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

Thiago Limoeiro Ricarte[[1]](#footnote-1)

Paulo Aguiar do Monte[[2]](#footnote-2)

**RESUMO:** Este artigo buscou investigar o impacto da experiência ocupacional dos jovens brasileiros na determinante na admissão ocupacional para o período 2003 a 2012. Para tal, foram feitas análises comparativas entre os trabalhadores admitidos na condição de primeiro emprego (sem experiência ocupacional anterior) e os admitidos por reemprego (com experiência ocupacional anterior) no mercado de trabalho brasileiro através do pareamento entre indivíduos com características observáveis similares. A base de dados do estudo foi extraída da Pesquisa Mensal Emprego (2003 a 2012). Os resultados, sem viés e significativos quanto à especificação, indicam que o jovem de reemprego possui, em todo período analisado, maiores chances de inserção ocupacional proveniente da experiência ocupacional adquirida anteriormente.

**PALAVRAS-CHAVE:** Experiência Ocupacional. Inserção Ocupacional. Capital Humano. Modelos Semiparamétricos. Emprego.

**ABSTRACT:** This article investigates the impact of young Brazilians’ occupational experience as a determinant in occupational admission for the period 2003-2012. To this end, comparative analyzes among workers hired were made on condition that first job (without previous occupational experience) and workers accepted by reemployment (with previous occupational experience) in the Brazilian labor market by pairing between individuals with similar observable characteristics. The database of the study was extracted from the Monthly Employment Survey (2003-2012). The results can be considered unbiased and significant for the specification and indicate that the young reemployment has, in any reporting period, substantially greater advantage in chances of job placement from the occupational previous experience.

**KEY-WORDS:** Occupational Experience. Occupational Insertion. Human Capital. Semiparametric Methods. Employment.

**ÁREA 13:** Economia do Trabalho

**JEL CLASSIFICATION**: C14, J01, J21

**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. Estas políticas 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, além da intensificação do processo de abertura comercial, 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 experiência ocupacional anterior. Com base neste problema, este artigo 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 Match (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 definida como 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 foram os trabalhadores de reemprego – Grupo 1 – e os trabalhadores de primeiro emprego – Grupo 2, respectivamente.

Para alcançar este objetivo, o artigo se propõe a: 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 artigo contém mais quatro 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. Na seção 4 são apresentados e discutidos os resultados das estimações. Por fim, a última seção refere-se às considerações finais.

# 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 MARSAHL, 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 tem 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 está 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 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, seja para aprender. Portanto, a experiência ocupacional também é um fator de capital humano importante na admissão e na determinação salarial.

Quanto à importância da experiência ocupacional como fator importante para a Teoria do Capital Humano, diversas razões são argumentadas para explicar a maior taxa de desemprego residir entre os jovens. Gonçalves e Monte (2008) destacam pelo menos três pontos: 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 contração.

Pochmann (2000) busca justificar com base no contexto econômico a dificuldade de inserção ocupacional enfrentada pelos jovens. 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 mostrado 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.

**3 Metodologia**

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 soluciona 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.

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:

## ***3.1 Identificação***

Como 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 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 o resultado potencial dos indivíduos do grupo tratado e o resultado potencial dos indivíduos do grupo controle, o resultado observado para a variável de interesse pode ser representado na equação (1):

(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 ) pode ser realizada através da equação:

(2)

Onde, 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):

(3)

Utilizando (3) em (2), obtém-se:

Fazendo o rearranjo, temos que:

(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).

## ***3.2 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 externa[[3]](#footnote-3) de uma avaliação, não assegura a validade interna[[4]](#footnote-4) 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 para o qual se deseja comparar. Isto assegura que para cada indivíduo tratado exista outro indivíduo não tratado pareado, com valores similares de :

(5)

Conforme o exposto, se chances para o tratamento não forem aleatórias, haverá o problema de autosseleção[[5]](#footnote-5). 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):

(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):

(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.

### ***3.3 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):

(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):

(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):

(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:

(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,..., 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):

. (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 paramétricos[[6]](#footnote-6).

Dentre os métodos utilizados, destaca-se o método de Kernel. O método de Kernel é um método não paramétrico para estimar as curvas de densidade. A função de densidade de Kernel pode ser apresentada matematicamente conforme (13):

(13)

Sendo, G(.) a função do Kernel e é a largura da janela, e, sobre condições básicas a respeito dos dois parâmetros, na equação (14), demonstra-se um estimador consistente do resultado contrafactual de :

(14)

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 característica 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.

### ***3.4 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 (15):

(15)

Enquanto, a equação (16) mostra a razão de chances (*odds-ratio)*:

(16)

Caso os indivíduos possuam as mesmas características observáveis, o vetor de covariáveis observadas X é anulado. Assim, a equação (17) mostra que não havendo diferenças nas variáveis omitidas tem-se:

(17)

Caso não haja alguma característica viesando os resultados 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 mínimo de , conforme expressa a equação (18):

(18)

Os indivíduos pareados têm a mesma probabilidade de participação apenas se . Entretanto, se então indivíduos aparentemente similares em termos de x, poderão divergir suas chances de tratamento.

### ***3.5 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 r**egiõesmetropolitanas 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, coletado nos 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 desocupados[[7]](#footnote-7). 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 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.

Após aplicar todos os filtros necessários, a amostra final foi restrita a 32.324 trabalhadores entre os anos de 2002 e 2013. A Tabela 1 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 de São Paulo com valores de primeiro emprego e reemprego, respectivamente, 2.909 e 5.488.

Tabela 1 - 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 a formação da amostra, o passo seguinte 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, a equação (19) é formulada de acordo com as variáveis que estão descritas no quadro 1:

Quadro 1 – Descrição e metodologia das variáveis utilizadas.

|  |  |
| --- | --- |
| Variável | Descrição |
| Reemprego | Dummy indicativa se o indivíduo já teve experiência no mercado de trabalho, sendo 1 para reemprego e 0 para primeiro emprego. |
| Ocupado | Dummy que assumi valor 1 para o indivíduo ocupado (conseguiu emprego) e 0 para o indivíduo que não conseguiu emprego. |
| Idade | Foram criadas dummies para as seguintes faixas de idade: 16-18 anos, 19-21 anos e 21-24 anos. |
| Sexo | Dummy indicativa para o sexo, sendo 1 para masculino e 0 para feminino. |
| Raça | Representada por uma dummy que tem valor 1 se o indivíduo for da raça branco e 0 caso contrário. |
| Chefe | Dummy indicativa se o indivíduo é o chefe do domicílio, sendo igual a 0 caso contrário. |
| Estudo | Assume 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 | Assume dummies para as regiões metropolitanas de: Recife; Salvador; Belo Horizonte; Rijo de Janeiro, São Paulo e Rio Grande do Sul |

Fonte: elaboração própria.

**4 Análise dos Resultados Econométricos**

Os resultados econométricos das estimações estão divididos em três subseções. Na subseção 4.1 foram feitas considerações sobre o modelo logit construído para estimar o propensity score. Na subseção 4.2 foram analisados os resultados obtidos para as estimativas do efeito do tratamento. Por fim, na subseção 4.3 foram feitas as considerações a respeito das análises de sensibilidade.

### ***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 domicilio, 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 (19), a seguir:

(19)

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

Os resultados da estimação da equação (19) estão descritos na Tabela 2. 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, estas foram significativas a 5% ou 10%, conforme o descrito na Tabela 2.

De acordo com Venetokis (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.

Tabela 2 – 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 |
| 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\*\* |
| 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\* |
| 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.

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

Os efeitos marginais permitem interpretar a contribuição individual de cada variável nas chances de receber o tratamento (experiência). Desta forma, conforme a Tabela 3, as variáveis relacionadas às características do indivíduo como ser do sexo masculino para o ano de 2012 aumentam as chances em 1,59 vezes ou, de outra maneira, aumentam em 59% as chances do tratamento ser recebido dado o indivíduo possuir esta característica, sendo este o valor máximo dessa característica durante o período analisado. Enquanto que, as faixas de idade “16 a 18 anos” e “19 a 21 anos” demonstram reduzir as chances de receber tratamento devido ao sinal negativo, em até 10,11 e 2,77 vezes, respectivamente, para os anos de 2006 e 2009. Assim, quanto mais novo o indivíduo menor é a sua chance de ser um indivíduo de reemprego. Enquanto que, a característica 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 1,29 e 1,22 ambos para o ano de 2004, sugerindo acréscimos nas chances em 29% e 22% para os residentes destas regiões conseguir experiência. Por fim, ser chefe do domicilio aumenta as chances de receber o tratamento em até 3,86 vezes (aumenta em 286%), relativo ao ano de 2005.

Tabela 3 – Resultados dos efeitos marginais das estimações do modelo logit. 2003 a 2012.

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Variáveis/Ano | 2003 | 2004 | 2005 | 2006 | 2007 | 2008 | 2009 | 2010 | 2011 | 2012 |
|  | dy/dx | dy/dx | dy/dx | dy/dx | dy/dx | dy/dx | dy/dx | dy/dx | dy/dx | dy/dx |
| Homem | 1,38\* | 1,41\* | 1,16\*\* | 1,25\* | 1,29\* | 1,33\* | 1,41\* | 1,41\* | 1,22 | 1,59\* |
| Branco | 1,05 | 1,07 | -1,11 | -1,13 | 1,02 | -1,18 | 1,06 | 1,03 | -1,18 | -1,00 |
| Chefe | 3,04\* | 2,66\* | 3,86\* | 3,38\* | 3,38\* | 3,02\* | 2,44\* | 2,97\* | 1,75\* | 2,10\*\* |
| Idade: 16-18 anos | -10,01\* | -6,67\* | -7,49\* | -10,11\* | -9,18\* | -9,09\* | -9,72\* | -8,59\* | -8,73\* | -8,74\* |
| Idade: 19-21 anos | -2,66\* | -2,45\* | -2,15\* | -2,74\* | -2,33\* | -2,41\* | -2,77\* | -2,53\* | -2,21\* | -2,59\* |
| Estudo: < 1 ano | 1,54 | 2,20 | 1,32 | 3,85\*\* | 2,73 | 1,84 | 1,47 | 2,10 | 1,09 | 1,00 |
| Estudo: 1-3 anos | 2,21\* | 2,07\* | 2,26\* | 2,19\*\* | 1,77 | 1,98 | -1,26 | 1,48 | 1,90 | -1,88 |
| Estudo: 4-7 anos | 1,90\* | 2,05\* | 1,93\* | 2,29\* | 2,11\* | 1,74\* | 1,48\* | 1,72\* | 1,23 | 1,07 |
| Estudo: 8-10 anos | 1,07 | 1,03 | 1,14 | 1,13 | 1,24\* | -1,05 | 1,10 | 1,06 | -1,05 | 1,17 |
| Recife | -1,92\* | -1,80\* | -3,17\* | -3,23\* | -3,06\* | -4,92\* | -2,93\* | -3,03\* | -3,46\* | -2,14\* |
| Salvador | -1,68\* | -1,57\* | -2,70\* | -2,22\* | -2,36\* | -2,81\* | -2,11\* | -2,10\* | -4,08\* | -2,35\* |
| Belo Horizonte | -1,01 | 1,29\*\* | -1,57\* | -1,14 | -1,20 | -1,46\*\* | 1,16 | 1,26 | 1,01 | -1,32 |
| Rio de Janeiro | -1,27\*\* | -1,18 | -2,14\* | -1,76\* | -1,87\* | -2,48\* | -1,69\* | -1,62\* | -2,14\* | -2,46\* |
| São Paulo | 1,15 | 1,22\*\*\* | -1,34\*\* | 1,05 | -1,21 | -1,46\* | 1,14 | 1,11 | 0,84 | 1,05 |

Fonte: elaboração própria a partir dos dados da PME.

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

### 

### ***4.2 Estimação do Efeito Médio do Tratamento sobre as chances de ocupação***

Após o cálculo do escore de propensão, foi estimado o Efeito Médio do Tratamento (ATT) que representa a diferença entre os valores potenciais do atributo de interesse. O cálculo do Efeito Médio do Tratamento (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 entres 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.[[8]](#footnote-8)

A Tabela 4 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 significativo 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.

Tabela 4 – 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 1 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 1 – 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.

### 

### ***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 e Gangl, 2004).

A Tabela 8 foi elaborada com intuito de acoplar todos os resultados de sensibilidade para as estimações do modelo *Propensity Score Match.* 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, definindo Q\_+ como sendo a suposição da superestimação do efeito do tratamento e Q\_- como relacionado a suposição de subestimação do efeito do tratamento, e 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 5 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. Relativo a uma possível subestimação do modelo, é importante frisar que não houve, em momento algum, problemas relacionados a subestimação indicando que não há variáveis omitidas que fossem relevantes.

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

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | **2003** | | | | **2004** | | | | **2005** | | | | **2006** | | | | **2007** | | | |
| Gama | Q\_+ | Q\_- | P\_+ | P \_- | Q\_+ | Q\_- | P \_+ | P \_- | Q\_ + | Q\_ - | P \_+ | P \_- | Q\_+ | Q\_- | P \_+ | P \_- | Q\_+ | Q\_- | P\_+ | P \_- |
| 1 | 10,65 | 10,65 | 0,00\* | 0,00\* | 9,28 | 9,28 | 0,00\* | 0,00\* | 10,22 | 10,22 | 0,00\* | 0,00\* | 9,29 | 9,29 | 0,00\* | 0,00\* | 8,77 | 8,77 | 0,00\* | 0,00\* |
| 1,5 | 5,27 | 16,26 | 0,00\* | 0,00\* | 4,13 | 14,62 | 0,00\* | 0,00\* | 5,51 | 15,14 | 0,00\* | 0,00\* | 4,00 | 14,75 | 0,00\* | 0,00\* | 3,75 | 13,94 | 0,00\* | 0,00\* |
| 2 | 1,53 | 20,43 | 0,06\*\* | 0,00\* | 0,54 | 18,56 | 0,30 | 0,00\* | 2,25 | 18,81 | 0,01\* | 0,00\* | 0,29 | 18,77 | 0,38 | 0,00\* | 0,25 | 17,75 | 0,40 | 0,00\* |
| 2,5 | 1,27 | 23,80 | 0,10\*\*\* | 0,00\* | 2,17 | 21,72 | 0,02\*\* | 0,00\* | 0,16 | 21,78 | 0,43 | 0,00\* | 2,49 | 21,99 | 0,01\* | 0,00\* | 2,39 | 20,81 | 0,01\* | 0,00\* |
| 3 | 3,63 | 26,66 | 0,00\* | 0,00\* | 4,45 | 24,39 | 0,00\* | 0,00\* | 2,21 | 24,29 | 0,01\* | 0,00\* | 4,85 | 24,7 | 0,00\* | 0,00\* | 4,62 | 23,37 | 0,00\* | 0,00\* |
| 3,5 | 5,64 | 29,15 | 0,00\* | 0,00\* | 6,40 | 26,71 | 0,00\* | 0,00\* | 3,95 | 26,49 | 0,00\* | 0,00\* | 6,86 | 27,06 | 0,00\* | 0,00\* | 6,52 | 25,60 | 0,00\* | 0,00\* |
| 4 | 7,41 | 31,37 | 0,00\* | 0,00\* | 8,11 | 28,77 | 0,00\* | 0,00\* | 5,47 | 28,46 | 0,00\* | 0,00\* | 8,62 | 29,15 | 0,00\* | 0,00\* | 8,19 | 27,58 | 0,00\* | 0,00\* |
| 4,5 | 8,98 | 33,39 | 0,00\* | 0,00\* | 9,64 | 30,63 | 0,00\* | 0,00\* | 6,82 | 30,24 | 0,00\* | 0,00\* | 10,19 | 31,04 | 0,00\* | 0,00\* | 9,68 | 29,36 | 0,00\* | 0,00\* |
| 5 | 10,41 | 35,24 | 0,00\* | 0,00\* | 11,03 | 32,33 | 0,00\* | 0,00\* | 8,05 | 31,88 | 0,00\* | 0,00\* | 11,62 | 32,77 | 0,00\* | 0,00\* | 11,04 | 31,00 | 0,00\* | 0,00\* |
| 5,5 | 11,73 | 36,96 | 0,00\* | 0,00\* | 12,31 | 33,91 | 0,00\* | 0,00\* | 9,18 | 33,40 | 0,00\* | 0,00\* | 12,93 | 34,37 | 0,00\* | 0,00\* | 12,29 | 32,50 | 0,00\* | 0,00\* |
| 6 | 12,95 | 38,56 | 0,00\* | 0,00\* | 13,49 | 35,38 | 0,00\* | 0,00\* | 10,22 | 34,82 | 0,00\* | 0,00\* | 14,15 | 35,86 | 0,00\* | 0,00\* | 13,44 | 33,90 | 0,00\* | 0,00\* |
| 6,5 | 14,09 | 40,07 | 0,00\* | 0,00\* | 14,60 | 36,75 | 0,00\* | 0,00\* | 11,19 | 36,16 | 0,00\* | 0,00\* | 15,29 | 37,26 | 0,00\* | 0,00\* | 14,52 | 35,21 | 0,00\* | 0,00\* |
| 7 | 15,16 | 41,50 | 0,00\* | 0,00\* | 15,65 | 38,05 | 0,00\* | 0,00\* | 12,11 | 37,43 | 0,00\* | 0,00\* | 16,36 | 38,58 | 0,00\* | 0,00\* | 15,54 | 36,45 | 0,00\* | 0,00\* |
| 7,5 | 16,18 | 42,86 | 0,00\* | 0,00\* | 16,64 | 39,28 | 0,00\* | 0,00\* | 12,98 | 38,63 | 0,00\* | 0,00\* | 17,37 | 39,83 | 0,00\* | 0,00\* | 16,50 | 37,62 | 0,00\* | 0,00\* |
| 8 | 17,14 | 44,15 | 0,00\* | 0,00\* | 17,58 | 40,45 | 0,00\* | 0,00\* | 13,80 | 39,78 | 0,00\* | 0,00\* | 18,33 | 41,02 | 0,00\* | 0,00\* | 17,42 | 38,73 | 0,00\* | 0,00\* |
| 8,5 | 18,06 | 45,39 | 0,00\* | 0,00\* | 18,47 | 41,57 | 0,00\* | 0,00\* | 14,58 | 40,88 | 0,00\* | 0,00\* | 19,25 | 42,15 | 0,00\* | 0,00\* | 18,29 | 39,80 | 0,00\* | 0,00\* |
| 9 | 18,95 | 46,58 | 0,00\* | 0,00\* | 19,33 | 42,64 | 0,00\* | 0,00\* | 15,33 | 41,94 | 0,00\* | 0,00\* | 20,13 | 43,24 | 0,00\* | 0,00\* | 19,13 | 40,81 | 0,00\* | 0,00\* |
|  | **2008** | | | | **2009** | | | | **2010** | | | | **2011** | | | | **2012** | | | |
| Gama | Q\_+ | Q\_- | P \_+ | P \_- | Q\_ + | Q\_ - | P \_+ | P \_- | Q\_+ | Q\_- | P\_+ | P \_- | Q\_+ | Q\_- | P \_+ | P \_- | Q\_ + | Q\_ - | P \_+ | P \_- |
| 1 | 8,30 | 8,30 | 0,00\* | 0,00\* | 8,15 | 8,15 | 0,00\* | 0,00\* | 8,07 | 8,07 | 0,00\* | 0,00\* | 6,12 | 6,12 | 0,00\* | 0,00\* | 4,69 | 4,69 | 0,00\* | 0,00\* |
| 1,5 | 3,77 | 12,96 | 0,00\* | 0,00\* | 3,74 | 12,70 | 0,00\* | 0,00\* | 3,75 | 12,52 | 0,00\* | 0,00\* | 2,05 | 10,29 | 0,02\*\* | 0,00\* | 1,25 | 8,21 | 0,11 | 0,00\* |
| 2 | 0,60 | 16,39 | 0,27 | 0,00\* | 0,66 | 16,05 | 0,26 | 0,00\* | 0,72 | 15,79 | 0,23 | 0,00\* | 0,71 | 13,33 | 0,24 | 0,00\* | 1,06 | 10,77 | 0,14 | 0,00\* |
| 2,5 | 1,75 | 19,12 | 0,04\*\* | 0,00\* | 1,63 | 18,73 | 0,05\*\* | 0,00\* | 1,52 | 18,39 | 0,06\*\*\* | 0,00\* | 2,94 | 15,75 | 0,00\* | 0,00\* | 2,95 | 12,80 | 0,00\* | 0,00\* |
| 3 | 3,76 | 21,42 | 0,00\* | 0,00\* | 3,58 | 20,98 | 0,00\* | 0,00\* | 3,44 | 20,57 | 0,00\* | 0,00\* | 4,76 | 17,77 | 0,00\* | 0,00\* | 4,51 | 14,50 | 0,00\* | 0,00\* |
| 3,5 | 5,47 | 23,41 | 0,00\* | 0,00\* | 5,25 | 22,93 | 0,00\* | 0,00\* | 5,07 | 22,46 | 0,00\* | 0,00\* | 6,33 | 19,52 | 0,00\* | 0,00\* | 5,84 | 15,96 | 0,00\* | 0,00\* |
| 4 | 6,97 | 25,16 | 0,00\* | 0,00\* | 6,71 | 24,66 | 0,00\* | 0,00\* | 6,50 | 24,13 | 0,00\* | 0,00\* | 7,70 | 21,06 | 0,00\* | 0,00\* | 7,01 | 17,25 | 0,00\* | 0,00\* |
| 4,5 | 8,31 | 26,75 | 0,00\* | 0,00\* | 8,01 | 26,21 | 0,00\* | 0,00\* | 7,77 | 25,64 | 0,00\* | 0,00\* | 8,93 | 22,44 | 0,00\* | 0,00\* | 8,05 | 18,40 | 0,00\* | 0,00\* |
| 5 | 9,52 | 28,19 | 0,00\* | 0,00\* | 9,19 | 27,63 | 0,00\* | 0,00\* | 8,92 | 27,00 | 0,00\* | 0,00\* | 10,04 | 23,70 | 0,00\* | 0,00\* | 9,00 | 19,45 | 0,00\* | 0,00\* |
| 5,5 | 10,63 | 29,52 | 0,00\* | 0,00\* | 10,28 | 28,94 | 0,00\* | 0,00\* | 9,98 | 28,26 | 0,00\* | 0,00\* | 11,06 | 24,85 | 0,00\* | 0,00\* | 9,87 | 20,41 | 0,00\* | 0,00\* |
| 6 | 11,66 | 30,75 | 0,00\* | 0,00\* | 11,28 | 30,15 | 0,00\* | 0,00\* | 10,96 | 29,43 | 0,00\* | 0,00\* | 12,01 | 25,92 | 0,00\* | 0,00\* | 10,68 | 21,30 | 0,00\* | 0,00\* |
| 6,5 | 12,63 | 31,90 | 0,00\* | 0,00\* | 12,22 | 31,29 | 0,00\* | 0,00\* | 11,87 | 30,52 | 0,00\* | 0,00\* | 12,90 | 26,91 | 0,00\* | 0,00\* | 11,44 | 22,12 | 0,00\* | 0,00\* |
| 7 | 13,53 | 32,98 | 0,00\* | 0,00\* | 13,11 | 32,36 | 0,00\* | 0,00\* | 12,73 | 31,55 | 0,00\* | 0,00\* | 13,73 | 27,85 | 0,00\* | 0,00\* | 12,15 | 22,90 | 0,00\* | 0,00\* |
| 7,5 | 14,39 | 33,99 | 0,00\* | 0,00\* | 13,94 | 33,37 | 0,00\* | 0,00\* | 13,54 | 32,51 | 0,00\* | 0,00\* | 14,52 | 28,73 | 0,00\* | 0,00\* | 12,82 | 23,63 | 0,00\* | 0,00\* |
| 8 | 15,20 | 34,96 | 0,00\* | 0,00\* | 14,73 | 34,32 | 0,00\* | 0,00\* | 14,30 | 33,43 | 0,00\* | 0,00\* | 15,27 | 29,56 | 0,00\* | 0,00\* | 13,46 | 24,31 | 0,00\* | 0,00\* |
| 8,5 | 15,98 | 35,88 | 0,00\* | 0,00\* | 15,49 | 35,24 | 0,00\* | 0,00\* | 15,03 | 34,30 | 0,00\* | 0,00\* | 15,98 | 30,35 | 0,00\* | 0,00\* | 14,07 | 24,97 | 0,00\* | 0,00\* |
| 9 | 16,72 | 36,76 | 0,00\* | 0,00\* | 16,21 | 36,11 | 0,00\* | 0,00\* | 15,73 | 35,14 | 0,00\* | 0,00\* | 16,67 | 31,11 | 0,00\* | 0,00\* | 14,65 | 25,59 | 0,00\* | 0,00\* |

Fonte: elaboração própria a partir dos dados da PME.

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

## **5 Considerações Finais**

Este artigo 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) demonstrou ser uma importante ferramenta para avaliar o impacto da experiência sobre os níveis de ocupação durante o período analisado. Dessa maneira, obtiveram-se resultados robustos e consistentes.

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) As probabilidades de os trabalhadores homens e negros conseguirem um emprego são maiores do que a dos trabalhadores do sexo feminino e da raça branca.

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, eleva 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 desestabilidade econômica a absorção de mão de obra têm sido seletiva a favor dos trabalhadores mais experientes, enquanto que em períodos de crise as empresas prefiram a contratação de trabalhadores sem experiência com a possível justificativa de menores salários.

Por fim, considerando a experiência ocupacional 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 que ainda não tiveram a chance de conseguir um emprego a chance de 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.

# REFERÊNCIAS

ANGRIST, J.; PISCHKE, J.-S. **Mostly harmless econometrics**: an empiricist’s companion. Princeton: Princeton University Press, 2008.

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.

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 Journa**l, Vol. 2, No. 4. 2002.

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

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

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., editors, **Emprego, Trabalho e Políticas Públicas**. Instituto de Desenvolvimento do Trabalho, Banco do Nordeste do Brasil, Fortaleza. 2009.

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

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., editors, **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.

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.

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.

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.; 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.

KHANDKER, S. R.; KOOLWAL, G. B.; SAMAD, H. A. **Handbook on Impact Evaluation**: Quantitative Methods and Practices. The International Bank for Reconstruction and Development/The World Bank. 2010.

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.

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

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

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. *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

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**. IX Encontro Nacional de Economia Política, Uberlândia, MG. 2004

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.

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

SMITH, A. **A Riqueza das Nações.** Martins Fontes, 1a ed. 1392p. 2003.

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.

1. Mestrando em Economia Aplicada pela Universidade Federal da Paraíba (UFPB). Graduado em Economia pela Universidade Federal do Ceará (UFC). Endereço: Campus 1. Jardim Cidade Universitária. CEP - 58.051-900. João Pessoa – PB. Fone: (071) 9272-7422. E-mail: [ricarteufc@gmail.com](mailto:ricarteufc@gmail.com) [↑](#footnote-ref-1)
2. Professor do Departamento de Economia da Universidade Federal da Paraíba (UFPB). Pós-Doutorado pela University of Cambridge/UK. Doutor em Economia pelo PIMES/UFPE. Endereço: Universidade Federal da Paraíba. Campus 1. Jardim Cidade Universitária. CEP - 58.051-900. João Pessoa – PB. Fone: (083) 3216-7453. E-mail: [pauloaguiardomonte@gmail.com](mailto:pauloaguiardomonte@gmail.com) [↑](#footnote-ref-2)
3. 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. [↑](#footnote-ref-3)
4. Seus resultados conseguem isolar o verdadeiro impacto do programa. [↑](#footnote-ref-4)
5. Ver Becker e Ichino (2002), Angrist e Pischke (2008), Khandker, Koolwal e Samad (2010). [↑](#footnote-ref-5)
6. 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). [↑](#footnote-ref-6)
7. Esta metodologia é necessária porque a PME não obtém a informação do trabalhador ocupado acerca de sua experiência ocupacional anterior. [↑](#footnote-ref-7)
8. 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. Assim, devido o objetivo deste artigo ser averiguar o Efeito Médio do Tratamento e, não inferir quantos indivíduos poderiam receber o tratamento. [↑](#footnote-ref-8)