	ATT	38,02%	25,63%	12,39%	0,02	4,99
2011	Não Pareado	37,63%	24,50%	13,13%	0,02	6,27
	ATT	37,54%	29,91%	7,63%	0,03	2,87
2012	Não Pareado	42,00%	29,08%	12,92%	0,03	4,87
	ATT	41,79%	34,00%	7,79%	0,03	2,31

Fonte: elaboração própria a partir dos dados da PME.

Outra forma de verificar o resultado da tabela anterior pode ser feita através de uma análise do Gráfico 3 que permite visualizar que houve um crescimento conjunto das chances de ocupação do jovem de reemprego e primeiro emprego, mantendo-se pouco variável, ao longo dos anos, a diferença de chances entre estes. Destaca-se que esta diferença na trajetória passa a sofrer maior alteração a partir de 2010, reduzindo-se a patamares menores, quase a metade, do que os encontrados nos anos anteriores a 2010.

Gráfico 3 – Trajetória da diferença entre as chances de ocupação para os indivíduos de primeiro emprego e reemprego, em percentual. 2003 a 2012



Fonte: elaboração própria a partir dos dados da PME.

2.4.3 Limites de Bounds – Análise de sensibilidade

Após os resultados obtidos é necessário verificar a questão da não influência de variáveis omitidas sobre o resultado final das estimações demonstrada por interações de choques nos erros do modelo estimado. O método conhecido como “Rosenbaum bounds” permite determinar o quão “forte” deve ser a influência de uma variável omitida sobre a seleção na participação a fim de prejudicar as conclusões a respeito dos efeitos causais (ROSENBAUM, 2002; DIPRETE; GANGL, 2004).

A Tabela 7 foi elaborada com intuito de acoplar todos os resultados de sensibilidade para as estimações do modelo *Propensity Score Matching*. Para a análise dos resultados é importante compreender o *gamma* como a probabilidades da atribuição do diferencial advinda de fatores não observados no modelo. Assim, as siglas “P₊” e “P₋” como sendo os

respectivos níveis de significância que se associam a possibilidade de superestimação ou subestimação do efeito do tratamento é possível fazer um diagnóstico preciso dos resultados.

De uma forma geral, os resultados da Tabela 7 mostram que há apenas um momento de súbita alteração além do intervalo de significância máximo de 10%. Isso ocorre quando *Gamma* assume valor igual a 2,5 para o ano de 2005 e valor igual a 2 nos anos de 2006 a 2012, estabilizando-se ao grau de 5% ou a 1%, na maior parte do período. Esta probabilidade está associada a uma possível superestimação do modelo, sugerindo que pode haver variáveis além das necessárias para a estimação; o que não prejudica a análise feita. No referente a uma possível subestimação do modelo no que tange efeito tratamento. É importante frisar que não houve, em momento algum, problemas relacionados a subestimação indicando que não há variáveis omitidas que fossem relevantes para a estimação.

Concluindo, os resultados ressaltam que o modelo está corretamente especificado, ou seja, que as variáveis omitidas não têm importância significativa para alterações no comportamento relacionado à questão da inserção ocupacional de indivíduos jovens de primeiro emprego e reemprego. Assim, o resultado do ATT pode ser considerado sem viés e significativo quanto à especificação indicando que o jovem de reemprego possui, em todo período analisado, vantagem nas chances de inserção ocupacional advinda da experiência ocupacional adquirida anteriormente.

Tabela 7 – Análise de sensibilidade (*Rosenbaum bounds*) para a inserção ocupacional no mercado de trabalho. 2003 a 2012

Gama	2003		2004		2005		2006		2007		2008		2009		2010		2011		2012	
	P ₊	P ₋	P ₊	P ₋	P ₊	P ₋	P ₊	P ₋	P ₊	P ₋	P ₊	P ₋	P ₊	P ₋	P ₊	P ₋	P ₊	P ₋	P ₊	P ₋
1,0	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
1,5	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,02	0,00	0,11	0,00
2,0	0,06	0,00	0,30	0,00	0,01	0,00	0,38	0,00	0,40	0,00	0,27	0,00	0,26	0,00	0,23	0,00	0,24	0,00	0,14	0,00
2,5	0,10	0,00	0,02	0,00	0,43	0,00	0,01	0,00	0,01	0,00	0,04	0,00	0,05	0,00	0,06	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
3,0	0,00	0,00	0,00	0,00	0,01	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
3,5	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
4,0	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
4,5	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
5,0	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
5,5	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
6,0	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
6,5	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
7,0	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
7,5	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
8,0	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
8,5	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
9,0	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00

Fonte: elaboração própria a partir dos dados da PME.

2.5 Considerações finais

Este capítulo investigou o impacto da experiência ocupacional dos jovens na admissão ocupacional, tendo como público alvo os trabalhadores com idade entre 16 e 24 anos no mercado de trabalho brasileiro no período 2003 a 2012. O modelo de pareamento por escore de propensão (PSM) foi a ferramenta utilizada para avaliar o impacto da experiência sobre os níveis de ocupação durante o período analisado.

Os principais resultados das estimações para o cálculo do escore de propensão indicam que: i) A idade é fator determinante para o trabalhador conseguir uma ocupação no mercado de trabalho. Embora este seja um resultado esperado, o mesmo apresentou níveis mais elevados quando comparados as demais características observáveis; ii) Comparativamente às demais regiões metropolitanas, é na RMSP (Região metropolitana de São Paulo), a mais dinâmica do país, onde o jovem possui maiores chances de inserção ocupacional; iii) Os jovens, chefes de família, têm maiores chances de conseguir um emprego comparativamente aos demais; iv) A probabilidade dos trabalhadores homens conseguirem emprego são maiores do que a das trabalhadoras do sexo feminino.

Em seguida, as análises comparativas entre os trabalhadores admitidos na condição de primeiro emprego (sem experiência ocupacional anterior) e os admitidos por reemprego (com experiência ocupacional anterior) mostraram que as chances de inserção ocupacional são maiores para os jovens que procuram reemprego, indicando que o fator experiência foi um fator importante para que haja esse diferencial de oportunidades entre os trabalhadores. O fato de já ter exercido uma atividade anterior, portanto, possuir experiência ocupacional, elevam as chances do trabalhador de reemprego ser contratado em lugar do trabalhador de primeiro emprego em até 12,45% (ano 2008).

É importante frisar também que esta vantagem dos indivíduos com experiência se deu em praticamente todo o período analisado demonstrando ser suavemente crescente durante o período de estabilidade econômica e declinando após a crise financeira de 2008 que passou a repercutir no mercado de trabalho em 2009. Uma possível explicação seria de que no período de instabilidade econômica a absorção de mão de obra têm sido seletiva a favor dos trabalhadores mais experientes, enquanto que em períodos de crise as empresas preferiram a contratação de trabalhadores sem experiência com a possível justificativa de menores salários.

Por fim, é importante salientar que existem limitações da base de dados que impedem uma determinação mais precisa da variável “experiência ocupacional” e também da escolha das variáveis de controle. Tais restrições podem influenciar tanto na determinação do grupo controle e do grupo tratamento quanto nas estimações dos resultados finais, razão pela qual se deve, sempre que possível, assumir um diagnóstico parcimonioso dos resultados. Ademais, o próprio modelo econométrico adotado, *Propensity Score Matching*, possui limitações quanto a eliminação do viés de seleção. Desconsiderando tais restrições e assumindo a experiência ocupacional anterior como fator de impacto, os resultados indicam que o seu efeito é positivo nas chances de inserção dos trabalhadores no mercado de trabalho ratificando, assim, a hipótese adotada no estudo. Neste contexto, reforça-se a necessidade de políticas públicas em favor de oportunizar a todos os trabalhadores jovens que ainda não conseguiram desempenhar uma atividade no mercado de trabalho. Visto que, os resultados mostram que a experiência adquirida é fator considerado fundamental pelos demandantes na hora de contratar um trabalhador. Assim, vise resolver problemas como apresentados por Camarano e Kanso (2012), devido ao aumento durante o período 2000 a 2010 de jovens com idade de 15 a 29 anos que permanecem em situação de desalento (8,1 milhões de jovens que correspondem a 16,9% da população dos jovens) e não procuram mais se qualificar ou emprego.

3 ANÁLISE DO IMPACTO DA EXPERIÊNCIA OCUPACIONAL SOBRE O DIFERENCIAL SALARIAL ENTRE OS JOVENS BRASILEIROS

3.1 Introdução

O perfil demográfico da força de trabalho está condicionado a fatores como o tamanho da população total, da População em Idade Ativa (PIA) e a remuneração salarial oferecida pelo demandante de mão de obra. Por sua vez, a produtividade desta força de trabalho está fortemente condicionada ao nível educacional e a experiência de trabalho. Desta maneira, a “quantidade” e a “qualidade” da força de trabalho disponível num país, interligado ao estoque de capital fixo já existente, é um componente crucial à produtividade de uma economia, constituindo, portanto, ferramentas primordiais à capacidade do mercado de trabalho em contribuir para o crescimento e desenvolvimento de um país (CASTRO *et al.*, 2006; NONATO *et al.*, 2012).

O produto final gerado pelo fator trabalho pode ser apresentado em forma de mercadoria ou serviço prestado e é responsável pelo crescimento econômico. Assim, o salário é uma forma de retorno ao trabalhador. O salário mínimo é um exemplo simples desta forma de retorno destinado aos trabalhadores. No Brasil, o salário mínimo sofreu sucessivas correções - de até 20% em um único ano - durante o período 2003 a 2012. Entretanto, esta correção não garante que tenha havido um aumento homogêneo para todos os grupos populacionais. Desta maneira, é importante que não se dispense um olhar mais criterioso com a finalidade de analisar as várias dimensões sobre este retorno dos salários aos trabalhadores.

Os estudos sobre diferenciais salariais chamam a atenção devido à situação em que os indivíduos igualmente produtivos serem diferentemente remunerados com base em atributos não produtivos, indicando assim a existência de uma possível discriminação. Segundo Araújo e Ribeiro (2001) a discriminação pode ser encontrada em qualquer sociedade e independe de descrições culturais, religiosos ou de sistemas políticos econômicos. Os processos discriminatórios provocam a ineficiência no uso dos recursos humanos e a ineficácia da atividade econômica, além da criação de estereótipos de diversas naturezas tornando falso o juízo social em importantes segmentos e afetando negativamente as verdadeiras qualificações produtivas, portanto, colaborando para as disparidades

socioeconômicas alheias à racionalidade econômica. De acordo com Neri *et al.* (2009), em estudo comparativo das regiões brasileiras no período de 1996 a 2006, a questão do diferencial salarial está intimamente vinculado ao desenvolvimento econômico. Para os autores, o maior grau de desenvolvimento econômico se deu em regiões onde havia uma distribuição de renda com menor perfil discriminatório ao longo da distribuição salarial.

Os estudos nacionais a respeito da diferença salarial têm comumente focado o diferencial salarial através da discriminação devido às características comumente tidas como improdutiva, sexo ou raça¹². Acredita-se que esta ênfase ocorra devido à dificuldade de se mensurar algumas características produtivas, como por exemplo, o fator experiência, ou ainda a própria falta de dados para analisar a questão de como fatores produtivos interfiram no diferencial salarial dos trabalhadores.

Especificamente em relação à remuneração dos trabalhadores jovens, o fator experiência tem sido tratado como o maior obstáculo para que os jovens, quando empregados, consigam obter melhores salários. Gonçalves e Monte (2008) enfatizam que mesmo tendo um nível de escolaridade superior aos demais trabalhadores em média, isto não garante aos jovens brasileiros a inserção em boas posições ocupacionais no mercado de trabalho, uma vez que a falta de experiência profissional acaba gerando uma maior dificuldade de inserção em atividades de maior produtividade e rendimento. Assim, a admissão ocupacional e o alavancagem na carreira profissional acontece de forma diferenciada e, em maior parte, a favor dos trabalhadores mais experientes.

Há melhores resultados para as chances de inserção de jovens de primeiro emprego nas regiões Norte e Nordeste quando comparadas às regiões Centro-Oeste, Sudeste e Sul. Para Gonçalves e Monte (2008), este fato decorre das diferentes dinâmicas regionais, de forma particular, do surgimento de novas oportunidades de emprego com menor concorrência e dos salários inferiores nestas regiões menos desenvolvidas. Outro fator importante na determinação da remuneração dos trabalhadores jovens refere-se à sua alta rotatividade no emprego. Na fase inicial e intermediária da carreira profissional as mudanças de emprego geram ganhos salariais maiores para os jovens. Entretanto, apesar de positivo, o retorno da rotatividade é decrescente, pois os desligamentos da última fase da carreira profissional dos jovens têm efeito negativo sobre a renda destes (ALBUQUERQUE, 2008).

¹² Tais estudos podem ser contemplados em Carvalho e Barreto (2002), Matos e Machado (2006), Prata e Pianto (2009), Vaz (2009), Madalozzo (2009).

Tendo como base o trabalhador jovem, com idade entre 16 e 24 anos, este capítulo tem o objetivo de verificar o impacto da experiência ocupacional na possível existência de um diferencial salarial no mercado de trabalho brasileiro. Para isso, o estudo analisará de forma comparativa dois grupos populacionais: Grupo 1 (trabalhadores de reemprego – aqueles com experiência ocupacional anterior) e Grupo 2 (trabalhadores de primeiro emprego – aqueles sem experiência ocupacional anterior). Assim, fazendo uso da base de dados advinda da Pesquisa Mensal de Emprego (PME), para os anos 2003 a 2012, e aplicando-se a metodologia econométrica desenvolvida por Chernozhukov, Fernández-Val e Melly (2013) - CFM (2013) ou CFM -, procurou-se comparar os salários dos trabalhadores de reemprego e de primeiro emprego, decompondo este diferencial em dois efeitos: efeito característica e efeito coeficiente. Por fim, para verificar a robustez do modelo, foi aplicado o teste de Kolmogorov-Smirnov (KS).

Neste contexto, os objetivos específicos deste capítulo são: i) descrever o perfil socioeconômico dos trabalhadores jovens ocupados no primeiro emprego e no reemprego e seus salários recebidos; ii) descrever os determinantes da diferença salarial dos trabalhadores jovens ocupados no primeiro emprego e no reemprego; tendo como fator de impacto a questão da experiência ocupacional. Para isso, serão dadas ênfases a questões de ordem teórica que buscam justificar a determinação de salários e ao aspecto metodológico-econométrico do modelo de decomposição salarial estimada pelo método CFM (2013) e, por fim, a última seção reporta-se às considerações finais do capítulo.

3.2 Referencial teórico

A determinação do salário e do nível de emprego têm consequências na oferta e na demanda de bens e serviços. Diversas teorias têm sido propostas a respeito da dinâmica dos salários no mercado de trabalho e sobre como devem funcionar as políticas econômicas de valorização salarial e de combate às desigualdades.

Das diferentes abordagens teóricas, a visão Ortodoxa se baseia nas questões de determinação salarial no curto e longo prazo sobre as hipóteses de exogeneidade ou endogeneidade nos modelos econômicos. Dentre as contribuições à teoria Clássica de salários podem-se destacar: i) Lei de Say (1841) que faz considerações a respeito da lei da oferta e da procura; ii) Segundo Smith (1776) o salário eleva-se quando a riqueza nacional cresce, devido à pressão da procura do trabalho; iii) Ricardo (1817), ao afirmar que os salários deixam de ser apenas uma questão de forças de oferta e demanda e passam a ser determinados por elementos mais essenciais à acumulação, sendo o próprio ritmo de crescimento da riqueza de um país que dita qual salário. Para a teoria Neoclássica, de acordo com Marshall (1890), a abordagem muda a ideia de preço natural dos salários para o preço de equilíbrio entre as duas curvas do mercado de trabalho. Assim, o que determina o salário para os neoclássicos é um fenômeno restrito ao mercado de trabalho. Por outro lado, Keynes (1933) discorda da posição Neoclássica e propõe que o nível de emprego é explicado pela demanda efetiva¹³, dado uma situação de preços e salários nominais e baseia sua crítica aos clássicos em que a Lei de Say indicaria que a oferta gera a demanda e, assim uma superprodução geraria crises.

Na abordagem Heterodoxa podem-se destacar as teorias de Marx (1865 *apud* MARX, 2002) e Kalecki (1954) que apresentam alternativas as visões Neoclássicas e Keynesianas. Kalecki (1954) fundamenta sua teoria do emprego e salário na crítica à teoria Neoclássica de mesmo modo que Keynes. A hipótese de que uma redução do salário resulta no aumento do nível de emprego, depende do nível de demanda agregada manter-se constante, o que é totalmente improvável dado a redução do poder de compra dos consumidores. Segundo Rowthorn (1977) e Mandel (1968), Marx admite que o preço do trabalho seja determinado como qualquer outra mercadoria, isto é, pela concorrência entre compradores e vendedores. Marx, em sua obra “Salário, Preço e Lucro”, datada em 1865,

¹³ É a parte da demanda agregada que se concretiza na compra de bens e serviços, e não a procura em potencial por esse bem ou serviço.

contesta a opinião de que os preços das mercadorias são determinados pelos salários e afirma que a alteração total dos salários reflete em uma variação da taxa geral de lucro em sentido inverso e, assim, para ampliar seus lucros reduzem os salários pagos aos trabalhadores. Desta forma, Marx alega que as tentativas recorrentes dos trabalhadores para alcançar um aumento de salários são ditadas pelo evento do trabalho se achar equiparado às mercadorias; desta maneira submetido às leis que gerem a oscilação geral dos preços. Para Marx, há ligação entre salários, preços e lucros devido ao interesse em sempre se ampliar a margem de lucro do capitalista, tendendo os salários pagos serem cada vez menores em relação ao valor devido. Ainda, Marx explica que as remunerações de cada pessoa deveriam estar de acordo com o necessário a reproduzir a sua capacidade produtiva e necessidades gerais. Assim, Marx alega que forças produtivas não deveriam ser remuneradas segundo sua produtividade.

Segundo Cacciamali e Freitas (1992), a teoria do Capital Humano é a principal explicação da teoria Neoclássica para justificar as diferenças persistentes de salários em um mercado de trabalho em equilíbrio. A teoria parte do pressuposto de que à medida que é possível investir em capital físico para melhorar a produtividade da empresa, também é possível investir em capital humano com o mesmo intuito, podendo ser realizado através da empresa ou mesmo do indivíduo. Neste contexto, o capital humano é o conjunto de capacitação física e psicológica do indivíduo que permite a realização de uma atividade com finalidade de produzir uma mercadoria ou um serviço (SCHULTZ, 1973; BECKER, 1994). Esta capacitação pode ser compreendida em características pertencidas ou adquiridas pelos indivíduos através da educação, experiência, treinamento e outras diversas formas (MINCER, 1958). As primeiras expressões da teoria econômica que se manifestaram neste sentido referem-se como força de trabalho um dos três fatores de produção cruciais a produção e considerado um recurso substituível. Desta maneira, a teoria do Capital Humano explica que à medida que os indivíduos têm maiores níveis de qualificação, incluindo a experiência ocupacional como um destes fatores, os indivíduos tornam-se mais aptos a conseguir um emprego e melhores salários.

A teoria do Capital Humano segue na perspectiva de ampliação da teoria do investimento, pois reúne capital fixo e capital financeiro para explicar a decisão da acumulação de capital humano. Dessa forma, o que norteia o indivíduo a reunir o capital humano são os princípios de maximização neoclássica. Ou seja, o indivíduo está sujeito a diversos custos para conseguir acumular o capital humano com o fim de conseguir retorno na

ampliação da renda advinda pela decisão de acumulação, desta maneira, enquanto houver esperança de retorno maior que os custos neste investimento, o indivíduo irá investir em capital humano. Outros exemplos de investimento em capital humano podem ser elencados, tais como: i) Educação, de acordo com Becker (1994); ii) Treinamento, de acordo com Becker (1994); iii) Migração, de acordo com Sjaastad (1962); iv) Saúde, de acordo com Grossmam (1972).

A teoria do Capital Humano denota que os conhecimentos adquiridos na escola, condições de saúde, habilidades inatas, treinamentos profissionais ou mesmo a experiência adquirida em qualquer atividade anterior pode determinar a produtividade do indivíduo e, assim, determinar o rendimento profissional do indivíduo. Mincer (1958) foi um dos que mais contribuiu para a teoria do Capital Humano, onde ressaltou o diferencial de rendimento advindo de algumas características observáveis. Dessa forma, a sua contribuição está direcionada a função de produção através de uma modelagem que demonstra que a diferença entre determinados rendimentos pode ser explicada pelo investimento feito em capital humano. Outra importante contribuição veio de Schultz (1973), que ressalta o papel do fator humano na produção e no de desenvolvimento econômico, também como suas diversas formas de retornos ao investimento em capital humano, enquanto que Becker (1994) concede um tratamento com maior rigor à questão dos retornos ao investimento em capital humano.

Uma análise importante a respeito do impacto da experiência ocupacional sobre as chances de ocupação entre os jovens é mensurar a magnitude do diferencial salarial advinda do fator experiência. Embora na década de 2000 houvesse grande difusão na literatura acadêmica brasileira a respeito dos estudos que focam diferenças salariais advinda de diversos fatores e diferentes metodologias como Soares, 2000; Campante, Crespo e Leite, 2004; Leite, 2005; Madalozzo, 2008; Coelho *et al.*, 2010. Entretanto, ainda são escassas, tanto em nível nacional quanto internacional, os estudos que abordam a questão dos diferenciais de rendimento tendo como o foco os trabalhadores jovens e a experiência ocupacional. Para Garcia *et al.* (2012), estudos a respeito dos jovens e suas posições no mercado de trabalho são importantes devido a questões como a chance de conseguir emprego ou a questões do diferencial salarial contra as faixas etárias mais jovens da população.

Neste contexto, diante da importância do tema, a falta de estudos com enfoque mais específico sobre a questão da experiência ocupacional como determinante da diferencial salarial serve como justificativa para o objetivo deste capítulo.

3.3 Modelo econométrico e base de dados

3.3.1 Regressão quantílica

Os estudos sobre diferenciais salariais comumente utilizam técnicas de decomposição salarial¹⁴. Em geral, os trabalhos têm como base original os artigos de Oaxaca (1973) e Blinder (1973) para a análise de decomposição salarial e consideram dois grupos de trabalhadores com características observáveis similares, tendo como variável explicada o rendimento (logaritmo natural do salário-hora) e como variáveis explicativas as características socioeconômicas observáveis dos indivíduos.

Soares (2000), Campante, Crespo e Leite (2004), Biderman e Guimarães (2004) e Leite (2005) partem da hipótese de que a remuneração dos atributos que afetam o salário não se altera ao longo da distribuição salarial. Entretanto, deve-se considerar que as estimações feitas por Mínimos Quadrados Ordinários (MQO), cujos parâmetros são estimados na média da distribuição condicional de salários, acarretam em menor robustez para a análise por impedir uma compreensão mais abrangente da desigualdade salarial ao longo de toda distribuição de salários. Portanto, uma análise exclusivamente pela média, necessariamente, gera imprecisão sobre a variação da magnitude sobre a remuneração salarial de toda sua distribuição.

Neste contexto, de modo alternativo ao método MQO, Chernozhukov, Fernández-Val e Melly (2013) ou CFM (2013), criaram um método generalizador que possibilita diversos estudos fazendo uso de modelos de regressão quantílicas a fim de estimar o impacto dos efeitos de uma intervenção ou tratamento sobre um grupo populacional ao longo de sua distribuição marginal¹⁵. Por meio do método CFM (2013) é possível desenvolver estimadores que permitem avaliar os efeitos quantílicos distributivos de uma intervenção política ou algum efeito tratamento¹⁶. Dessa maneira, as estimações de equações de rendimentos ficam mais visíveis através da metodologia de grupos de tratamento e controle por garantir a superação

¹⁴ Ver Carvalho *et al.* (2006), Matos e Machado (2006), Bartalotti e Leme (2007), Prata e Pianto (2009), Batista e Cacciamali (2009), Neri *et al.* (2009), Madalozzo (2008) e Coelho *et al.* (2010).

¹⁵ Os trabalhos de Gosling, Machin e Meghir (2000), Donald, Green e Paarsch (2000) e de Machado e Mata (2005), Fortin, Lemieux e Firpo (2011) são alguns exemplos dos que utilizam regressões quantílicas.

¹⁶ Para maiores informações em relação ao efeito de uma política ou tratamento, ver Becker e Ichino (2002).

do problema da relação causal entre as variáveis, conforme demonstrado por Menezes-Filho (2002).

Koenker e Basset (1978) propõem a regressão quantílica condicional permitindo uma análise mais abrangente da distribuição. Segundo Koenker (2005), a regressão quantílica consegue ampliar o alcance da regressão clássica de mínimos quadrados ao apresentar uma estratégia para examinar como as variáveis influenciam o ponto, escala e formato da distribuição a ser analisada. Desta forma, a análise por regressões quantílicas e de decomposições contrafactuais por quantis de renda incondicional estimada com base em modelos condicionais utilizando a metodologia de CFM (2013) permitem analisar os efeitos advindos das alterações dos salários dos jovens devido ao fator experiência ocupacional anterior (aqui considerado, o efeito tratamento).

Ao estimar a regressão quantílica, analisa-se quanto o indivíduo ganha, em termos salariais, condicionado as suas características observáveis. O modelo condicional quantílico é uma caracterização da distribuição condicional de salários e os coeficientes são interpretados como a taxa de retorno das características no mercado de trabalho em diferentes pontos da distribuição condicional de salários. Assim, o método da regressão quantílica condicional possibilita a obtenção de coeficientes estimados das variáveis explicativas para cada quantil da variável dependente condicional relacionado às variáveis explicativas.

O método de CFM (2013) possibilita a classificação dos indivíduos por ordem de rendimentos, desta maneira, salários maiores estarão nos quantis incondicionais da renda mais altos. Assim, um indivíduo com o salário alto pode estar no quantil condicional de renda mais baixo, isto é, apesar de estar nos quantis mais altos na distribuição incondicional, o indivíduo se localiza nos quantis mais baixos na distribuição condicional devido ao baixo retorno de suas características observáveis sobre o total da renda¹⁷.

Resumidamente, pode-se explicar a metodologia de regressões quantílicas similarmente a desenvolvida por Koenker (2005 *apud* PANTOJA 2012) ao considerar uma função de distribuição de acordo com a equação (1):

¹⁷ A noção do efeito resultante na distribuição das covariáveis da regressão quantílica incondicional é estritamente diferente da noção introduzida por Firpo, Fortin e Lemieux (2009). Enquanto Firpo, Fortin e Lemieux (2009) mensura uma aproximação de primeira ordem para o efeito, o modelo CFM (2013) mede o tamanho exato de tal efeito no quantis incondicionais de renda. Assim, quando a mudança é relativamente pequena, os dois conceitos coincidem aproximadamente, mas geralmente podem diferir substancialmente.

$$F(x) = P(X \leq x) \quad (1)$$

Onde para qualquer $0 < \vartheta < 1$, tem-se:

$$F^{-1}(\vartheta) = \inf\{x: F(x) \geq \vartheta\} \quad (2)$$

Ou seja, considera-se o menor x onde sua probabilidade acumulada é maior que ϑ . Ao ordenar a distribuição de forma crescente, dividem-se os quantis para encontrar os quantis da distribuição de x . Assim, a definição dos quantis no problema de otimização é possível dado que a média amostral ser definida como a solução de um problema de minimização da soma dos quadrados dos resíduos, podendo ter a mediana como solução para o problema de minimizar a soma dos desvios absolutos.

Os outros quantis da amostra podem ser encontrados de forma semelhante, conforme a equação (3):

$$\min_{\xi \in \mathbb{R}} \sum \rho_t(y_i - \xi). \quad (3)$$

Sendo que, ρ_t é a função perda formalizada de acordo com a equação (4):

$$\rho_t(u) = u[\vartheta - 1(u < 0)] \quad (4)$$

Para qualquer $\vartheta \in (0,1)$. Portanto, ao encontrar os quantis incondicionais, é possível encontrar, de maneira semelhante, os quantis condicionais. Assim, por meio da aleatorização de acordo com a equação (5), é possível determinar os quantis condicionais:

$$\{y_i, x_i\}_{i=1}^N \quad (5)$$

Sendo x_i é o vetor $K \times 1$ de regressores, enquanto que y_i é o vetor do regressando (aqui assumido como o logaritmo natural do salário-hora). Quanto a especificação da função do quantil condicional, a mesma pode ser demonstrada de acordo com a equação (6):

$$F_{y|x}^{-1}(\vartheta|x_i) = x_i^T \beta(\vartheta), \forall \vartheta \in (0,1). \quad (6)$$

Assim, ao estimar $\hat{\beta}(\vartheta)$ obtêm-se a regressão quantílica condicional aos quantis de renda/salário:

$$\min_{\beta \in \mathbb{R}^p} \sum_{i=1}^n \rho(y_i - x_i^T \beta) \quad (7)$$

Neste estudo será feita a comparação da distribuição dos rendimentos salariais dos de trabalhadores de reemprego e dos trabalhadores de primeiro emprego. Considerando t a variável que denota cada grupo de trabalhadores, $t=re$ se o grupo for formado de trabalhadores de reemprego e $t=pe$ se o grupo for de primeiro emprego. Assim, será possível verificar questões de como seria a distribuição dos rendimentos para o grupo de primeiro emprego se a distribuição dos atributos individuais fosse igual à do grupo reemprego. Para isso, faz-se necessário estimar esse contrafactual substituindo na equação (8) a distribuição das características do grupo reemprego e os coeficientes estimados do grupo de primeiro emprego:

$$\hat{q}(\hat{\beta}^{pe}, x^{re}) = \inf\{q: \frac{1}{N} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^J (\vartheta_j - \vartheta_{j-1}) 1[x_i^{re} \hat{\beta}^{pe}(\vartheta_j) \leq q] \geq \theta\} \quad (8)$$

Com esta metodologia, pode-se conseguir decompor o Efeito das Características na distribuição incondicional através da diferença entre $\hat{q}(\hat{\beta}^{pe}, x^{re})$ e $\hat{q}(\hat{\beta}^{pe}, x^{pe})$. Ainda, é possível decompor também a diferença total entre as distribuições em efeitos dos coeficientes e efeitos dos resíduos e, desta forma, explicar a diferença entre $\hat{q}(\hat{\beta}^{pe}, x^{pe})$ e $\hat{q}(\hat{\beta}^{re}, x^{re})$. O cálculo da decomposição pode ser exemplificado pelo cálculo do Efeito dos Coeficientes de uma regressão no ponto da mediana:

$$y_i^t = x_i^t \beta^t(0,5) + u_i^t \quad (9)$$

Sendo t o grupo em análise (grupo de tratamento) e considerando que o ϑ -ésimo quantil da distribuição dos resíduos condicional às variáveis explicativas pode ser estimado de forma consistente através de $x(\hat{\beta}(\vartheta) - \hat{\beta}(0,5))$, é possível estimar a distribuição dos rendimentos caso o retorno das características na mediana seja o igual ao grupo tratado e os resíduos sejam distribuídos como no grupo controle. Desta forma, este resultado é representado por $\hat{q}(\hat{\beta}^{re,pe}, x^{re})$, onde $\hat{\beta}^{re,pe}$ representa o vetor $J \times 1$ no qual o j -ésimo elemento é dado por:

$$\hat{\beta}^{re,pe}(\vartheta_j) = (\hat{\beta}^{re}(0,5) + \hat{\beta}^{pe}(\vartheta_j) - \hat{\beta}^{pe}(0,5)) \quad (10)$$

Desta forma, o vetor dos coeficientes da estimação na mediana em que a distribuição das características é como a do grupo tratado e os resíduos são como no grupo controle. Portanto, a diferença entre $\hat{q}(\hat{\beta}^{pe}, x^{re})$ e $\hat{q}(\hat{\beta}^{re,pe}, x^{re})$ é explicada pelas variações nos coeficientes. Assim, ao comparar um caso em que as características são distribuídas como no

grupo tratado, e os coeficientes e resíduos são distribuídos como no grupo controle com um caso em que as características e os coeficientes são distribuídos como no grupo tratado e os resíduos são distribuídos como no grupo controle. Portanto, a diferença estará no efeito da variação dos coeficientes. Desta forma, o Efeito Total pode ser decomposto conforme a equação (11):

$$\hat{q}(\hat{\beta}^{re}, x^{re}) - \hat{q}(\hat{\beta}^{pe}, x^{pe}) = \left(\hat{q}(\hat{\beta}^{re,pe}, x^{re}) - \hat{q}(\hat{\beta}^{pe}, x^{re}) \right) + \left(\hat{q}(\hat{\beta}^{pe}, x^{re}) - \hat{q}(\hat{\beta}^{pe}, x^{pe}) \right) \quad (11)$$

Portanto, a diferença total entre os grupos se dá pela soma da variação causada na variação causada pela mudança Efeito dos Coeficientes e da variação causada pela mudança nas Efeito dos Características.

3.3.2 Análise de sensibilidade

O teste de sensibilidade Kolmogorov-Smirnov foi construído conforme descrito por CFM (2013). Desta forma, o intervalo de confiança do bootstrap $[\hat{\Delta}^{-*}(w), \hat{\Delta}^{+*}(w)]$ adotando $\Delta(w)$ como uma função contrafactual geral, uniformemente com probabilidade assintótica $1 - \alpha$. Considerando que o $\hat{\Delta}(w)$ é o estimador dessa função contrafactual geral, $\hat{t}_{1-\alpha}^*$ é o quantil $1 - \alpha$ da versão do bootstrap de Kolmogorov-Smirnov que maximiza a estatística t que está relacionado ao redimensionamento completo do bootstrap do quantil expandido:

$$\hat{\Delta}^{\pm*}(w) = \hat{\Delta}(w) \pm \hat{t}_{1-\alpha}^* \hat{\Sigma}^*(w)^{1/2} / \sqrt{n} \quad (12)$$

3.3.3 Base de dados

A Pesquisa Mensal de Emprego (PME) é uma pesquisa disponibilizada pelo IBGE (Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística) que tem periodicidade mensal e que apresenta rodízio de domicílios onde cada domicílio é entrevistado por 4 meses sucessivos (primeiro momento), depois é extraído da amostra por 8 meses seguidos, e retorna por 4 meses seguidos de entrevista (segundo momento). A Pesquisa Mensal de Emprego permite coletar informações indicativas relativo a condição da atividade ou características dos indivíduos entrevistados abrangendo as regiões metropolitanas do Recife, Salvador, Belo Horizonte, Rio de Janeiro, São Paulo e Porto Alegre.

Para a formação base de dados foram selecionados os indivíduos que foram acompanhados por quatro meses seguidos no primeiro momento de entrevistas. Para saber a condição em que se encontravam os jovens a ser mantidos no banco de dados, foi necessário adotar a seguinte metodologia: a) No primeiro momento ($t=1$) foi selecionado apenas os indivíduos que se encontravam desocupados e que estavam em busca de uma ocupação (sendo considerados indivíduos desocupados de primeiro emprego ou desocupados de reemprego, visto que apenas assim é possível saber se o mesmo já tinha exercido ocupação anterior através da PME); b) No segundo momento, foram selecionados – dos indivíduos já selecionados no primeiro momento – somente àqueles que foram acompanhados pela Pesquisa durante os três meses posteriores. Com este acompanhamento foi possível verificar

se os indivíduos conseguiram alguma ocupação ou permaneceram desocupados no período¹⁸. As pessoas que conseguiram migraram para a situação de ocupados, e portanto compõem a base de dados da amostra, foram classificadas de *grupo de controle* (grupo de primeiro emprego - indivíduos que se encontravam desocupados no primeiro momento e que não tinham experiência ocupacional anterior) e de *grupo de tratamento* (grupo de reemprego - os indivíduos que se encontravam desocupados no primeiro momento, mas que já tinham exercido uma atividade anterior, portanto possuíam experiência ocupacional).

Tendo como base a seleção da amostra, trabalhadores ocupados de primeiro emprego e de reemprego, o Quadro 2 apresenta a descrição das variáveis utilizadas no modelo CFM (2013). É importante destacar que todas as variáveis são binárias (dummies), exceto a variável dependente “ln do salário-hora”, contínua. É importante destacar que só foram considerados na amostra os indivíduos jovens, com idade entre 16 a 24 anos, ocupados e com salário-hora positivo, e cujas variáveis dependentes inseridas no modelo não apresentavam dados *missing* (dados faltantes).

Quadro 2 – Descrição das variáveis utilizadas no modelo na decomposição salarial

Variável	Descrição
Reemprego	Dummy indicativa se o indivíduo já teve experiência no mercado de trabalho, sendo 1 para reemprego e 0 para primeiro emprego.
Idade	Dummies para as seguintes faixas de idade: 16-18 anos, 19-21 anos e 22-24 anos.
Sexo	Dummy indicativa para o gênero, sendo 1 para masculino e 0 para feminino.
Raça	Assume valor 1 se o indivíduo for da raça branco e 0 caso contrário.
Chefe	Assume valor 1 se o indivíduo é o chefe do domicílio e 0 caso contrário.
Estudo	Dummies para as seguintes faixas de estudo: < 1 ano, de 1-3 anos, de 4-7 anos, de 8-10 anos e acima de 10 anos.
Região	Dummies para as regiões metropolitanas de: Recife, Salvador, Belo Horizonte, Rio de Janeiro, São Paulo e Porto Alegre.
LN do salário-hora	Variável contínua que expressa o logaritmo natural do salário dividido pelo número de horas trabalhadas.

Fonte: elaboração própria com base nos dados da PME.

Em seguida, a Tabela 8 descreve a amostra total utilizada na análise conforme os anos (2009-2012) e região metropolitana de residência. Nesta, pode-se inferir que a amostra

¹⁸ Esta metodologia é necessária porque a pesquisa (PME) não obtém a informação do trabalhador ocupado acerca de sua experiência ocupacional anterior.

final contemplou um total de 6.826 indivíduos, sendo 1.869 trabalhadores ocupados de primeiro emprego e 4.957 trabalhadores ocupados de reemprego.

Tabela 8 – Total de trabalhadores ocupados, segundo região metropolitana, por grupo de primeiro emprego e reemprego. 2003 a 2012

Primeiro Emprego	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012
Recife	43	35	20	60	45	33	38	39	25	16
Salvador	24	28	28	26	20	23	27	25	42	17
Belo Horizonte	60	46	47	61	55	37	28	32	30	32
Rio de Janeiro	20	25	8	9	10	15	11	11	10	12
São Paulo	69	76	43	61	44	47	37	28	29	18
Porto Alegre	35	39	19	26	28	24	25	15	20	13
Total	251	249	165	243	202	179	166	150	156	108
Reemprego	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012
Recife	84	67	60	80	89	57	56	42	42	32
Salvador	93	65	44	61	50	56	53	42	46	44
Belo Horizonte	172	143	137	177	132	102	99	112	87	77
Rio de Janeiro	63	62	41	37	30	34	38	37	30	25
São Paulo	246	173	151	151	122	127	106	98	86	77
Porto Alegre	116	100	109	91	103	99	56	55	53	40
Total	774	610	542	597	526	475	408	386	344	295

Fonte: elaboração própria a partir dos dados da PME.

Através destas observações e utilizando a metodologia de Chernozhukov, Fernández-Val e Melly (2013) serão estimadas regressões quantílicas com objetivo de analisar o efeito da experiência ocupacional anterior (Efeito Tratamento) sobre os diferentes níveis de renda através de análise contrafactual, e assim verificar a diferença salarial advinda da experiência entre os jovens de reemprego e os jovens de primeiro emprego.

3.4 Resultados econométricos das regressões quantílicas

Com a finalidade de averiguar se há diferença entre as médias salariais dos trabalhadores admitidos por primeiro emprego e os admitidos por reemprego, aplicou-se inicialmente o teste de igualdade de médias. A Tabela 9 descreve a média do logaritmo natural salário-hora dos indivíduos jovens de primeiro emprego e de reemprego, por ano, e revela que os indivíduos de primeiro emprego têm menores salários comparativamente aos indivíduos de reemprego em todos os anos da análise. Ademais, esta diferença salarial mostrou-se significativa a 10%, do ponto de vista estatístico, para a maioria dos anos, conforme a estatística t, descrita na última coluna da tabela.

Tabela 9 – Teste de diferença de médias para o logaritmo natural do salário-hora dos trabalhadores de primeiro emprego e reemprego. 2003 a 2012

Ano	Grupo	Média	Erro Padrão	Diferença	Estatística t
2003	Primeiro Emprego	1,84	0,05	0,08	1,7048**
	Reemprego	1,90	0,03		
2004	Primeiro Emprego	1,91	0,05	0,02	0,3172
	Reemprego	1,92	0,03		
2005	Primeiro Emprego	1,98	0,06	0,07	1,1106
	Reemprego	2,05	0,03		
2006	Primeiro Emprego	2,08	0,05	0,12	2,2794***
	Reemprego	2,19	0,03		
2007	Primeiro Emprego	2,13	0,05	0,14	2,6498***
	Reemprego	2,27	0,03		
2008	Primeiro Emprego	2,26	0,05	0,16	2,8365***
	Reemprego	2,41	0,03		
2009	Primeiro Emprego	2,40	0,05	0,09	1,7099**
	Reemprego	2,49	0,03		
2010	Primeiro Emprego	2,54	0,05	0,11	2,0028***
	Reemprego	2,65	0,03		
2011	Primeiro Emprego	2,60	0,05	0,15	2,8509***
	Reemprego	2,75	0,03		
2012	Primeiro Emprego	2,82	0,06	0,09	1,4952*
	Reemprego	2,91	0,03		

Fonte: elaboração própria a partir dos dados da PME.

Nota: ***Significante a 1%, ** Significante a 5%, * Significante a 10%.

O passo seguinte foi decompor o Efeito Total do diferencial salarial observado entre os trabalhadores de primeiro emprego e reemprego de acordo com a magnitude do Efeito das Características e do Efeito dos Coeficientes por quantil (0.10, 0.25, 0.50, 0.75 e 0.90) da distribuição de salários.

Tendo em vista que foram estimadas ao todo dez equações e cujas interpretações são parecidas, a análise será concentrada, a título de exemplificação, para o primeiro e último ano da amostra conforme a Tabela 10. Os resultados das demais estimações estão disponíveis no apêndice da dissertação. Como citado na metodologia, a distribuição contrafactual foi estimada utilizando o modelo condicional, tendo como variável dependente o rendimento do indivíduo (logaritmo natural do salário hora) e como variáveis independentes a faixa etária, chefe de família, sexo, escolaridade e região.

Para o primeiro ano da estimação, 2003, as diferenças entre as distribuições observáveis (com base no modelo condicional) indicam que o trabalhador de reemprego recebe um salário superior comparativamente ao trabalhador de primeiro emprego para todos os quantis da distribuição visto que os coeficientes estimados apresentaram sinal positivo. Ademais, observa-se que o diferencial é maior nas extremidades da distribuição salarial (nos menores e nos maiores quantis) comparativamente à mediana da distribuição (quantil 0.50).

Especificamente para o primeiro quantil (0.10), o valor do coeficiente estimado sugere que o trabalhador de primeiro emprego deveria ter seu logaritmo natural de salário hora aumentado em 0,2039 caso os dois grupos fossem igualmente remunerados. Deste diferencial pró-trabalhador de reemprego cerca de 0,0476 (ou 23,44% do Efeito Total) deve-se ao Efeito das Características e 0,1563 (ou 76,65% do Efeito Total) deve-se ao Efeito dos Coeficientes. Por sua vez, a análise para o quantil 0.90 também reforça o diagnóstico de que os trabalhadores com experiência ocupacional anterior (trabalhadores de reemprego) recebem um salário superior comparativamente ao auferido pelos trabalhadores sem experiência ocupacional (trabalhadores de primeiro emprego), embora este diferencial seja menor quando comparado ao observado do primeiro quantil da distribuição (0,1336 contra 0,2039). Dessa forma, é importante destacar que o elevado percentual relativo ao Efeito dos Coeficientes nas extremidades da distribuição sugere que o gap salarial em favor dos trabalhadores de reemprego deve-se basicamente ao efeito tratamento, ou seja, ao fator experiência ocupacional comprovando, portanto, sua importância na desigualdade salarial dos trabalhadores.

As estimações para o ano de 2012 permite observar a mesma perspectiva de 2003, corroborando assim com a expectativa de que o jovem com experiência recebe maior salário comparativamente ao jovem sem experiência em todos os quantis de salário-hora visto que os coeficientes estimados para os Efeitos Totais apresentaram sinal positivo. Isso pode ser verificado através do quantil 0.10 por meio do valor do coeficiente estimado que sugere que o jovem de primeiro emprego tenha seu logaritmo natural de salário hora ampliado em 0,1313 (Efeito Total) para que ambos os trabalhadores sejam remunerados de forma homogênea. Em relação ao Efeito Total, cerca de 52,54% deve-se ao Efeito das Características (0,0690) e 47,46% é atribuído ao Efeito dos Coeficientes (0,0623). Por outro lado a análise para o quantil 0.90 demonstra que os jovens detentores de experiência ocupacional também recebem um salário maior que os jovens trabalhadores sem experiência como em 2003. Similarmente ao ano 2003, o diferencial no ano de 2012 é mais expressivo nas extremidades da distribuição salarial em relação aos quantis intermediários e, ainda, indica que o quantil mais baixo (0.10) tem impacto maior do que o mais alto (0.90) numa razão de 0,1313 contra 0,0918, respectivamente.

Tabela 10 - Decomposição do diferencial salarial entre os trabalhadores de primeiro emprego e reemprego, por quantil, baseado no Modelo Condicional. 2003 e 2012

Decomposição	2003				
	Quantil				
	$\hat{\beta}$ (0,10)	$\hat{\beta}$ (0,25)	$\hat{\beta}$ (0,50)	$\hat{\beta}$ (0,75)	$\hat{\beta}$ (0,90)
Efeito Total	0,204	0,072	0,006	0,0284	0,134
Efeito das Características	0,048	0,056	0,042	0,0545	0,049
Efeito dos Coeficientes	0,156	0,016	-0,04	-0,026	0,084
Decomposição	2012				
	Quantil				
	$\hat{\beta}$ (0,10)	$\hat{\beta}$ (0,25)	$\hat{\beta}$ (0,50)	$\hat{\beta}$ (0,75)	$\hat{\beta}$ (0,90)
Efeito Total	0,131	0,072	0,038	0,0251	0,092
Efeito das Características	0,069	0,058	0,074	0,0436	0,111
Efeito dos Coeficientes	0,062	0,015	-0,04	-0,019	-0,02

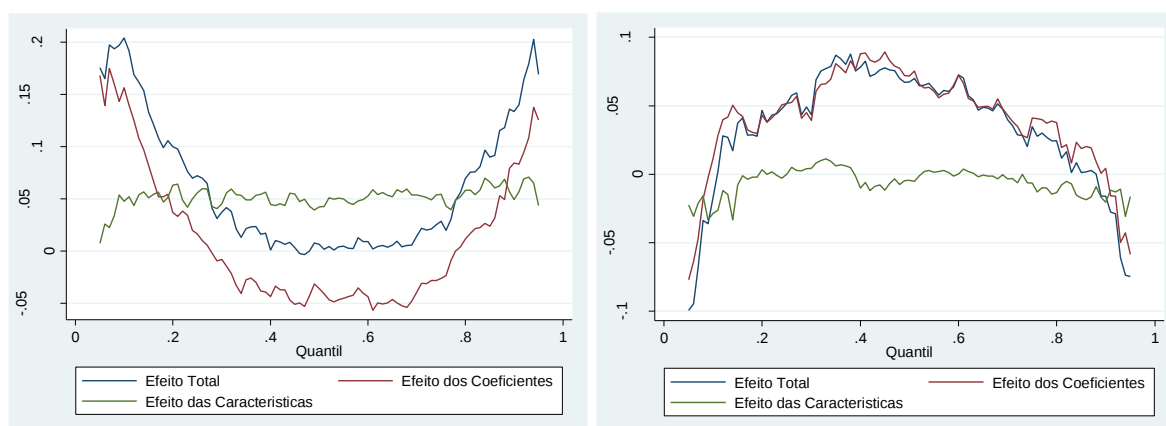
Fonte: elaboração própria a partir dos dados da PME.

Outra análise que merece destaque, no que tange respeito aos componentes do Efeito Total é a redução da participação do Efeito dos Coeficientes estimados no quantil mais baixo (0.10) e mais alto (0.90). Isso sugere que, o diferencial salarial no ano de 2012, teve menor contribuição do Efeito dos Coeficientes estimados sobre rendimento (logaritmo natural dos

salários/hora) dos trabalhadores jovens no efeito tratamento. Ao considerar que a participação anterior do Efeito dos Coeficientes era de 77,27% em 2003 e 47,46% em 2012 para o quantil mais baixo sobre o Efeito Total.

Em seguida, como forma de uma melhor visualização da evolução dos efeitos (Total, Características e Coeficientes) ao longo dos quantis, foram plotados gráficos, por ano, da decomposição do diferencial salarial. O Gráfico 4 permite perceber as particularidades dos anos de 2003 e 2004 a respeito do diferencial de rendimento (logaritmo natural salário-hora) do grupo de reemprego sobre o grupo de primeiro emprego. O ano 2003 mostra que a possível discriminação salarial existente contra os indivíduos de primeiro emprego ocorre de forma mais forte nas extremidades dos quantis de rendimento, enquanto que nos níveis de rendimento entre os quantis 0.20 e 0.90, o Efeito das Características são mais importantes para explicar as diferenças entre estes grupos. Por outro lado, para o ano de 2004, a diferença a favor do grupo de reemprego foi, quase que exclusivamente, devido ao Efeito dos Coeficientes (“possível discriminação”) em torno destes mesmos quantis (0.20 e 0.90). Vale ressaltar que, sem perda para a análise, os quantis mais baixos (0.01 a 0.04) e os mais altos (0.96 a 0.99) foram desconsiderados por serem menos confiáveis, conforme sugerem Bartalotti e Leme (2007).

Gráficos 4 – Evolução da decomposição do diferencial salarial entre jovens de primeiro emprego e reemprego, por quantil. 2003 e 2004

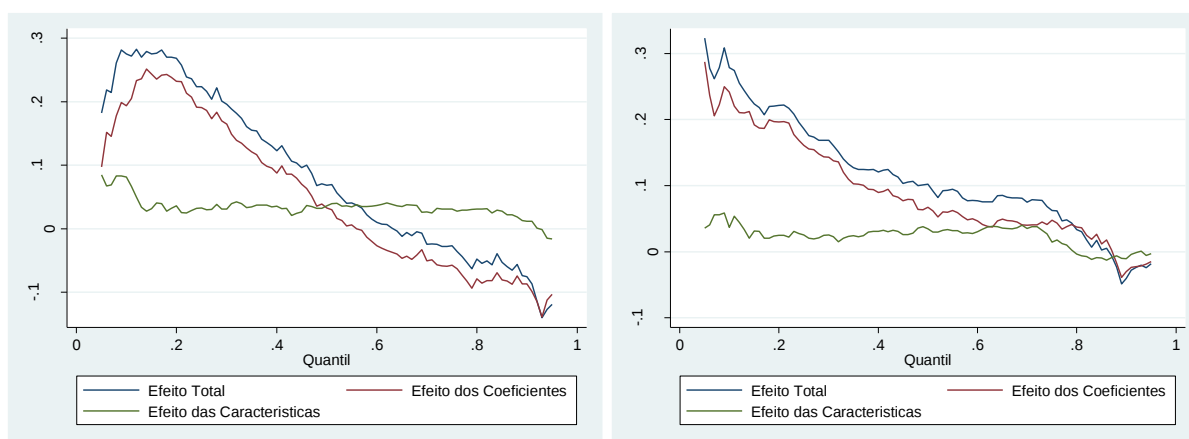


Fonte: elaboração própria a partir dos dados da PME.

De forma diferente dos anos anteriores (2003 e 2004), os anos 2005 e 2006 indicam uma maior importância para o Efeito dos Coeficientes na composição do Efeito Total sobre os quantis mais baixos de rendimento, reduzindo-se à medida que se eleva os quantis e

invertendo a relação de importância com o Efeito das Características no quantil da mediana, para o ano de 2005 e estabilizando na mediana para 2006. O Gráfico 5 retrata a evolução da decomposição ao longo dos quantis de salário-hora e mostram que os indivíduos que têm rendimentos condicionados mais baixos teriam maiores salários caso fossem possuírem experiência ocupacional até aproximadamente o quantil da mediana (0.5) para 2005 e, para 2006 até o quantil (0.9). Após estes níveis de rendimento, respectivamente, o Efeito das Características tornam-se mais importantes para explicar o diferencial salarial.

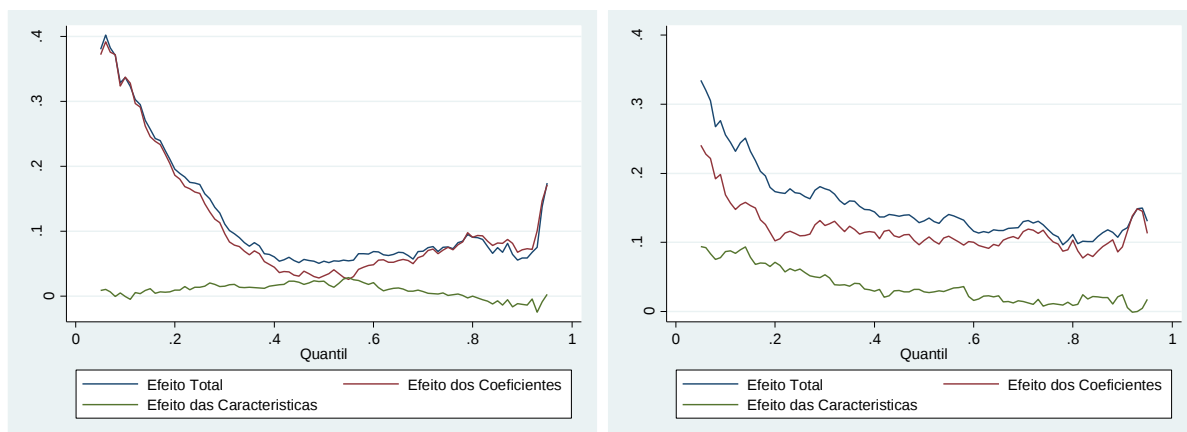
Gráficos 5 – Evolução da decomposição do diferencial salarial entre jovens de primeiro emprego e reemprego, por quantil. 2005 e 2006



Fonte: elaboração própria a partir dos dados da PME.

O Gráfico 6 retrata a decomposição da diferenciação salarial, segundo os seus efeitos, ao longo dos quantis de salário para os anos 2007 e 2008. Percebe-se, através deste, que no ano de 2007 houve um efeito, quase que exclusivo, dos coeficientes estimados nas extremidades dos quantis condicionados. Este efeito sugere que a experiência ocupacional seria determinante para explicar o diferencial salarial destes grupos (a favor dos jovens de reemprego) numa razão acima de 30% para o quantil 0.10 e aproximadamente 10% para o quantil 0.90. Por outro lado, o ano de 2008 demonstra um sensível aumento da participação do Efeito das Características embora menor do que o Efeito dos Coeficientes. Para os anos de 2007 e 2008, há sensível redução do valor do Efeito dos Coeficientes ao longo do crescimento dos quantis de rendimento (logaritmo natural salário-hora), a qual tem como principal responsável por grande parcela do Efeito Total, no que cerne a diferença de rendimento entre os grupos de jovens de primeiro emprego e de jovens de reemprego.

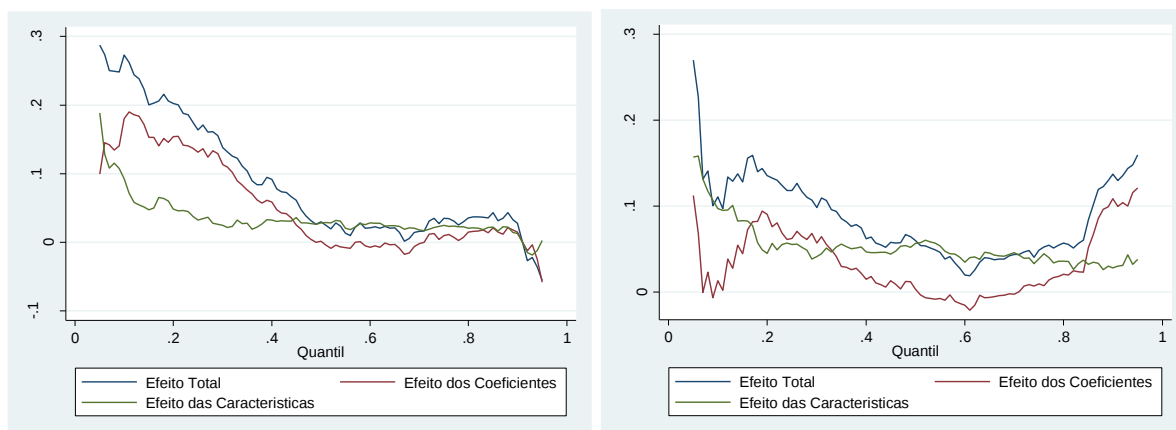
Gráficos 6 – Evolução da decomposição do diferencial salarial entre jovens de primeiro emprego e reemprego, por quantil. 2007 e 2008



Fonte: elaboração própria a partir dos dados da PME.

Os resultados encontrados para os anos de 2009 e 2010 estão disponíveis no Gráfico 7, o qual permite verificar que o ano de 2009 nos quantis mais baixos a maior parte do Efeito Total é advinda do Efeito dos Coeficientes e, este, é responsável por grande parte desse diferencial até os quantis que antecedem a mediana, indicando que o efeito discriminação, no que tange a experiência ocupacional, ocorreu de forma mais acentuada sobre os indivíduos com menor rendimento condicionado. Esta diferença entre os grupos (primeiro emprego e reemprego) demonstrou redução da participação do Efeito dos Coeficientes sobre Efeito Total a cada ano para os quantis mais baixos.

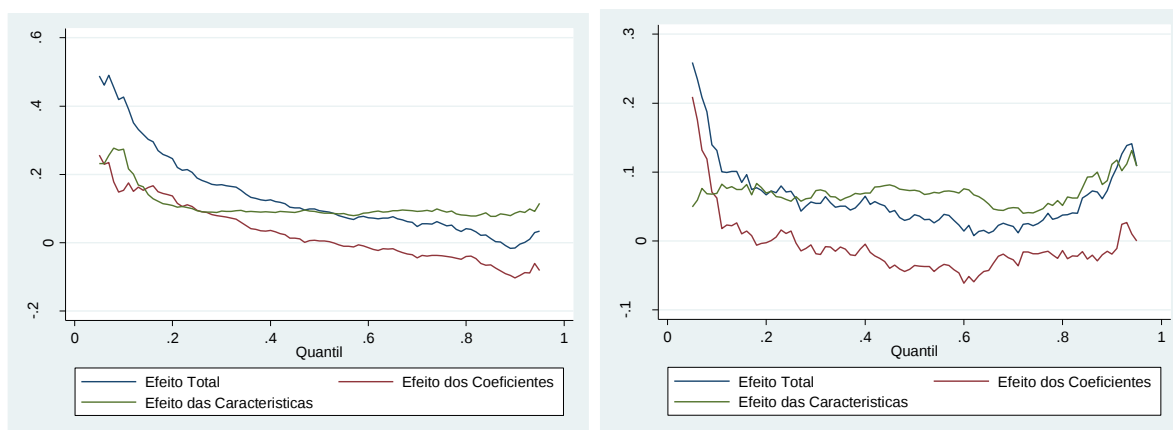
Gráficos 7 – Evolução da decomposição do diferencial salarial entre jovens de primeiro emprego e reemprego, por quantil. 2009 e 2010



Fonte: elaboração própria a partir dos dados da PME.

Por fim, em relação aos anos 2010 e 2011, o Efeito dos Coeficientes (experiência ocupacional) outrora tenha parcelas representativas na explicação da diferença dos rendimentos contra os jovens de primeiro emprego, apresentou redução da sua importância para explicar o diferencial entre rendimento entre os jovens (primeiro emprego e reemprego), especialmente, para os quantis além da mediana conforme se pode observar no Gráfico 8, dado que o Efeito das Características correspondem a maior parte da parcela em quase todos os quantis de rendimento condicionado.

Gráficos 8 – Evolução da decomposição do diferencial salarial entre jovens de primeiro emprego e reemprego, por quantil. 2011 e 2012



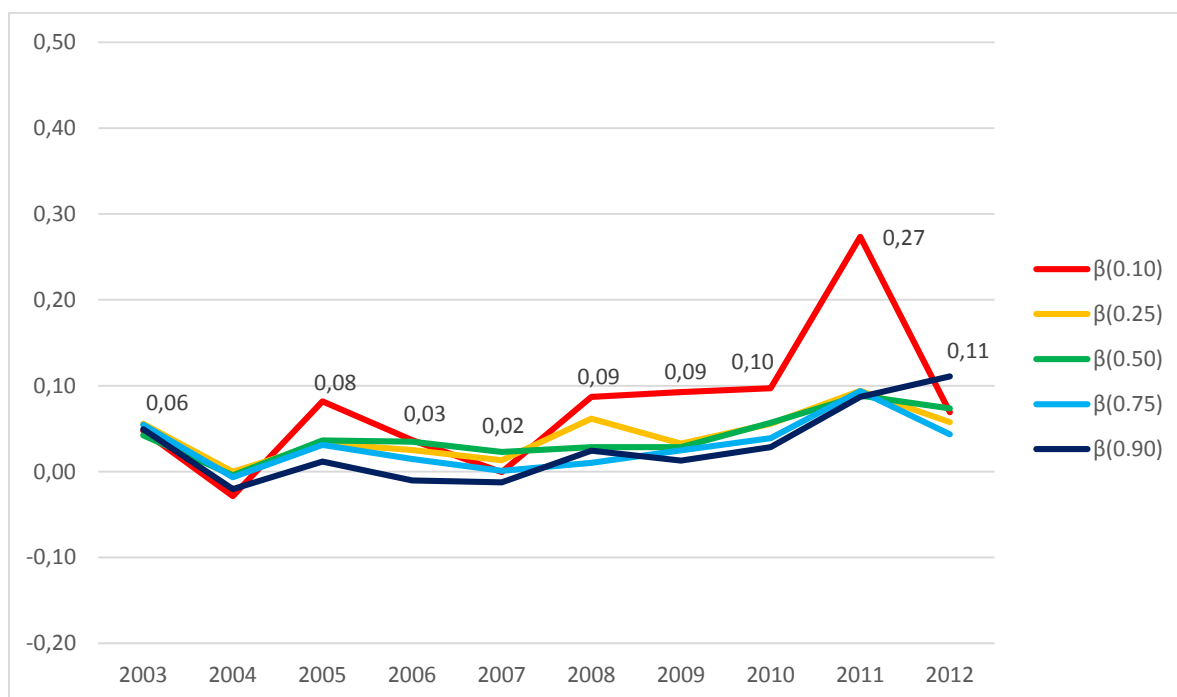
Fonte: elaboração própria a partir dos dados da PME.

Uma análise complementar que possibilita um melhor entendimento da trajetória (2003 a 2012) da decomposição salarial entre os dois grupos analisados pode ser feita através dos Gráficos 9, 10 e 11. Estes Gráficos têm em seus eixos horizontais a representação das séries temporais (anos) e nos eixos verticais os Efeitos estimados (Efeito das Características ou Efeito dos Coeficientes ou Efeito Total). Internamente, as linhas dos gráficos retratam os valores de cada quantil (0,10, 0,25, 0,50, 0,75, 0,90) da distribuição.

O Gráfico 9 retrata a tendência da participação do Efeito das Características na composição do Efeito Total durante a série estudada (2002-2012). Desta forma é possível perceber que para os primeiros anos da amostra houve uma baixa participação do Efeito das Características dos indivíduos jovens para explicar o diferencial do rendimento. Entretanto, percebe-se que houve uma tendência de ampliação da sua participação do Efeito das Características em relação ao Efeito Total em todos os quantis, podendo destacar a importância deste efeito no nível de acréscimo do rendimento condicionado.

É válido ressaltar que esta ampliação se deu a todos os quantis (0,10, 0,25, 0,50, 0,75, 0,90) de forma diferenciada, pois quão mais baixo o nível de rendimento condicionado do indivíduo jovem de primeiro emprego, maior foi a contribuição do Efeito das Características sobre o Efeito Total da diferença de rendimentos. Ademais, esta contribuição se deu de forma mais intensa no quantil mais baixo (0,10) em até, aproximadamente, 4 vezes a mais o quantil mais alto. Este resultado indica claramente a importância da aquisição dos atributos para conseguir melhor rendimento no mercado de trabalho nos períodos recentes.

Gráfico 9 – Efeito das Características na decomposição do diferencial salarial entre os trabalhadores de primeiro emprego e reemprego, por quantil, baseado no Modelo Condicional. 2003 a 2012

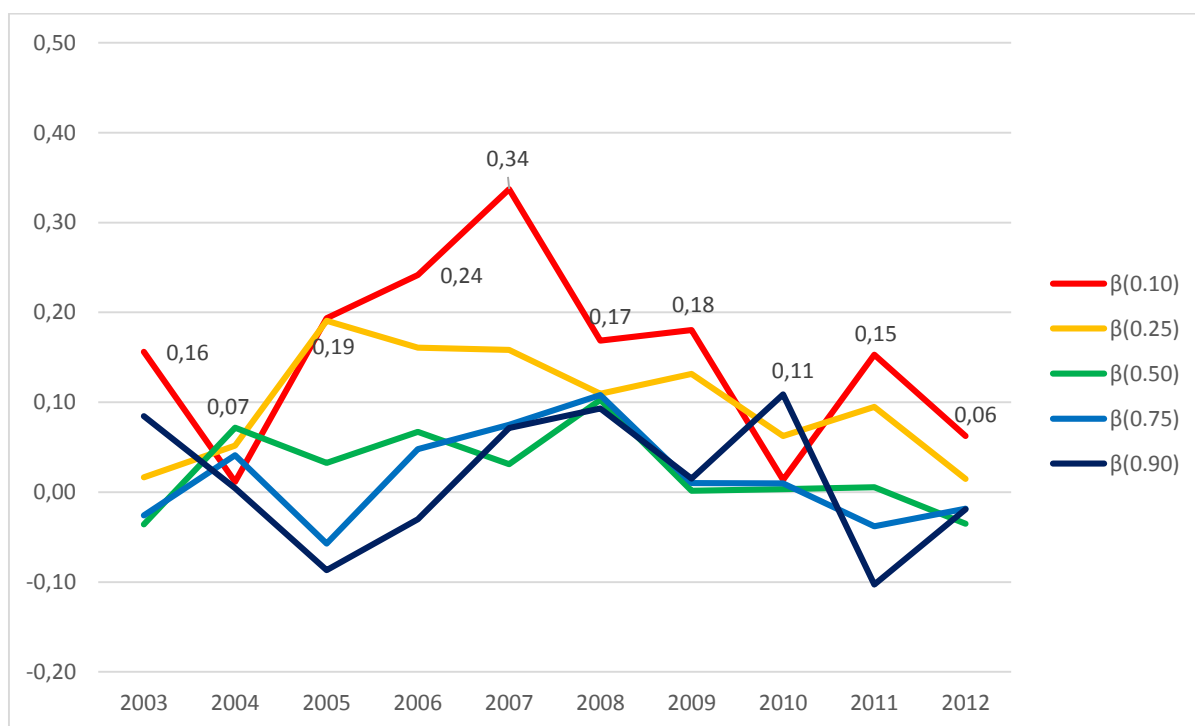


Fonte: elaboração própria a partir dos dados da PME.

Em seguida, o Gráfico 10 mostra a trajetória do Efeito dos Coeficientes, o que permite analisar o efeito de uma possível “discriminação” – considerando que as variáveis explicativas consideradas determinam, com um alto grau de significância, a remuneração dos trabalhadores. No contexto da formação metodológica da criação dos grupos de trabalhadores da análise, a possível “discriminação” pode estar associada ao fato de um grupo possuir experiência ocupacional e o outro não. O gráfico mostra ainda que os valores para o quantis de renda mais baixa (0,10 e 0,25) apresentaram uma tendência de crescimento indicando um

maior perfil “discriminatório” contra o jovem de primeiro emprego até o ano de 2007. Depois deste ano, de uma forma geral, todos os quantis têm uma tendência de redução para o Efeito dos Coeficientes durante o período analisado. Por fim, comparando o ponto inicial e o ponto final de cada trajetória, para a maioria dos quantis – principalmente nos quantis mais altos e mais baixos -, observa-se uma redução do Efeito dos Coeficientes sobre o rendimento (logaritmo natural salário-hora), sugerindo que o fator experiência ocupacional embora ainda importante, apresenta uma tendência de queda nos períodos finais da análise.

Gráfico 10 – Efeito dos Coeficientes na decomposição do diferencial salarial entre os trabalhadores de primeiro emprego e reemprego, por quantil, baseado no Modelo Condicional. 2003 a 2012

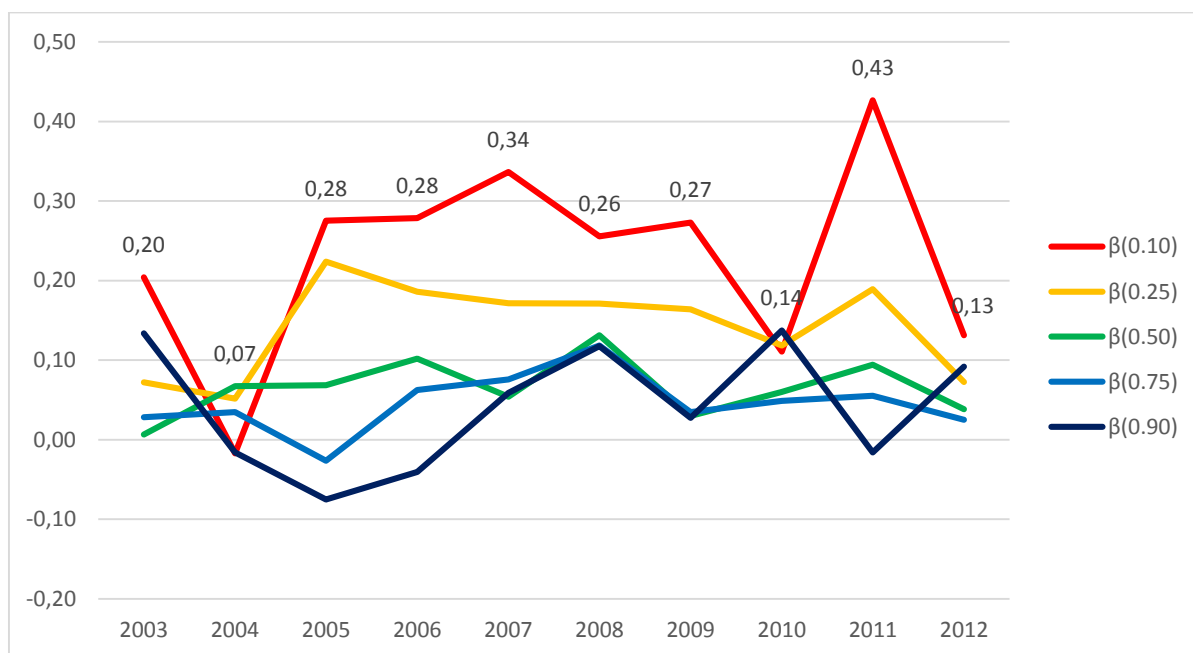


Fonte: elaboração própria a partir dos dados da PME.

Por fim, o resultado do Gráfico 11 refere-se ao Efeito Total. Neste, é possível observar a experiência ocupacional (efeito tratamento) como fator de impacto sobre o rendimento que possibilitaria a um jovem, localizado nos quantis inferiores da distribuição, que estivesse sendo contratado na condição de primeiro emprego e caso fosse remunerado de acordo com as características do indivíduo jovem de reemprego, significativos acréscimos no seu rendimento. Assim, considerando que a diferença entre estes os grupos é que um deles possui experiência ocupacional (grupo de reemprego) e o outro não (grupo de primeiro

emprego), os indivíduos que estão localizados nos níveis inferiores do rendimento (logaritmo natural do salário-hora) condicionado teriam seus ganhos elevados.

Gráfico 11 – Efeito Total na decomposição do diferencial salarial entre os trabalhadores de primeiro emprego e reemprego, por quantil, baseado no Modelo Condicional. 2003 a 2012



Fonte: elaboração própria a partir dos dados da PME.

3.5 Resultados dos testes de sensibilidade das estimações das regressões quantílicas

Uma proposta para verificar a significância das estimações pelo modelo Chernozhukov, Fernández-Val e Melly (2013) é o teste KS (Kolmogorov-Smirnov)¹⁹ que tem a finalidade de construir intervalos pontuais e conjuntos de confiança para os Efeitos Quantílicos (QE) levando em conta a variação da amostragem na estimativa em relação a variação das covariáveis. Dessa forma, os erros padrão pontuais são obtidos por *bootstrap* (100 repetições) e os intervalos de confiança uniformes são obtidos invertendo a estatística de teste de Kolmogorov-Smirnov.

O teste KS considera os intervalos de confiança funcionais, no sentido de que a hipótese nula de que pelo menos um dos quantis estimados está fora do intervalo de confiança uniforme são rejeitados ao nível de 5%. Assim, o teste Kolmogorov-Smirnov é relatado tendo a hipótese nula: i) especificação do modelo condicional paramétrico está correto; ii) o efeito tratamento é não significativo; iii) o efeito mediano prevalece nos demais quantis da distribuição; iv) o efeito é positivo para todos os quantis; v) o efeito é negativo para todos os quantis.

Os resultados dos testes estão dispostos na Tabela 11, a seguir. O primeiro teste de sensibilidade proposto ao método de CFM (2013) permite observar que, para todo período analisado, a hipótese nula da correta especificação do modelo paramétrico não pode ser rejeitada a altos níveis de significância. Assim, uma simples interpretação pode ser feita em relação ao ano de 2003, o qual permite considerar uma correta especificação do modelo paramétrico, seja para o grupo Primeiro Emprego ou Reemprego, dado o nível de significância máximo proposto (10%) com a finalidade de rejeitar a hipótese nula. Ou seja, para rejeitar a hipótese nula o nível de significância considerado deve ser superior a 78% e 44%, respectivamente, para ambos os grupos. Logo, ao considerar um nível de significância de pelo menos 10%, contra o p-valor calculado, não se pode rejeitar a hipótese nula de correta especificação do modelo paramétrico para ambos grupos (Primeiro Emprego e Reemprego).

Sobre o Efeito das Características e o Efeito dos Coeficientes, em relação ao segundo conjunto de hipóteses, a quarta hipótese é de que o efeito positivo dos Efeitos Quantílicos (EQ) prevalece sobre todos os quantis e não pode ser rejeitada em nenhum ano. Entretanto, as

¹⁹ Uma segunda proposta ao testar a sensibilidade do método de Chernozhukov, Fernández-Val e Melly (2013) é o teste de Cramer-von-Mises-Smirnov que têm o mesmo intuito do teste Kolmogorov-Smirnov quanto à significância do modelo e possibilitou resultados similares (Apêndice V).

demais hipóteses (EQ nulo, EQ negativo ou prevalência do EQ da mediana) apresentam resultados que norteiam a conclusão de que o EQ se cruza durante a distribuição, indicando que, em alguns pontos da distribuição, o grupo de referência e controle alteram de lugar. Em outras palavras, o efeito tratamento, ou seja, o fator experiência pode contribuir em alguns momentos e prejudicar em outros para a determinação da remuneração do trabalhador.

Em relação ao Efeito Total, é possível encontrar melhores resultados ao rejeitar a segunda hipótese (efeito quantílico é não significativo para todas as estimações) e a quinta hipótese (efeito quantílico é negativo para todas as estimações) feita pelo teste Kolmogorov-Smirnov, ao longo da maior parte dos anos. E, por fim, a quarta hipótese indica que o efeito positivo prevalece sobre todos os quantis não pode ser rejeitada a nenhum ano.

Concluindo, embora conflitante em algumas hipóteses, a maioria delas parece corroborar com a importância do efeito tratamento (experiência ocupacional anterior) no diferencial salarial dos trabalhadores jovens ocupados no mercado de trabalho.

Tabela 11 – Teste de significância Kolmogorov-Smirnov. 2003-2012

Hipótese nula do teste KS	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012
Especificação correta do modelo paramétrico 0	0,56	0,43	0,53	0,95	0,17	0,75	0,52	0,74	0,71	0,24
Especificação correta do modelo paramétrico 1	0,34	0,80	0,61	0,54	0,34	0,92	0,60	0,39	0,63	0,49
EFEITO TOTAL										
Sem efeito: QE (tau) = 0 $\forall$ taus	0,14	0,48	0,03*	0,05*	0,10*	0,01*	0,09*	0,17	0,02*	0,76
Efeito constante: QE (tau) = QE (0,5) $\forall$ taus	0,16	0,82	0,02*	0,13	0,17	0,63	0,10	0,51	0,10*	0,91
Dominância estocástica: QE (tau) > 0 $\forall$ taus	0,89	0,77	0,59	0,68	0,86	0,82	0,92	0,83	0,81	0,83
Dominância estocástica: QE (tau) < 0 $\forall$ taus	0,04*	0,17	0,00*	0,02*	0,08*	0,01*	0,03*	0,09*	0,02*	0,46
EFEITOS DAS CARACTERÍSTICAS										
Sem efeito: QTE (tau) = 0 $\forall$ taus	0,20	0,98	0,44	0,35	0,70	0,36	0,50	0,13	0,01*	0,18
Efeito constante: QE (tau) = QE (0,5) $\forall$ taus	0,88	0,98	0,82	0,62	0,61	0,59	0,71	0,89	0,17	0,73
Dominância estocástica: QE (tau) > 0 $\forall$ taus	0,77	0,57	0,89	0,77	0,66	0,79	0,78	0,82	0,91	0,86
Dominância estocástica: QE (tau) < 0 $\forall$ taus	0,15	0,84	0,17	0,17	0,40	0,23	0,26	0,10*	0,01*	0,11
EFEITOS DE COEFICIENTES										
Sem efeito: QE (tau) = 0 $\forall$ taus	0,46	0,40	0,05*	0,20	0,12	0,21	0,41	0,77	0,65	0,94
Efeito constante: QE (tau) = QE (0,5) $\forall$ taus	0,25	0,87	0,02*	0,49	0,11	0,99	0,13	0,59	0,40	0,78
Dominância estocástica: QE (tau) > 0 $\forall$ taus	0,71	0,87	0,51	0,77	0,86	0,81	0,88	0,88	0,43	0,57
Dominância estocástica: QE (tau) < 0 $\forall$ taus	0,22	0,17	0,02*	0,08*	0,09*	0,15	0,15	0,40	0,38	0,78

Fonte: elaboração própria a partir dos dados da PME.

Nota: *H0 é rejeitada se o P-valor $\leq$ nível de 10%.

3.6 Considerações finais

Este capítulo investigou o impacto da experiência ocupacional dos jovens, tendo como público alvo os trabalhadores com idade entre 16 e 24 anos no mercado de trabalho brasileiro no período 2003 a 2012. A análise por regressões quantílicas e de decomposições contrafactuais por quantis de renda incondicional estimada com base em modelos condicionais utilizando a metodologia de Chernozhukov, Fernández-Val e Melly (2013) apresentou resultados robustos e consistentes com as expectativas durante o período analisado.

As principais considerações feitas reforçam a hipótese de que os jovens na condição de reemprego ganham mais que os jovens na condição de primeiro emprego. Entretanto, as estimações do modelo CFM (2013) permitem, além disso, as seguintes considerações: i) A experiência ocupacional é fator determinante para o trabalhador conseguir melhores rendimentos durante todo o período analisado. Ainda que este seja um resultado esperado, o mesmo apresentou resultados mais elevados para os quantis mais baixos (0.10 e 0.25) quando comparados aos quantis mais altos (0.75 e 0.90) ou médio (0.50) de rendimento condicionado; ii) Dentre os efeitos quantílicos, o Efeito dos Coeficientes estimados é o maior responsável por este diferencial a favor dos jovens de reemprego. Sendo que, a consideração primordial dessa modelagem é que a diferença entre os grupos comparados (primeiro emprego e reemprego) é que um deles possui experiência ocupacional (reemprego) e o outro não (primeiro emprego); iii) É importante salientar que há uma tendência de redução da participação do Efeito dos Coeficientes frente ao suave crescimento do Efeito das Características no Efeito Total ao longo do período para todos os quantis analisados, sugerindo, dessa forma, uma redução do efeito da experiência ao longo da amostra. Entretanto, este fato não implica na nulidade do efeito da experiência sobre a diferença de salários. Pois, durante todo período analisado, grande parcela da diferença a favor do grupo de jovens de reemprego era advinda da experiência ocupacional; iv) De todos os quantis analisados (0.10, 0.25, 0.50, 0.75, 0.90) durante a série temporal, o quantil mais baixo é o que tem maior impacto na diferença salarial advinda da experiência.

Deste modo, as análises comparativas entre os indivíduos jovens que foram admitidos na categoria de primeiro emprego (grupo sem experiência ocupacional anterior) e

os admitidos por reemprego (grupo com experiência ocupacional anterior), via Efeito Total, revela que caso os jovens de primeiro emprego fossem remunerados de acordo com os atributos dos indivíduos de reemprego, teriam sempre acréscimos salariais substanciais e maiores à medida que estivessem nos quantis de renda condicionada mais baixos. Isso se dá devido a experiência ser uma característica que ofereceria maior peso aos indivíduos de primeiro emprego nas faixas de rendimento condicionado mais baixas, uma vez que o modelo condicional permite ordenar os indivíduos no que tange o retorno das características observáveis aos rendimentos.

Através dos testes de sensibilidade pode-se afirmar que o modelo econométrico está corretamente especificado e há predominância do efeito positivo para os efeitos quantílicos estimados. Portanto, ao avaliar a experiência ocupacional como fator relevante nas diferenças dos rendimentos, os resultados indicaram o seu efeito significativo nos acréscimos nos salários dos trabalhadores no mercado de trabalho comprovando, de tal modo, a hipótese seguida neste trabalho. Assim, ao comparar os grupos de trabalhadores jovens, a experiência já adquirida no mercado de trabalho propicia maiores acréscimos aos rendimentos, indicando que este é mais um obstáculo adicional a ser enfrentado por aqueles que se inserem pela primeira vez na busca de um emprego.

Por fim, deve-se destacar que tais resultados merecem ser analisados de forma parcimoniosa haja vista, principalmente, as limitações existentes da base de dados e da metodologia adotada. Infelizmente, as informações disponíveis impedem uma melhor escolha das variáveis utilizadas como determinantes da remuneração salarial do trabalho e também uma determinação mais precisa da variável “experiência ocupacional”, assim como um controle mais rigoroso de um possível viés advindo por fatores não observáveis. Entretanto, deve-se considerar que ao não utilizar uma *proxy* para mensurar a experiência, têm-se um resultado relevante frente ao que costuma-se ser apresentado na literatura.

REFERÊNCIAS

- ALBUQUERQUE, L. S. G. **Mobilidade de Emprego entre os Jovens Brasileiros**. 58 f. Dissertação (Mestrado em Economia) – Instituto de Economia, Universidade Federal do Rio de Janeiro, 2008.
- ANGRIST, J.; PISCHKE, J.-S. **Mostly harmless econometrics**: an empiricist's companion. Princeton: Princeton University Press, 2008.
- ARAÚJO, V. F., RIBEIRO, E. P. **Diferenciais de salários por gênero no Brasil**: uma análise regional. Textos para Discussão n.2001/11. UFRGS – PPGE, Porto Alegre, 2001.
- ATTANAZIO, O.; BATTISTIN, E.; FITZSIMONS, E.; MESNARD, A.; VERA-HERNÁNDEZ, M. How effective are conditional cash transfers? Evidence from Colombia. London: **The Institute for Fiscal Studies**. Disponível em: <http://www.ifs.org.uk/publications.php>. 2005.
- BARTALOTTI, O.; LEME, M. Discriminação Salarial Além da Vida: Uma Abordagem de Decomposição Contrafactual Utilizando Regressões Quantílicas. In: ENCONTRO NACIONAL DE ECONOMIA, 35, 2007, Recife, **Anais...** Recife: ANPEC, 2007.
- BATISTA, F.; CACCIAMALI, M. Diferencial de salários entre homens e mulheres segundo a condição de migração. **Revista brasileira de Estudos Populacionais**, Rio de Janeiro, v. 26, n. 1, p. 97-115, jan./jun. 2009.
- BECKER, G. S., Human Capital: a theoretical and empirical analysis with special reference to education (3rd Edition), **National Bureau of Economic Research**, Inc. 1994.
- BECKER, S.; ICHINO, A. The Estimation of Average Treatment Effects Base on Propensity Score. **The Stata Journal**, Vol. 2, No. 4. 2002.
- BETARELLI JUNIOR, A. A. Custo de acessibilidade entre residência e trabalho: um enfoque das características individuais, familiares e locais. In: ENCONTRO NACIONAL DA ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE ESTUDOS REGIONAIS E URBANOS, 8., 2010, Juíz de Fora. **Anais...** Minas Gerais: ENABER, 2010.
- BIDERMAN, C.; GUIMARÃES, N. A. Na Ante-sala da Discriminação: O Preço dos Atributos de Sexo e Cor no Brasil dos anos 90. **Revista de Estudos Feministas**, Dossiê Mulher e Trabalho, 2004.
- BLINDER, A. Wage discrimination: reduced form and structural estimates, **Journal of Human Resources**, Vol 8, 436-455. 1973.
- CACCIAMALI, M. C.; BRAGA, T. A armadilha social destinada aos jovens: Mercado de trabalho insuficiente, oferta educacional restrita e de baixa qualidade e ações públicas incipientes. In: Chahad, J. P. Z.; Cacciamali, M. C., (editores), **Mercado de Trabalho no**

Brasil: Novas práticas trabalhistas, negociações coletivas e direitos fundamentais do trabalho. LTr, São Paulo. 2003

CACCIAMALI, M.C.; FREITAS, P. S. Do capital humano ao Salário-eficiência: uma aplicação para analisar os diferenciais de salário em cinco ramos manufatureiros da Grande São Paulo. **Pesquisa e Planejamento Econômico**. Rio de Janeiro. v 22, n 2. p 343-368. Ago, 1992.

CALIENDO, M.; KOPEINING, S. Some practical guidance for the implementation of Propensity Score Matching. Bonn, Germany. **Journal of Labor Economics (IZA)**, 2005.

CAMARANO, A.; KANSO, S. O que estão fazendo os jovens que não estudam, não trabalham e não procuram trabalho? Mercado de Trabalho: conjuntura e análise. Ano 17. **IPEA**, Brasília, p.37-44. 2012.

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

CARDOSO JR., J. C.; GONZALEZ, R.; MATOS, F. Políticas públicas de trabalho e renda em contexto de baixo crescimento econômico: A experiência brasileira. In: Júnior, M. e Carleial, L. M. F., editores. **Emprego, Trabalho e Políticas Públicas**. Instituto de Desenvolvimento do Trabalho, Banco do Nordeste do Brasil, Fortaleza. 2009.

CARVALHO, A. P; BARRETO, R. G. Diferenciais de Salário: o lugar da mulher no mercado de trabalho. In: ENCONTRO ANUAL DE ESTUDOS POPULACIONAIS, 13, 2002, Ouro Preto. **Anais...** Minas Gerais: 2002.

CARVALHO A. E.; SILVA, D.; NERI, M. Diferenciais de Salários por Raça e Gênero: Aplicação dos procedimentos de Oaxaca e Heckman em Pesquisas Amostrais, complexas. **Ensaio Economicos da EPGE**, n.638, Brasil. 2006.

CASTRO, C. M.; CASTRO, M. H. M.; LEITE, E. M. Educação no Brasil: atrasos, conquistas e desafios. In: TAFNER, P. (Ed.). Brasil: o estado de uma nação. Rio de Janeiro: **IPEA**, 2006. p. 121-228.

CHENG, M.Y.; FAN, J.; MARRON, J.S. On automatic boundary corrections. **Annals of Statistics**, XXV, 1997.

CHERNOZHUKOV, V.; FERNÁNDEZ-VAL, I.; MELLY, B. "Inference on Counterfactual Distributions," **Econometrica**, Econometric Society, vol. 81(6), pages 2205-2268. Nov. 2013.

CHERNOZHUKOV, V.; I. FERNÁNDEZ-VAL (2005). **Subsampling Inference on Quantile Regression Processes**, Sankhyā 67, pag. 253-276.

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

COLEMAN, J. S. Social Capital in the Creation of Human Capital. **The American Journal of Sociology** 94, S95-S120. 1988.

DEDECCA, C. S. O sistema público de emprego e a estratégia do desenvolvimento. *In*: Júnior, M.; Carleial, L. M. F., editores. **Emprego, Trabalho e Políticas Públicas**. Instituto de Desenvolvimento Regional do Trabalho, Banco do Nordeste do Brasil, Fortaleza. 2009

DEHEJIA, R. H.; WAHBA, S. Causal effects in nonexperimental studies: reevaluating the evaluation of training programs. **Jornal da Associação Americana de Estatística**, v.94, n.448, Set. 1999.

DIPRETE, T.; GANGL, M. Assessing bias in the estimation of causal effects: Rosenbaum bounds on matching estimators and instrumental variables estimation with imperfect instruments. **Sociological Methodology**, v.34, n.1, p.271-310, Abr. 2004.

DONALD, S.; GREEN, A.; PAARSCH, H. Differences in wage distributions between Canada and the United States: an application of a flexible estimator of distribution functions in the presence of covariates. **Review of Economic Studies**, v. 67, p. 609-633, 2000.

FORTIN, N., LEMIEUX, T., FIRPO, S. Decomposition Methods in Economics. O. Ashenfelter and D. Card (ed.), **Handbook of Labor Economics**, volume 4A, chapter 1, Elsevier, 2011.

GARCIA, M. F.; ARAÚJO, E. C.; ARAÚJO, E. L.; FAUSTINO, I. A. A Condição do Jovem no Mercado de Trabalho Brasileiro: Uma Análise Comparativa entre o Emprego e o Primeiro Emprego (1999-2009). **Revista Economia**. Brasília (DF), v.13, n.3a, p.481-506, set/dez 2012.

GIUBERTI, A. C.; MENEZES-FILHO, N. Discriminação de Rendimentos por Gênero: Uma Comparação entre o Brasil e os Estados Unidos. **Economia Aplicada**, São Paulo, v.9, n.3, p. 369-383, jul-set., 2005.

GONÇALVES, M. F.; MONTE, P. A. Admissão por primeiro emprego e reemprego no mercado formal do Nordeste: Um estudo mesorregional. *In*: ENCONTRO NACIONAL DE ESTUDOS POPULACIONAIS, 16, 2008, Caxambu. **Anais...** Belo Horizonte: ABEP, 2008.

GOSLING, A.; MACHIN, S.; MEGHIR, C. The changing distribution of male wages in the U.K. **Review of Economic Studies**, v. 67, p. 635-666, 2000.

GROSSMAN, M. On the Concept of Health Capital and the Demand for Health. **Journal of Political Economy**, 80 (2): 223-255. 1972.

HECKMAN, J. J. The Common Structure of Statistical Models of Truncation, Sample Selection and Limited Dependent Variables and a Simple Estimator for Such Models, **Annals of Economic and Social Measurement** 5, 475-492, 1976.

HECKMAN, J.; TOBIAS, J. L.; VYTLACIL, E. **Simple Estimators for Treatment Parameters in a Latent Variable Framework with an Application to Estimation the Returns to Schooling**. NBER Working Paper 7.950, 2000.

HECKMAN, J.; ICHIMURA H.; TODD P. Matching as an econometric evaluation estimator: evidence from evaluating a job-training program. **Review of Economic Studies**, v.64 (4), n.221, Oct. 1997.

HECKMAN, J.; LALONDE, R.; SMITH, J. The economics and econometrics of active labor market programs. In: ASHENFELTER, O., CARD, D. (Eds.) **The Handbook of Labor Economics**. Amsterdam: North Holland. v.3A, part.6, cap.31. 1999.

HIRANO, K.; IMBENS, G. W.; RIDDER, G. Efficient estimation of average treatment effects using the estimated propensity score. Cambridge, MA.: **National Bureau of Economic Research**. NBER Technical Working Paper, n.251. 2000.

KALECKI, M. Theory of economic dynamic. 2.ed. London: Allen & Unwin, 1965.

KEYNES, J. M. A Teoria Geral do Emprego, do Juro e da Moeda. São Paulo, **Abril Cultural**, 1983.

KHANDKER, R. S; KOOLWAL, G. B.; SAMAD, H. A. **Handbook on Impact Evaluation: Quantitative Methods and Practices**. Washington, DC: The World Bank, 2010.

KOENKER, R. **Quantile Regression**, Cambridge University Press, 2005.

KOENKER R.; BASSETT, G.; Regression Quantils. **Econometrica**, Vol. 46, No. 1. Jan., pp. 33-50. 1978.

LAVIOLA, M. C.; FUNCIA, F. R. Diferenças de gênero entre os estudantes de graduação em Ciências Econômicas da Universidade Municipal de São Caetano do Sul – IMES. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE ECONOMISTAS, 17., 2007, Porto Seguro. **Anais...** Bahia: CBE, 2007.

LEITE, P. Race discrimination or inequality of opportunities: the Brazilian case. **Ibero America Institute for Economic Research**. Discussion paper n. 118, 2005.

MACHADO, J.; MATA, J. Counterfactual decomposition of changes in wage distributions using quantile regression. **Journal of Applied Econometrics**, 2004.

MADALOZZO, R. **Mercado e Início de Produção: Diferenças de gênero no Brasil**, Working Papers Insper wpe_160, Insper. 2008.

MAIA, A. G. Dinâmica do mercado de trabalho das classes ocupacionais no Brasil: 1981 a 2007. In: JÚNIOR, M.; CARLEIAL, L. M. F., (editores), **Emprego, Trabalho e Políticas Públicas**. Instituto de Desenvolvimento do Trabalho, Banco do Nordeste do Brasil, Fortaleza. 2009.

MANDEL, E. **A formação do pensamento econômico de Karl Marx**. Rio de Janeiro, Zahar 1968.

MARSHALL, A. **Principles of Economics**. Amherst, New York, 1ª edição. ISBN 1-57392-140-8. 1997.

MARX, K. Salário, Preço e Lucro. São Paulo: Centauro, 2002.

MATOS, R. S. MACHADO, A. F. Diferencial de rendimento por cor e sexo no Brasil (1987-2001). **Econômica**, Universidade Federal Fluminense, 8(1), p.5-27, 2006.

MENEZES-FILHO, N. Equações de Rendimento: Questões Metodológicas. Capítulo 2 – Estrutura Salarial, **IPEA**, Rio de Janeiro, 2002.

MINCER, J. Investment in Human Capital and Personal Income Distribution. **Journal of Political Economy**. 1958.

MINCER, J. **Schooling, experience and earnings**. New York: Columbia University Press, 1974.

MIRO, V. H.; SULIANO, D. C. Ceará: Terra da Luz para Igualdade Racial? *In*: ECONOMIA DO CEARÁ EM DEBATE, 6., 2010, Fortaleza. **Anais...** Ceará: 2010.

MONTE, P. A.; ARAÚJO, T. P.; LIMA, R. A. Inserção ocupacional e duração do desemprego nas regiões metropolitanas de Recife e Salvador: primeiro emprego e reemprego. *In*: ENCONTRO REGIONAL DE ECONOMIA, 10, 2005, Fortaleza. **Anais...** Fortaleza: 2005.

MONTE, P. A.; ARAÚJO, T. P.; ROBERTO, A. L. Primeiro emprego e reemprego: análise de inserção ocupacional e duração do desemprego no Brasil metropolitano. **Economia e Desenvolvimento**, Recife (PE), v. 7, n. 1, p. 139-177, 2005.

NAKABASHI, L.; FIGUEIREDO, L. Capital humano: uma nova proxy para incluir aspectos qualitativos. **Revista de Economia**. Curitiba, v. 34, p. 07-24, 2008.

NERI, I. C. A.; ARAUJO JR, I. T.; FIGUEIREDO, N. R. M.; SANTOS, J. M. Decomposição do diferencial regional de salário entre gêneros: uma abordagem por regressões quantílicas. *In*: ENCONTRO REGIONAL DE ECONOMIA, 14, 2009, Fortaleza. **Anais...** Fortaleza: 2009.

Nonato, F.; PEREIRA, R.; NASCIMENTO, P. ARAÚJO, T. O PERFIL DA FORÇA DE TRABALHO BRASILEIRA: TRAJETÓRIAS E PERSPECTIVAS. Notas Técnicas Mercado de Trabalho nº51. **IPEA**. mai 2012.

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

ORGANIZAÇÃO INTERNACIONAL DO TRABALHO (OIT). **Global Employment Trends for Youth 2013**. 1ª ed. Geneva. 2013.

____ (OIT). **Perfil do trabalho decente no Brasil**: um olhar sobre as unidades da federação. 1ª ed. Brasília. 2012.

PANTOJA, G. S. **Previdência** – Simulações e Impactos sobre a Desigualdade de Renda. 2012. 45 p. Dissertação (Mestrado) - Programa de Pós Graduação em Economia da Faculdade

de Economia, Administração, Contabilidade e Ciência da Informação e Documentação - FACE/UnB, Brasília, 2012.

POCHMANN, M. **A batalha pelo primeiro emprego**: as perspectivas e a situação atual do jovem no mercado de trabalho. Brasil. 2000.

POCHMANN, M. **Situação do jovem no mercado de trabalho no Brasil**: Um balanço dos últimos 10 anos. São Paulo, mimeo. 2007.

POCHMANN, M. Modernizar sem excluir. Júnior, M. e Carleial, L. M. F., editors, **Emprego, Trabalho e Políticas Públicas**. Instituto de Desenvolvimento do Trabalho, Banco do Nordeste do Brasil, Fortaleza. 2009.

PRATA, A. C. PIANTO, D. M. Diferenciais Salariais por Raça no Brasil: análises contrafactuais – 1996 e 2006. In: **FGV Conferences**, 31^o Meeting of the Brazilian Econometric Society. Foz do Iguaçu, 2009.

QUEIROZ, V. S.; RAMALHO, H.M.B. A Escolha Ocupacional dos Idosos no Mercado de Trabalho: Evidências para o Brasil. **Revista Economia**. Brasília (DF), Selecta, Brasília (DF), v.10, n.4, p.817–848, dezembro 2009.

REIS, J. G. A., BARROS, R. P. Desigualdade salarial: resultados de pesquisas recentes. In: CAMARGO, J.M. e GIAMBIAGI, F. (org.). **Distribuição de renda no Brasil**. 2^a ed. São Paulo: 2002, p. 69-82.

RIBEIRO, R.; CACCIAMALI, M. C. Impactos do Programa Bolsa-Família Sobre os Indicadores Educacionais. **Revista Economia**, v.13, n.2, p.415–446, mai/ago 2012

RIBEIRO, R.; JULIANO, A. A. Desemprego juvenil e impactos do programa nacional de estímulo ao primeiro emprego. In: ENCONTRO NACIONAL DE ECONOMIA POLÍTICA, 9, 2004. **Anais...** Uberlândia-MG: 2004.

RICARDO, D. Princípios de Economia Política e Tributação. São Paulo, **Abril Cultural**. 1982.

ROSENBAUM, P. *Observational Studies*, **Springer**, New York. 2002.

ROSENBAUM, P. R.; RUBIN D. B. The Central role of the propensity score in observational studies for causal effects. **Biometrika**, v.70, n.1, 1983.

ROWTHORN, B. **Capitalismo, conflito e inflação**: ensaios de economia política. Rio de Janeiro, Zahar. 1977

SAY, J. B. **A treatise on political economy**. M. Kelley, New York. 1971. Disponível em: <http://library.mises.org/books/Jean-baptiste%20Say/A%20Treatise%20on%20Political%20Economy.pdf> . Acesso: 16/05/2014

SCHULTZ, T. W. **O capital humano**: investimentos em educação e pesquisa. Rio de Janeiro: Zahar, 1973.

SILVEIRA, I. M.; SILVA, R. G. O impacto da escolaridade sobre os salários em Rio Branco – Acre. **Revista de Estudos Sociais**, n. 27, v. 14, p. 97, 2012.

SJAASTAD, L. A. The Costs and Returns of Human Migration. **The Journal of Political Economy**, 70 (5, Part 2: Investment in Human Beings), pp. 80-93. 1962.

SMITH, A. **A Riqueza das Nações**. Martins Fontes, 1a ed. 1392p. ISBN 85-336-1788-7. 2003.

SANTOS, E. S.; CAMILLO, V. S. Capital humano e renda do trabalho no Brasil: uma investigação empírica. In: CICLO DE DEBATES EM ECONOMIA INDUSTRIAL, TRABALHO E TECNOLOGIA - EITT, 9., 2011, São Paulo. **Anais...** São Paulo: EITTPEPGEP/PUCSP, v. 01. p. 01-24, 2011.

SOARES, S. O perfil da discriminação no mercado de trabalho - homens negros, mulheres brancas e mulheres negras. Rio de Janeiro: **IPEA**, Texto para discussão, n. 769. 2000.

SOUZA, J. Educação e qualificação profissional como determinantes de inserção no mercado de trabalho brasileiro. In: ASSOCIAÇÃO NACIONAL DOS CENTROS DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ECONOMIA - SUL, 11., 2008, Curitiba. **Anais...** Paraná: ANPEC-SUL, 2008.

VAZ, F. M. A Desigualdade de Rendimento do Trabalho Segundo a PNAD de 2008. **IPEA - Nota Técnica**, 2009.

VENETOKIS, T. **An Evaluation of wage subsidy programs to SMEs utilizing Propensity Score Matching**. Helsinki: Government Institute for Economic Research, 2004.

ZHAO, Z. Sensitivity of propensity score methods to the specifications. Bonn, Germany **Institute for the Study of Labor**, 2005.

APÊNDICE

Apêndice A – Coeficientes estimados do modelo logit para chances do indivíduo ser do grupo tratado (reemprego). 2003

Reemprego	Coeficiente	Erro Padrão	z	P> z	[95% Intervalo de Confiança]	
Idade: 16-18 anos	-2,3039	0,0957	-24,07	0,00	-2,4915	-2,1163
Idade: 19-21 anos	-0,9788	0,0832	-11,77	0,00	-1,1418	-0,8158
Homem	0,3185	0,0645	4,93	0,00	0,1920	0,4450
Branco	0,0507	0,0727	0,70	0,49	-0,0917	0,1932
Chefe	1,1105	0,2325	4,78	0,00	0,6549	1,5660
Estudo: < 1 ano	0,4306	0,4389	0,98	0,33	-0,4296	1,2909
Estudo: 1-3 anos	0,7941	0,3061	2,59	0,01	0,1941	1,3942
Estudo: 4-7 anos	0,6418	0,1019	6,30	0,00	0,4420	0,8416
Estudo: 8-10 anos	0,0635	0,0747	0,85	0,40	-0,0830	0,2100
Recife	-0,6519	0,1353	-4,82	0,00	-0,9170	-0,3867
Salvador	-0,5160	0,1307	-3,95	0,00	-0,7722	-0,2598
Belo Horizonte	-0,0112	0,1236	-0,09	0,93	-0,2536	0,2311
Rio de Janeiro	-0,2429	0,1348	-1,80	0,07	-0,5071	0,0213
São Paulo	0,1436	0,1125	1,28	0,20	-0,0768	0,3640
Constante	1,4896	0,1348	11,05	0,00	1,2254	1,7538

Fonte: elaboração própria com base nos dados da PME.

Apêndice B – Coeficientes estimados do modelo logit para chances do indivíduo ser do grupo tratado (reemprego). 2004

Reemprego	Coeficiente	Erro Padrão	z	P> z	[95% Intervalo de Confiança]	
Idade: 16-18 anos	-1,8971	0,1013	-18,74	0,00	-2,0956	-1,6986
Idade: 19-21 anos	-0,8970	0,0892	-10,06	0,00	-1,0718	-0,7223
Homem	0,3443	0,0703	4,89	0,00	0,2064	0,4821
Branco	0,0680	0,0801	0,85	0,40	-0,0890	0,2251
Chefe	0,9783	0,2123	4,61	0,00	0,5622	1,3944
Estudo: < 1 ano	0,7902	0,5424	1,46	0,15	-0,2729	1,8534
Estudo: 1-3 anos	0,7263	0,2835	2,56	0,01	0,1707	1,2819
Estudo: 4-7 anos	0,7159	0,1103	6,49	0,00	0,4998	0,9320
Estudo: 8-10 anos	0,0252	0,0812	0,31	0,76	-0,1339	0,1844
Recife	-0,5869	0,1526	-3,85	0,00	-0,8860	-0,2878
Salvador	-0,4485	0,1440	-3,11	0,00	-0,7308	-0,1663
Belo Horizonte	0,2567	0,1373	1,87	0,06	-0,0124	0,5259
Rio de Janeiro	-0,1625	0,1416	-1,15	0,25	-0,4400	0,1151
São Paulo	0,2026	0,1258	1,61	0,11	-0,0439	0,4491
Constante	1,1912	0,1442	8,26	0,00	0,9085	1,4739

Fonte: elaboração própria com base nos dados da PME.

Apêndice C – Coeficientes estimados do modelo logit para chances do indivíduo ser do grupo tratado (reemprego). 2005

Reemprego	Coeficiente	Erro Padrão	z	P> z	[95% Intervalo de Confiança]	
Idade: 16-18 anos	-2,0135	0,1045	-19,27	0,00	-2,2183	-1,8087
Idade: 19-21 anos	-0,7670	0,0899	-8,53	0,00	-0,9432	-0,5907
Homem	0,1483	0,0726	2,04	0,04	0,0060	0,2906
Branco	-0,1036	0,0805	-1,29	0,20	-0,2613	0,0541
Chefe	1,3499	0,2515	5,37	0,00	0,8569	1,8428
Estudo: < 1 ano	0,2749	0,5608	0,49	0,62	-0,8243	1,3741
Estudo: 1-3 anos	0,8146	0,3121	2,61	0,01	0,2029	1,4264
Estudo: 4-7 anos	0,6588	0,1144	5,76	0,00	0,4346	0,8830
Estudo: 8-10 anos	0,1298	0,0847	1,53	0,13	-0,0363	0,2958
Recife	-1,1536	0,1587	-7,27	0,00	-1,4646	-0,8425
Salvador	-0,9932	0,1517	-6,55	0,00	-1,2905	-0,6959
Belo Horizonte	-0,4494	0,1515	-2,97	0,00	-0,7462	-0,1525
Rio de Janeiro	-0,7606	0,1583	-4,80	0,00	-1,0709	-0,4503
São Paulo	-0,2907	0,1406	-2,07	0,04	-0,5664	-0,0150
Constante	1,8037	0,1587	11,37	0,00	1,4927	2,1147

Fonte: elaboração própria com base nos dados da PME.

Apêndice D – Coeficientes estimados do modelo logit para chances do indivíduo ser do grupo tratado (reemprego). 2006

Reemprego	Coeficiente	Erro Padrão	z	P> z	[95% Intervalo de Confiança]	
Idade: 16-18 anos	-2,3139	0,1081	-21,41	0,00	-2,5258	-2,1021
Idade: 19-21 anos	-1,0081	0,0928	-10,86	0,00	-1,1900	-0,8263
Homem	0,2206	0,0724	3,05	0,00	0,0787	0,3625
Branco	-0,1188	0,0828	-1,43	0,15	-0,2811	0,0435
Chefe	1,2164	0,2415	5,04	0,00	0,7431	1,6897
Estudo: < 1 ano	1,3493	0,6909	1,95	0,05	-0,0049	2,7035
Estudo: 1-3 anos	0,7833	0,3510	2,23	0,03	0,0954	1,4713
Estudo: 4-7 anos	0,8270	0,1183	6,99	0,00	0,5951	1,0589
Estudo: 8-10 anos	0,1255	0,0850	1,48	0,14	-0,0410	0,2920
Recife	-1,1710	0,1544	-7,58	0,00	-1,4737	-0,8684
Salvador	-0,7971	0,1526	-5,22	0,00	-1,0962	-0,4981
Belo Horizonte	-0,1328	0,1431	-0,93	0,35	-0,4133	0,1477
Rio de Janeiro	-0,5667	0,1541	-3,68	0,00	-0,8687	-0,2646
São Paulo	0,0492	0,1356	0,36	0,72	-0,2165	0,3150
Constante	1,6859	0,1594	10,57	0,00	1,3734	1,9984

Fonte: elaboração própria com base nos dados da PME.

Apêndice E – Coeficientes estimados do modelo logit para chances do indivíduo ser do grupo tratado (reemprego). 2007

Reemprego	Coeficiente	Erro Padrão	z	P> z	[95% Intervalo de Confiança]	
Idade: 16-18 anos	-2,2173	0,1104	-20,09	0,00	-2,4336	-2,0010
Idade: 19-21 anos	-0,8441	0,0955	-8,84	0,00	-1,0312	-0,6570
Homem	0,2525	0,0757	3,34	0,00	0,1041	0,4009
Branco	0,0166	0,0854	0,19	0,85	-0,1508	0,1841
Chefe	1,2175	0,2515	4,84	0,00	0,7246	1,7105
Estudo: < 1 ano	1,0054	0,8691	1,16	0,25	-0,6979	2,7088
Estudo: 1-3 anos	0,5695	0,3624	1,57	0,12	-0,1408	1,2799
Estudo: 4-7 anos	0,7490	0,1269	5,90	0,00	0,5003	0,9977
Estudo: 8-10 anos	0,2175	0,0880	2,47	0,01	0,0450	0,3899
Recife	-1,1198	0,1598	-7,01	0,00	-1,4329	-0,8067
Salvador	-0,8595	0,1528	-5,63	0,00	-1,1589	-0,5601
Belo Horizonte	-0,1839	0,1480	-1,24	0,21	-0,4741	0,1063
Rio de Janeiro	-0,6285	0,1602	-3,92	0,00	-0,9425	-0,3146
São Paulo	-0,1869	0,1355	-1,38	0,17	-0,4524	0,0787
Constante	1,6406	0,1598	10,26	0,00	1,3273	1,9539

Fonte: elaboração própria com base nos dados da PME.

Apêndice F – Coeficientes estimados do modelo logit para chances do indivíduo ser do grupo tratado (reemprego). 2008

Reemprego	Coeficiente	Erro Padrão	z	P> z	[95% Intervalo de Confiança]	
Idade: 16-18 anos	-2,2073	0,1272	-17,35	0,00	-2,4566	-1,9580
Idade: 19-21 anos	-0,8792	0,1118	-7,86	0,00	-1,0983	-0,6600
Homem	0,2830	0,0877	3,23	0,00	0,1111	0,4549
Branco	-0,1622	0,1010	-1,60	0,11	-0,3602	0,0359
Chefe	1,1057	0,2729	4,05	0,00	0,5707	1,6406
Estudo: < 1 ano	0,6100	1,0004	0,61	0,54	-1,3507	2,5707
Estudo: 1-3 anos	0,6843	0,4481	1,53	0,13	-0,1940	1,5626
Estudo: 4-7 anos	0,5546	0,1518	3,65	0,00	0,2571	0,8520
Estudo: 8-10 anos	-0,0515	0,0995	-0,52	0,61	-0,2466	0,1436
Recife	-1,5937	0,1905	-8,37	0,00	-1,9671	-1,2203
Salvador	-1,0335	0,1828	-5,65	0,00	-1,3918	-0,6752
Belo Horizonte	-0,3773	0,1701	-2,22	0,03	-0,7107	-0,0440
Rio de Janeiro	-0,9070	0,1826	-4,97	0,00	-1,2648	-0,5491
São Paulo	-0,3768	0,1564	-2,41	0,02	-0,6834	-0,0702
Constante	2,0810	0,1887	11,03	0,00	1,7111	2,4508

Fonte: elaboração própria com base nos dados da PME.

Apêndice G – Coeficientes estimados do modelo logit para chances do indivíduo ser do grupo tratado (reemprego). 2009

Reemprego	Coeficiente	Erro Padrão	z	P> z	[95% Intervalo de Confiança]	
Idade: 16-18 anos	-2,2744	0,1276	-17,83	0,00	-2,5244	-2,0243
Idade: 19-21 anos	-1,0201	0,1103	-9,25	0,00	-1,2362	-0,8039
Homem	0,3405	0,0887	3,84	0,00	0,1667	0,5144
Branco	0,0590	0,0993	0,59	0,55	-0,1355	0,2536
Chefe	0,8900	0,2431	3,66	0,00	0,4136	1,3664
Estudo: < 1 ano	0,3819	0,7362	0,52	0,60	-1,0610	1,8248
Estudo: 1-3 anos	-0,2334	0,4383	-0,53	0,59	-1,0925	0,6257
Estudo: 4-7 anos	0,3926	0,1561	2,52	0,01	0,0867	0,6984
Estudo: 8-10 anos	0,0959	0,1017	0,94	0,35	-0,1035	0,2953
Recife	-1,0739	0,1957	-5,49	0,00	-1,4575	-0,6903
Salvador	-0,7458	0,1859	-4,01	0,00	-1,1102	-0,3814
Belo Horizonte	0,1525	0,1826	0,83	0,40	-0,2055	0,5104
Rio de Janeiro	-0,5238	0,1902	-2,75	0,01	-0,8965	-0,1510
São Paulo	0,1323	0,1648	0,80	0,42	-0,1907	0,4553
Constante	1,6072	0,1916	8,39	0,00	1,2318	1,9827

Fonte: elaboração própria com base nos dados da PME.

Apêndice H – Coeficientes estimados do modelo logit para chances do indivíduo ser do grupo tratado (reemprego). 2010

Reemprego	Coeficiente	Erro Padrão	z	P> z	[95% Intervalo de Confiança]	
Idade: 16-18 anos	-2,1501	0,1351	-15,91	0,00	-2,4149	-1,8852
Idade: 19-21 anos	-0,9288	0,1167	-7,96	0,00	-1,1574	-0,7001
Homem	0,3413	0,0943	3,62	0,00	0,1564	0,5261
Branco	0,0319	0,1094	0,29	0,77	-0,1825	0,2463
Chefe	1,0897	0,2570	4,24	0,00	0,5859	1,5935
Estudo: < 1 ano	0,7416	0,7907	0,94	0,35	-0,8081	2,2914
Estudo: 1-3 anos	0,3944	0,6711	0,59	0,56	-0,9210	1,7097
Estudo: 4-7 anos	0,5450	0,1639	3,32	0,00	0,2237	0,8664
Estudo: 8-10 anos	0,0620	0,1077	0,58	0,57	-0,1491	0,2730
Recife	-1,1089	0,2083	-5,32	0,00	-1,5172	-0,7006
Salvador	-0,7416	0,1943	-3,82	0,00	-1,1225	-0,3607
Belo Horizonte	0,2311	0,1866	1,24	0,22	-0,1346	0,5968
Rio de Janeiro	-0,4808	0,1963	-2,45	0,01	-0,8656	-0,0961
São Paulo	0,1040	0,1771	0,59	0,56	-0,2432	0,4511
Constante	1,5199	0,2008	7,57	0,00	1,1263	1,9135

Fonte: elaboração própria com base nos dados da PME.

Apêndice I – Coeficientes estimados do modelo logit para chances do indivíduo ser do grupo tratado (reemprego). 2011

Reemprego	Coeficiente	Erro Padrão	z	P> z	[95% Intervalo de Confiança]	
Idade: 16-18 anos	-2,1668	0,1500	-14,45	0,00	-2,4607	-1,8729
Idade: 19-21 anos	-0,7909	0,1296	-6,10	0,00	-1,0449	-0,5369
Homem	0,1959	0,1005	1,95	0,05	-0,0010	0,3928
Branco	-0,1653	0,1145	-1,44	0,15	-0,3897	0,0591
Chefe	0,5618	0,2747	2,04	0,04	0,0233	1,1002
Estudo: < 1 ano	0,0882	1,0219	0,09	0,93	-1,9146	2,0910
Estudo: 1-3 anos	0,6434	0,5044	1,28	0,20	-0,3451	1,6320
Estudo: 4-7 anos	0,2073	0,1779	1,17	0,24	-0,1414	0,5559
Estudo: 8-10 anos	-0,0461	0,1170	-0,39	0,69	-0,2754	0,1832
Recife	-1,2409	0,2191	-5,66	0,00	-1,6703	-0,8116
Salvador	-1,4058	0,2051	-6,85	0,00	-1,8078	-1,0039
Belo Horizonte	0,0078	0,1909	0,04	0,97	-0,3664	0,3820
Rio de Janeiro	-0,7612	0,2002	-3,80	0,00	-1,1536	-0,3687
São Paulo	-0,1693	0,1784	-0,95	0,34	-0,5189	0,1804
Constante	2,0383	0,2103	9,69	0,00	1,6261	2,4505

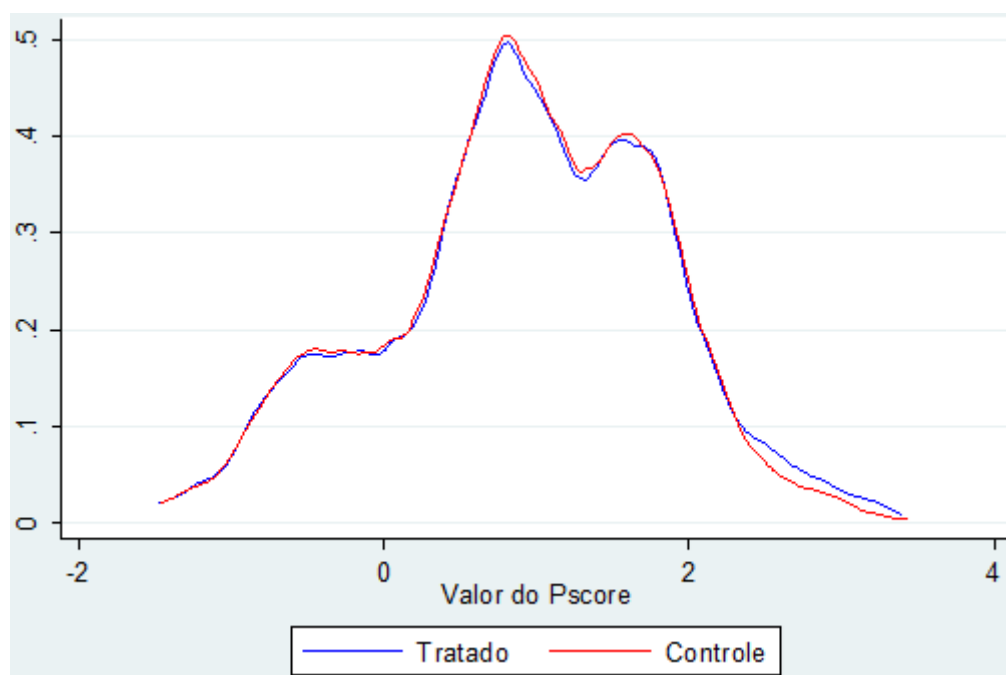
Fonte: elaboração própria com base nos dados da PME.

Apêndice J – Coeficientes estimados do modelo logit para chances do indivíduo ser do grupo tratado (reemprego). 2012

Reemprego	Coeficiente	Erro Padrão	z	P> z	[95% Intervalo de Confiança]	
16-18 anos	-2,1680	0,1826	-11,87	0,00	-2,5259	-1,8101
19-21 anos	-0,9504	0,1635	-5,81	0,00	-1,2709	-0,6299
Homem	0,4641	0,1245	3,73	0,00	0,2202	0,7081
Branco	-0,0044	0,1361	-0,03	0,97	-0,2712	0,2623
Chefe	0,7435	0,3674	2,02	0,04	0,0235	1,4635
Estudo: 1-3 anos	-0,6326	0,5621	-1,13	0,26	-1,7343	0,4692
Estudo: 4-7 anos	0,0631	0,2065	0,31	0,76	-0,3417	0,4678
Estudo: 8-10 anos	0,1572	0,1490	1,05	0,29	-0,1349	0,4493
Recife	-0,7615	0,2589	-2,94	0,00	-1,2690	-0,2539
Salvador	-0,8562	0,2621	-3,27	0,00	-1,3699	-0,3425
Belo Horizonte	-0,2739	0,2264	-1,21	0,23	-0,7175	0,1698
Rio de Janeiro	-0,9020	0,2464	-3,66	0,00	-1,3850	-0,4190
São Paulo	0,0448	0,2211	0,20	0,84	-0,3885	0,4781
Constante	1,8953	0,2566	7,39	0,00	1,3924	2,3982

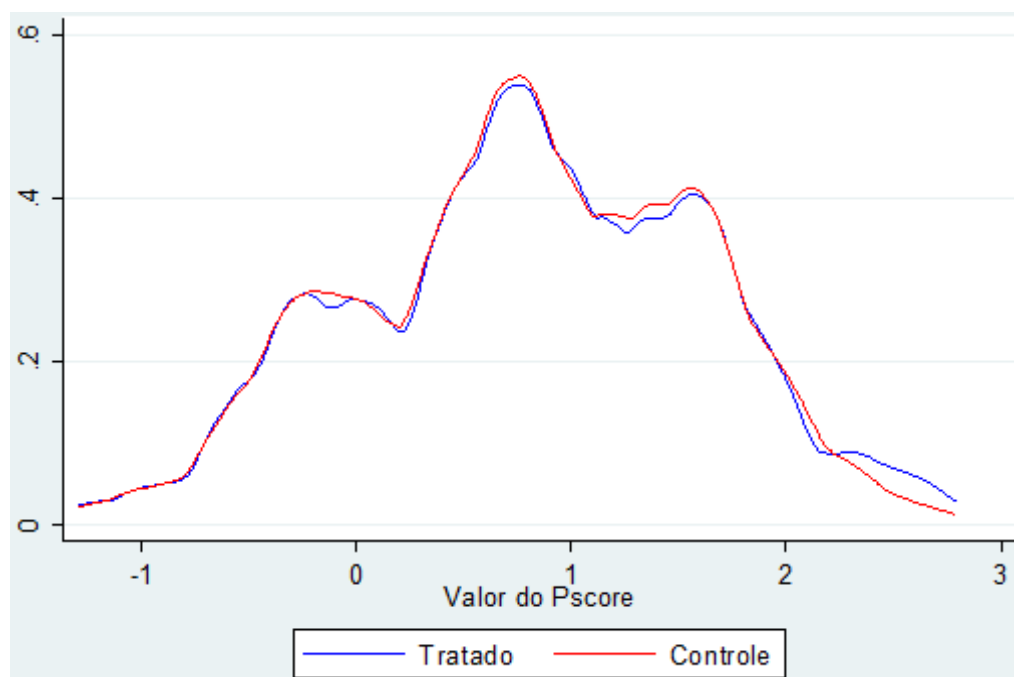
Fonte: elaboração própria com base nos dados da PME.

Apêndice K – Função densidade do escore de propensão pareada pelo método de kernel para o grupo tratado e grupo controle. 2003



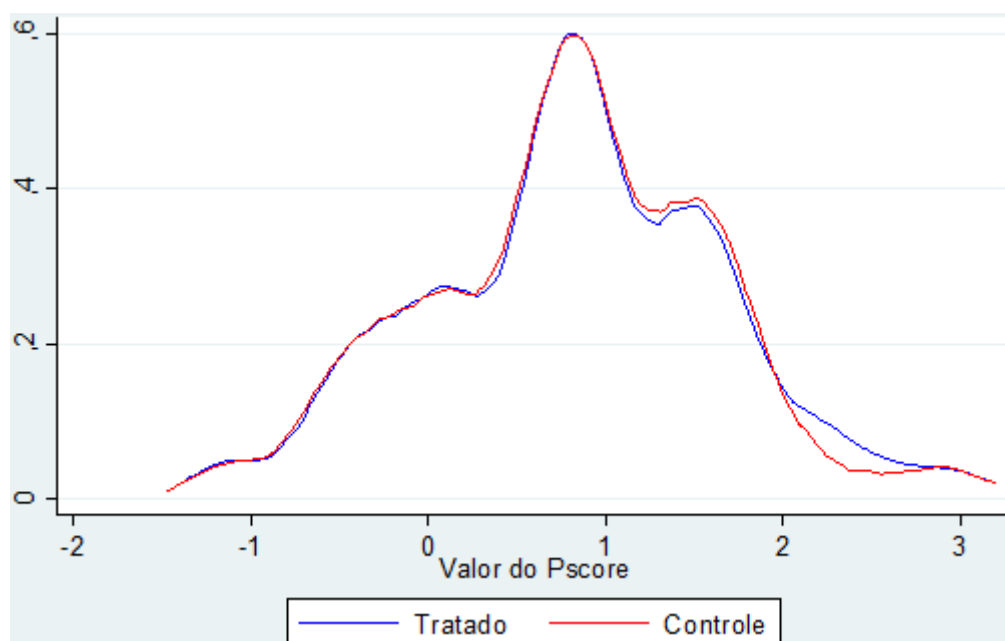
Fonte: elaboração própria com base nos dados da PME.

Apêndice L – Função densidade do escore de propensão pareada pelo método de kernel para o grupo tratado e grupo controle. 2004



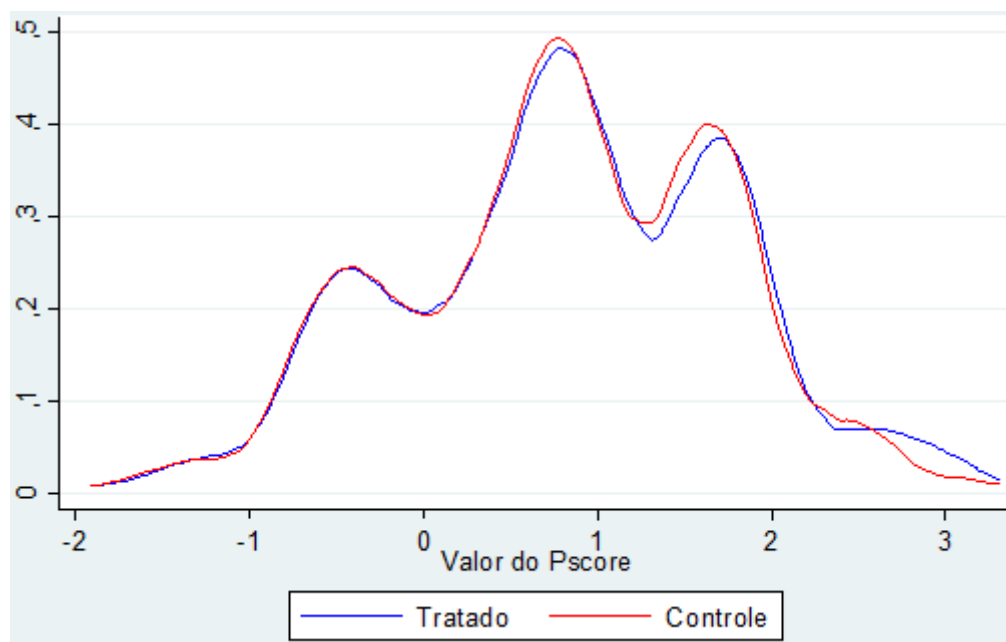
Fonte: elaboração própria com base nos dados da PME.

Apêndice M – Função densidade do escore de propensão pareada pelo método de kernel para o grupo tratado e grupo controle. 2005



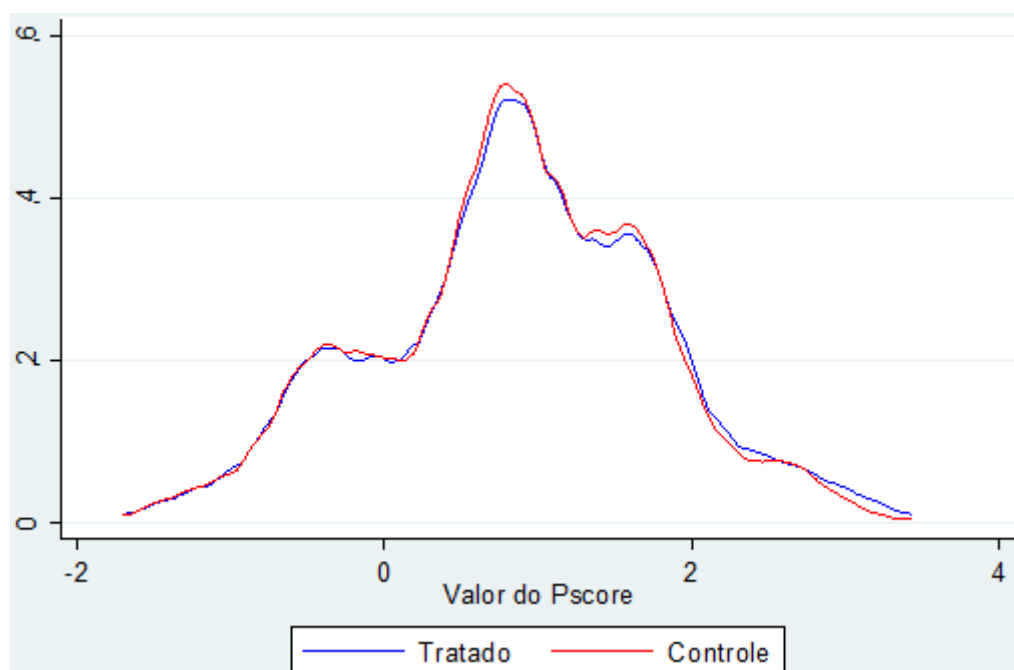
Fonte: elaboração própria com base nos dados da PME.

Apêndice N – Função densidade do escore de propensão pareada pelo método de kernel para o grupo tratado e grupo controle. 2006



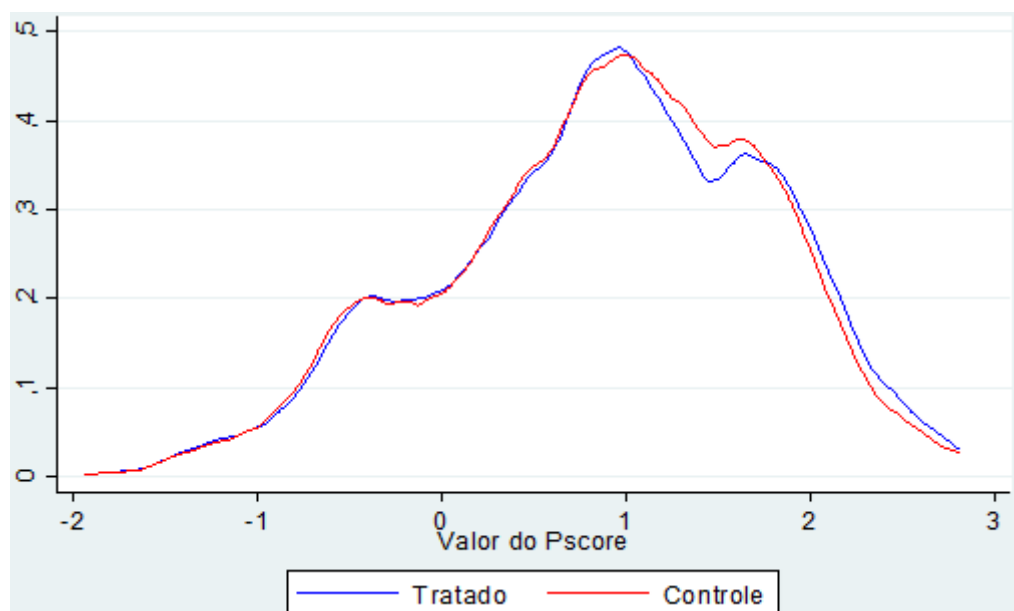
Fonte: elaboração própria com base nos dados da PME.

Apêndice O – Função densidade do escore de propensão pareada pelo método de kernel para o grupo tratado e grupo controle. 2007



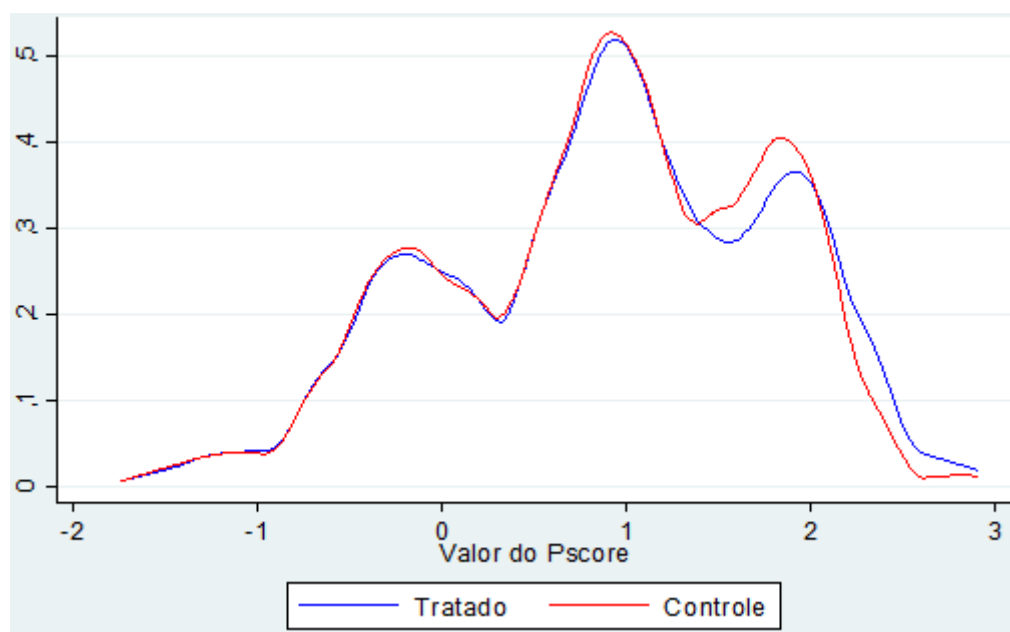
Fonte: elaboração própria com base nos dados da PME.

Apêndice P – Função densidade do escore de propensão pareada pelo método de kernel para o grupo tratado e grupo controle. 2008



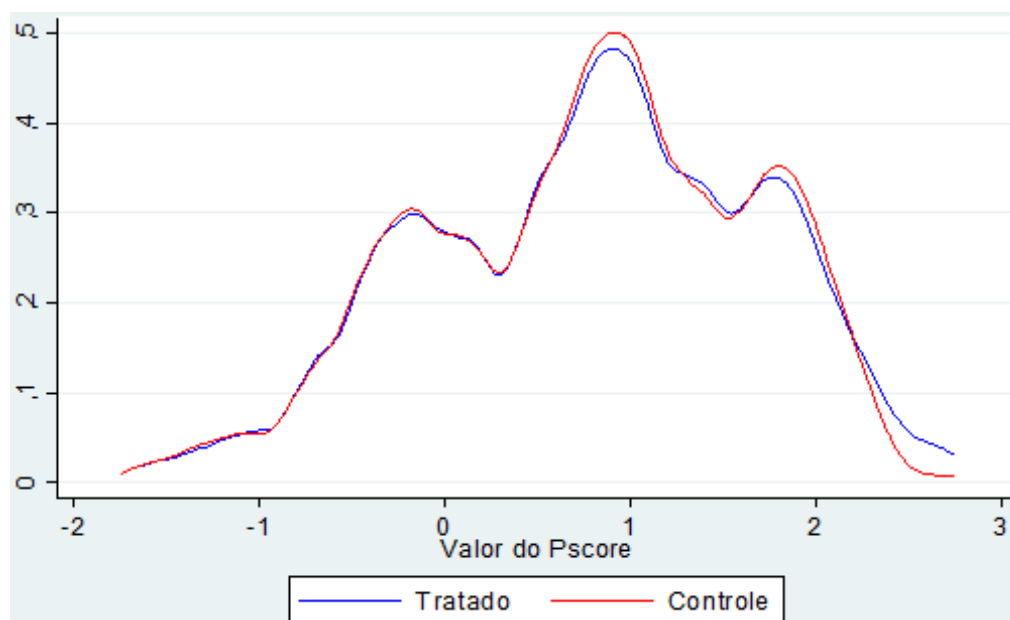
Fonte: elaboração própria com base nos dados da PME.

Apêndice Q – Função densidade do escore de propensão pareada pelo método de kernel para o grupo tratado e grupo controle. 2009



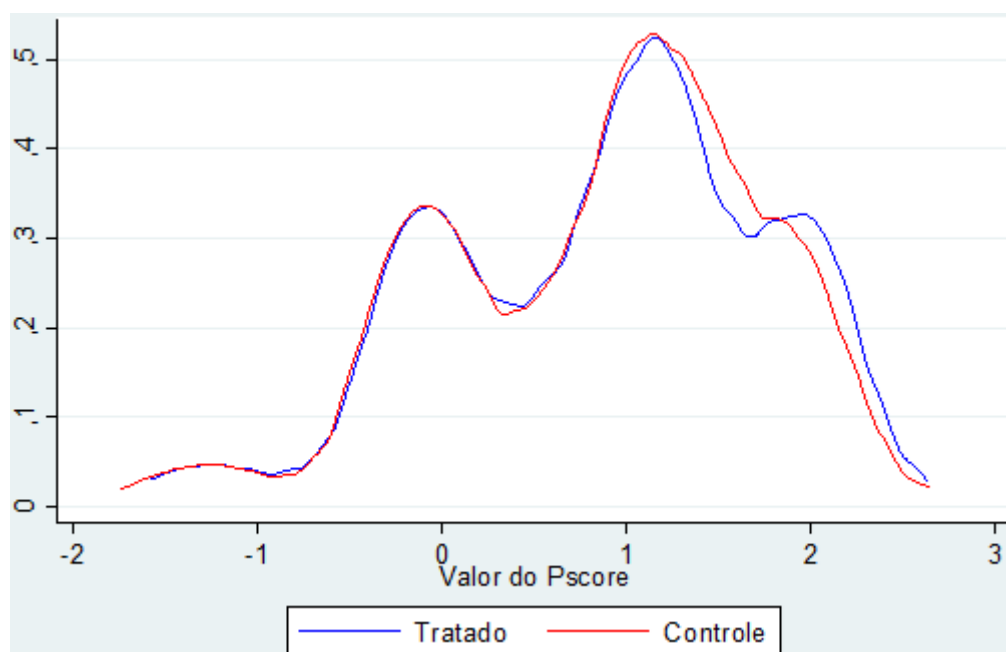
Fonte: elaboração própria com base nos dados da PME.

Apêndice R – Função densidade do escore de propensão pareada pelo método de kernel para o grupo tratado e grupo controle. 2010



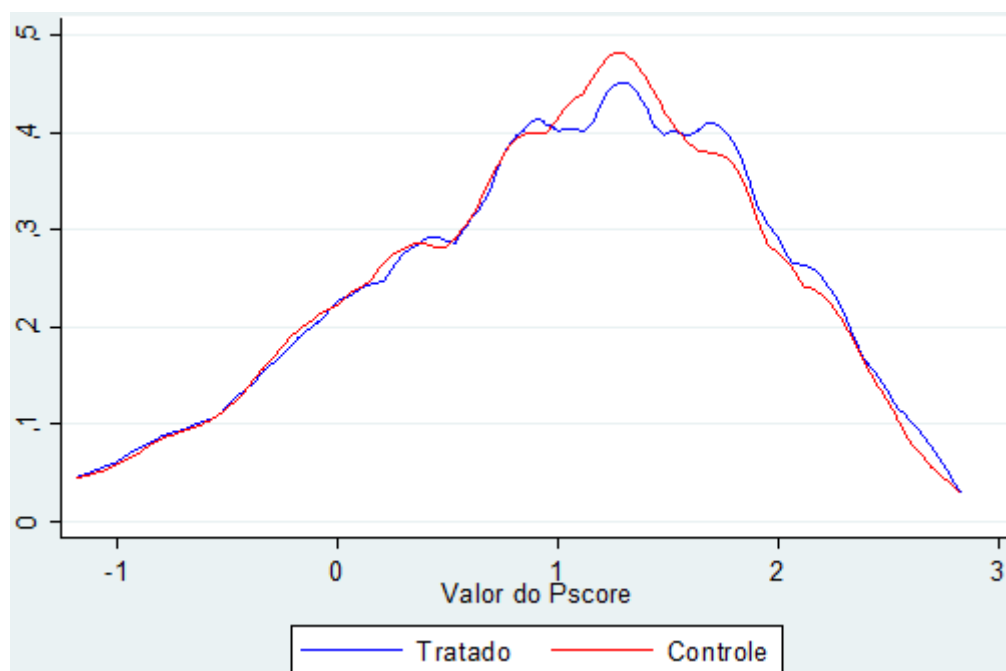
Fonte: elaboração própria com base nos dados da PME.

Apêndice S – Função densidade do escore de propensão pareada pelo método de kernel para o grupo tratado e grupo controle. 2011



Fonte: elaboração própria com base nos dados da PME.

Apêndice T – Função densidade do escore de propensão pareada pelo método de kernel para o grupo tratado e grupo controle. 2012



Fonte: elaboração própria com base nos dados da PME.

Apêndice U – Teste de significância Cramer-von- Misses-Smirnov. 2003-2012

Hipótese nula do teste CMS	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012
Especificação correta do modelo paramétrico 0	0,79	0,14	0,59	0,92	0,29	0,75	0,41	0,73	0,84	0,28
Especificação correta do modelo paramétrico 1	0,30	0,87	0,69	0,63	0,39	0,93	0,61	0,28	0,76	0,58
EFEITO TOTAL										
Sem efeito: QE (tau) = 0 $\forall$ taus	0,13	0,57	0,05*	0,01*	0,05*	0,01*	0,10*	0,09*	0,01*	0,49
Efeito constante: QE (tau) = QE (0,5) $\forall$ taus	0,07*	0,69	0,03*	0,06*	0,14	0,61	0,07*	0,60	0,09*	0,83
Dominância estocástica: QE (tau) > 0 $\forall$ taus	0,89	0,79	0,67	0,83	0,86	0,82	0,92	0,83	0,87	0,83
Dominância estocástica: QE (tau) < 0 $\forall$ taus	0,03*	0,18	0,00*	0,00*	0,05*	0,01*	0,04*	0,04*	0,01*	0,27
EFEITOS DAS CARACTERÍSTICAS										
Sem efeito: QTE (tau) = 0 $\forall$ taus	0,12	0,96	0,30	0,55	0,81	0,35	0,41	0,11	0,00*	0,13
Efeito constante: QE (tau) = QE (0,5) $\forall$ taus	0,88	0,97	0,79	0,62	0,47	0,46	0,81	0,80	0,34	0,70
Dominância estocástica: QE (tau) > 0 $\forall$ taus	0,77	0,48	0,89	0,81	0,75	0,79	0,78	0,82	0,91	0,86
Dominância estocástica: QE (tau) < 0 $\forall$ taus	0,08*	0,84	0,10*	0,23	0,44	0,19	0,18	0,08*	0,00*	0,05*
EFEITOS DE COEFICIENTES										
Sem efeito: QE (tau) = 0 $\forall$ taus	0,46	0,59	0,12	0,12	0,06*	0,12	0,49	0,79	0,52	0,95
Efeito constante: QE (tau) = QE (0,5) $\forall$ taus	0,13	0,81	0,03*	0,26	0,03*	0,99	0,21	0,58	0,31	0,79
Dominância estocástica: QE (tau) > 0 $\forall$ taus	0,71	0,87	0,51	0,82	0,86	0,81	0,88	0,88	0,56	0,75
Dominância estocástica: QE (tau) < 0 $\forall$ taus	0,20	0,20	0,05*	0,05*	0,04*	0,07*	0,17	0,35	0,41	0,77

Fonte: elaboração própria a partir dos dados da PME.

Nota: *H0 é rejeitada se o P-valor $\leq$ nível de 10%.