

UNIVERSIDADE FEDERAL DE ALFENAS

WANESSA GABRIELLE TOLEDO MARTINS

OS BENEFICIÁRIOS DO PROGRAMA BOLSA FAMÍLIA TRABALHAM MENOS?

Uma análise utilizando pareamento por escore de propensão

Alfenas/MG

2018

WANESSA GABRIELLE TOLEDO MARTINS

OS BENEFICIÁRIOS DO PROGRAMA BOLSA FAMÍLIA TRABALHAM MENOS?

Uma análise utilizando pareamento por escore de propensão

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Estatística Aplicada e Biometria, área de concentração em Estatística Aplicada e Biometria da Universidade Federal de Alfenas, MG, como parte dos requisitos para a obtenção do título de Mestre. Linha de Pesquisa: Modelagem Estatística e Estatística computacional.

Orientadora: Prof. Dra. Patrícia de Siqueira Ramos.

Coorientador: Dr. Lincoln Frias

Alfenas/MG

2018

Dados Internacionais de Catalogação-na-Publicação (CIP)
Sistema de Bibliotecas da Universidade Federal de Alfenas
Biblioteca Central - Sede

Martins, Wanessa Gabrielle Toledo.

Os Beneficiários do programa Bolsa Família trabalham menos? Uma análise utilizando pareamento por escore de propensão / Wanessa Gabrielle Toledo Martins. -- Alfenas/MG, 2018.

73 f.: il. --

Orientadora: Patrícia de Siqueira Ramos.

Dissertação (Mestrado em Estatística Aplicada e Biometria) -
Universidade Federal de Alfenas, 2017.

Bibliografia.

1. Avaliação -- Impacto. 2. Análise por Pareamento. 3. Políticas Pública.
I. Ramos, Patrícia de Siqueira. II. Título.

CDD-519.5



MINISTÉRIO DA EDUCAÇÃO
Universidade Federal de Alfenas / UNIFAL-MG
Programa de Pós-graduação em Estatística Aplicada e Biometria

Rua Gabriel Monteiro da Silva, 700. Alfenas - MG CEP 37130-000
Fone: (35) 3299-1392 (Secretaria) (35) 3299-1121 (Coordenação)
<https://www.unifal-mg.edu.br/ppgeab/>



WANESSA GABRIELLE TOLEDO MARTINS

**“OS BENEFICIÁRIOS DO PROGRAMA BOLSA FAMÍLIA TRABALHAM MENOS?
uma análise utilizando pareamento por escore de propensão”**

A Banca Examinadora, abaixo assinada, aprova a
Dissertação apresentada como parte dos requisitos para
a obtenção do título de Mestre em Estatística Aplicada
e Biometria pela Universidade Federal de Alfenas.
Área de Concentração: Estatística Aplicada e
Biometria

Aprovado em: 20 de fevereiro de 2018.

Profª. Dra. Patrícia de Siqueira Ramos

Instituição: UNIFAL-MG

Assinatura: Patrícia Ramos

Prof. Dr. Luiz Alberto Beijo

Instituição: UNIFAL-MG

Assinatura: Luiz Beijo

Prof. Dr. Leandro Ferreira

Instituição: UNIFAL-MG

Assinatura: Leandro Ferreira

Dedico aos meus pais, Joaquim e
Mariza e irmãs Mariella e Gisella.

AGRADECIMENTOS

Em primeiro lugar, agradeço à Deus pela sabedoria que me permitiu realizar este trabalho e por iluminar, guiar e me dar forças para conquistar todos os meus objetivos.

À minha orientadora Patrícia e coorientador Lincoln, pelo incentivo, aprendizagem e dedicação. Também, por toda disponibilidade e apoio durante todo o mestrado, e principalmente pela paciência e compreensão diante das minhas dificuldades pessoais.

À minha família, especialmente aos meus pais, Joaquim e Mariza, pela carinho, dedicação e por sempre apoiarem as minhas decisões.

Às minhas irmãs, Mariella e Gisella, por sempre estarem ao meu lado me aconselhando e pelos momentos de descontração.

Aos professores e servidores do Programa de Pós-Graduação em Estatística Aplicada e Biometria, pela aprendizagem e todo momento de convivência.

Aos meus colegas do IBGE, em especial Priscila, Renan, Samira, Rosi e Luiz, por toda compreensão e apoio.

Aos amigos, pelos ótimos momentos de descontração e incentivos, especialmente Cássia, Larissa, Gisele, Thaís, Luiz, Victor e Isabella.

À todas as pessoas que fizeram parte dessa jornada e que contribuíram para a concretização desse trabalho.

RESUMO

É comum ouvir críticas afirmando que o Programa Bolsa Família desestimula as pessoas a trabalharem. Para verificar se esta afirmativa é verdadeira, não basta comparar a taxa de atividade entre beneficiários e não beneficiários, pois eles são diferentes em outros aspectos que podem também diminuir a taxa de atividade. É necessário que seja utilizado um método que considera essa informação. Portanto, o objetivo deste trabalho é avaliar o impacto do Programa Bolsa Família na participação dos beneficiários no mercado de trabalho, utilizando estimação por regressão, blocos e pareamento por escore de propensão. Esse impacto é medido por meio do efeito médio do tratamento (EMT). Os dados analisados foram provenientes da Avaliação de Impacto do Programa Bolsa Família (AIPBF) de 2005, realizada pelo Centro de Desenvolvimento e Planejamento Regional (Cedeplar) da Faculdade de Ciências Econômicas da Universidade Federal de Minas Gerais, em que foram entrevistados 15.426 domicílios, em 269 municípios de 24 unidades federativas, em relação a gastos com alimentação, antropometria, vestuário, frequência escolar, saúde, trabalho e benefícios sociais recebidos (não apenas o PBF). Utilizou-se a abordagem dos resultados potenciais que envolve a estimação do escore de propensão, definido como a probabilidade de um indivíduo receber o tratamento, condicional a um vetor de covariáveis (confundidoras). Para o cálculo do escore de propensão estimado foram utilizados modelos de regressão logística. Após selecionar as covariáveis, reduzir a amostra e dividi-la em estratos, foram aplicados três métodos de estimação do EMT: mínimos quadrados, blocos e pareamento por escore de propensão. A partir da análise efetuada, observou-se que as pessoas que recebem o benefício não tendem a trabalhar menos, sendo que o efeito obtido pelos métodos considerados superiores (blocos e pareamento) foi considerado não significativo pelo primeiro e muito pequeno pelo segundo.

Palavras-chave: Avaliação de Impacto. Pareamento. Políticas Públicas.

ABSTRACT

It is typical to hear criticism stating that the Bolsa Família program discourages people from working. To verify if this is true, it is not enough to compare the activity rate among beneficiaries and non-beneficiaries, since they are different in other aspects that may also decrease the activity rate. It's necessary a method that consider this information to be used. Therefore, the aim of this final paper is to evaluate the impact of the Bolsa Família Program on the participation of beneficiaries in the labor market, using regression analysis, blocks and propensity score matching. This impact is measured by the ATE (Average Treatment Effect). Data analyzed came from the 2005 Impact Evaluation of the Bolsa Família Program (AIPBF), carried out by the Center for Regional Development and Planning (Cedeplar) from the Department of Economics of the Federal University of Minas Gerais, through which 15,426 households were interviewed (from 10/24/2005 to 12/5/2005), in 269 municipalities from 24 states, regarding expenditures on food, anthropometry, clothing, school attendance, healthcare, labor and social benefits received (not only the PBF). It was used potential results approach, which involves the estimation of the propensity score, defined as the probability of an individual to receive treatment, conditional on \mathbf{X} , the vector of confounding variables. In order to calculate the propensity score matching $[\hat{e}(\mathbf{x})]$, logistic regression analysis was used. After selecting covariates, reducing the sample and dividing it into strata, three methods of ATE estimation were applied: ordinary least squares, blocks and propensity score matching. From the analysis, the people who receive the benefit do not tend to work less, since the effect obtained by the methods considered superiors (blocks and matching) was not significant. In order words, the analysis indicated that the Bolsa Família Program does not make people work less.

Key words: Impact Assessment. Matching. Public Policy.

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Um exemplo hipotético de avaliação de efeito de tratamento do ensino superior em relação aos salários.	18
Tabela 2 – Efeitos do tratamento	18
Tabela 3 – Distribuição de três caracteres (A,B e C) em três amostras(X, Y e Z).	39
Tabela 4 – Número de domicílios e pessoas na amostra de domicílios por grupo.	41
Tabela 5 – Variáveis selecionadas	41
Tabela 6 – Número de indivíduos na amostra por grupo.	48
Tabela 7 – Resumo estatístico das covariáveis qualitativas utilizadas (valores em porcentagem.)	49
Tabela 8 – Número de indivíduos em relação à escolaridade.	50
Tabela 9 – Número de indivíduos maiores de 18 anos. em relação à escolaridade.	51
Tabela 10 – Resumo estatístico das covariáveis quantitativas utilizadas e da variável resposta horas trabalhadas (Y).	52
Tabela 11 – Resumo estatístico da variável resposta.	56
Tabela 12 – Resumo estatístico das covariáveis observadas.	57
Tabela 13 – Covariáveis selecionadas utilizando o teste da razão de verossimilhança.	57
Tabela 14 – Resultados obtidos dos valores do escore de propensão, $\hat{e}(x)$, para os grupos tratamento e controle, após estratificação e corte da amostra.	58
Tabela 15 – Valores das estimativas EMT obtidas pelos métodos: MQO, blocos e pareamento	59
Tabela 16 – Variáveis da pesquisa Avaliação de Impacto do Programa Bolsa Família (AIPBF)	64

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Fluxograma da metodologia utilizada no trabalho. . . .	47
Figura 2 – Escolaridade em relação aos grupos.	51
Figura 3 – Boxplot da idade em relação aos grupos.	53
Figura 4 – Gráfico sobreposto da idade em relação aos grupos. . . .	53
Figura 5 – Distribuição da renda em relação aos grupos.	54
Figura 6 – Distribuição da renda em relação aos grupos (menores do que R\$5.000,00 e R\$1.000,00)	55
Figura 7 – Número de horas trabalhadas em relação aos grupos.	56

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	11
2	REVISÃO DE LITERATURA	13
2.1	AVALIAÇÃO DE POLÍTICAS PÚBLICAS	13
2.1.1	Avaliação de impacto	13
2.2	PAREAMENTO	19
2.2.1	Pareamento simples	22
2.2.2	Pareamento por escore de propensão	23
2.3	APLICAÇÕES DA AVALIAÇÃO DE IMPACTO DE PROGRAMAS SOCIAIS	25
2.4	REGRESSÃO LOGÍSTICA	31
2.5	MÉTODO DOS MÍNIMOS QUADRADOS	35
2.6	MEDIDAS DE AJUSTE E ASSOCIAÇÃO	37
2.6.1	Teste qui-quadrado	37
3	MATERIAIS E MÉTODOS	40
3.1	DADOS	40
3.2	ANÁLISE DOS DADOS	42
3.2.1	Etapa 1: Estimação do escore de propensão	42
3.2.1.1	Fase de delineamento	43
3.2.2	Etapa 2: pareamento	45
3.2.3	Etapa 3: fase de análise	45
4	RESULTADOS	48
5	CONSIDERAÇÕES FINAIS	60
	REFERÊNCIAS	61
	APÊNDICES	64

1 INTRODUÇÃO

O Programa Bolsa Família (PBF) desestimula as pessoas a trabalharem? Há grande interesse em avaliar se as políticas sociais atingem seus objetivos, sendo este o foco da avaliação de programas sociais.

Os programas são instrumentos de operacionalização das políticas públicas, são “intervenções públicas desenhadas para mitigar a problemática social ou para promover um objetivo societário comum” (JANNUZZI, 2016). Existe um grande número de programas sociais voltados para distintas áreas e, para compreender se esses programas estão alcançando seus objetivos, tanto quanto ao nível e à natureza do impacto, são utilizados métodos de avaliação.

O PBF se consolidou como um dos mais importantes instrumentos da política social brasileira, buscando, por meio da transferência de renda, a redução da pobreza de forma imediata. Além disso, pela condicionalidade imposta, o programa visa reduzir a evasão escolar, melhorar a saúde e o acesso a assistência social. Com isso, auxilia as famílias em seu desenvolvimento no curto e longo prazo, com o objetivo de reduzir a desigualdade social. Para verificar se a intervenção imposta pela política pública está causando os resultados esperados, realiza-se uma avaliação quantitativa do programa.

As avaliações de impacto analisam se o resultado encontrado ocorreu, de fato, devido à intervenção do programa, e não a outros fatores (KHANDKER; KOOLWAL; SAMAD, 2009). Existem várias técnicas de avaliação de programas sociais, normalmente envolvendo algum tipo de análise de regressão (diferenças em diferenças, variáveis instrumentais, regressão descontínua etc.). O pareamento por escore de propensão, método adotado neste trabalho, é uma dentre essas técnicas, sendo muito utilizada nessa área (Imbens e Rubin (2015), Wong (2016)).

Para avaliar se uma política pública causou determinado benefício é preciso que variáveis confundidoras sejam controladas e, para isso seria necessário: criar pelo menos um grupo tratamento e um grupo controle; distribuir aleatoriamente os indivíduos entre os dois grupos para evitar o viés de seleção. Contudo, no caso das políticas públicas, na maior parte das vezes, é impossível ou antiético realizar experimentos. Por isso, nesses casos é mais comum realizar estudos observacionais (quando não é possível controlar quem receberá o tratamento).

Para responder à questão se o PBF desestimula as pessoas a trabalharem, não basta comparar a taxa de atividade entre beneficiários e não beneficiários, pois eles são diferentes em outros aspectos que podem também diminuir a taxa de atividade (escolaridade, cor, sexo,

região etc.). Logo, por ser uma situação observacional não seria possível saber se a diferença na taxa de atividade foi causada pelo PBF ou por alguma dessas outras características que são as variáveis confundidoras.

Portanto, o objetivo deste trabalho é avaliar o impacto do Programa Bolsa Família na participação dos beneficiários no mercado de trabalho, utilizando estimação por regressão, blocos e pareamento por escore de propensão.

2 REVISÃO DE LITERATURA

O objetivo desta seção, será apresentar as técnicas de estimação de efeito de tratamento em avaliações impacto para políticas públicas e seus métodos de avaliação, sendo eles, o pareamento simples e o pareamento por escore de propensão.

2.1 AVALIAÇÃO DE POLÍTICAS PÚBLICAS

Os programas públicos são instrumentos de operacionalização das políticas públicas, um sistema complexo, operado por arranjos federativos, englobando diversos processos de trabalho e atividades, para que os recursos orçamentários alocados produzam resultados para os públicos-alvos definidos, gerando impactos na sociedade (JANNUZZI, 2016). Com isso, ocorre a necessidade de conhecer melhor a configuração desses programas, com a sua complexidade e verificar se, na realidade, eles estão alcançando os objetivos esperados, justificando a necessidade de avaliação.

O PBF é uma política social cujo núcleo é o programa de transferência de renda, criado em 2003, com a fusão de quatro programas anteriores, e é uma consequência da trajetória das políticas de proteção social seguida pelo Brasil nos últimos 40 anos, principalmente depois da Constituição Federal de 1988 (SOARES; SÁTYRO, 2009). Os objetivos explícitos do programa são a redução da pobreza, a eliminação da fome e a melhoria da saúde e da escolaridade das crianças das famílias beneficiárias. No entanto, há a preocupação de que a ajuda financeira possa desestimular a procura por trabalho, o chamado “efeito preguiça” (PRÓSPERI, 2015).

2.1.1 Avaliação de impacto

O principal objetivo das avaliações de impacto é verificar se o programa social está produzindo os benefícios que foram esperados, e verificar se os recursos estão sendo aplicados da melhor forma, pois é investida uma grande quantidade de recursos por parte da sociedade nesses programas (FOGUEL, 2012). As avaliações nos ajudam a verificar também se a mudança que ocorreu na população investigada foi realmente, devido à intervenção proposta pelo programa.

Segundo FOGUEL (2012), impacto é definido como a diferença entre a situação dos participantes do projeto, após terem participado, e caso eles não tivessem acesso a ele. Assim, definem-se duas situações: a primeira, a real, o participante após ter participado do projeto e a segunda, a hipotética, a situação em que estaria, caso não tivesse participado do projeto.

Para medir e avaliar o impacto dos programas sociais são utilizados alguns métodos, que são divididos em duas categorias: os experimentais e os não experimentais (observacionais). Os métodos experimentais são baseados na seleção aleatória dos indivíduos que farão parte do programa (atribuição aleatória do tratamento), criando assim o grupo de tratados, e o grupo que não passará por intervenção, denominado como grupo controle (BARROS; LIMA, 2012). O método experimental faz com que os grupos apresentem características semelhantes, assim este método faz com que a única diferença entre os grupos seja a participação do indivíduo no programa. Este método é denominado como padrão-ouro das avaliações.

Os métodos observacionais não se baseiam na seleção aleatória dos grupos, com isso, não é assegurado que a única diferença entre os grupos seja a participação no programa. E para ocorrer a avaliação de impacto são utilizadas algumas condições e hipóteses que buscam tornar o grupo controle semelhante ao grupo de tratados (BARROS; LIMA, 2012). O método a escolher depende em grande escala do programa público que será avaliado, dos arranjos institucionais existentes, dos custos envolvidos, além da disponibilidade dos dados (FOGUEL, 2012).

Porém, no caso das políticas sociais, o método experimental, na maior parte dos casos, é injusto ou mesmo impossível. Por exemplo, seria inaceitável decidir por meio de um sorteio quem vai receber o benefício do Bolsa Família ou vai conseguir uma vaga numa universidade pública. E seria impossível atribuir de maneira aleatória a cor da pele ou o sexo, por exemplo.

Por isso, resta à avaliação de políticas sociais utilizar métodos observacionais. Um dos problemas para a avaliação dos programas sociais é encontrar um grupo de controle, semelhante o suficiente ao grupo de tratados, para que sirva como seu contrafactual, pois não é possível o indivíduo estar nas duas condições, a de passar por intervenção e a de não passar ao mesmo tempo (BARROS; LIMA, 2012). Para encontrar estes grupos contrafactuals, são utilizados procedimentos e hipóteses, com a finalidade de minimizar o viés de seleção. Esse viés se refere ao fato de que os indivíduos do grupo controle são sistematicamente diferentes do grupo de tratados, isto é, os indivíduos com determinadas características têm maiores chances de receber o tratamento. O objetivo da avaliação de impacto é separar o efeito do programa de variáveis que não foram observadas e reduzir esse viés (FOGUEL, 2012). No caso de programas como o

PBF, o viés pode ser denominado de autosseleção, pois o próprio indivíduo decide se quer passar por aquela intervenção ou não (desde que satisfaça os critérios de elegibilidade da política).

O objetivo da avaliação de impacto é verificar se determinado programa causou algum efeito sobre o que está sendo investigado na variável de resultado potencial Y , que neste trabalho, será o número de horas trabalhadas).

Formalizando, para identificar e estimar o efeito de um tratamento (no caso, o impacto de um programa social) será apresentada a notação a ser utilizada.

Seja T_i a variável aleatória de identificação de tratamento, de natureza binária, para qualquer indivíduo i , em que 1 (um) representa a exposição ao tratamento (ou a participação no programa) e 0 (zero) representa a não exposição (ou não participação no programa).

Seja Y_{i1} o resultado obtido quando o indivíduo i é exposto ao tratamento e Y_{i0} no caso contrário. Apenas um desses resultados pode ser observado para cada indivíduo i , pois um mesmo indivíduo não pode, ao mesmo tempo, receber e não receber o tratamento (WONG, 2016). Esses valores de resultados potenciais apresentam grande importância, representando a decisão dos indivíduos de participarem ou não do programa, que correlacionados com outros fatores, determinam Y (FOGUEL, 2012). De acordo com Dehejia e Wahba (1999), o resultado observado para o indivíduo i é dado por

$$Y_i = T_i Y_{i1} + (1 - T_i) Y_{i0}. \quad (2.1)$$

De acordo com a equação (2.1), a equação dos resultados potenciais, se o indivíduo foi tratado, $T_i = 1$ e configura-se a situação de tratado. Se o indivíduo não foi exposto ao tratamento, $T_i = 0$ e configura-se a situação de não tratado ou controle. Assim, para cada indivíduo i , associa-se um par de resultados potenciais (Y_{i1}, Y_{i0}) , em que se verificam duas situações distintas, ser ou não exposto ao tratamento. A diferença encontrada entre essas situações será o efeito do tratamento para o indivíduo i , dado por τ_i :

$$\tau_i = Y_{i1} - Y_{i0}.$$

A avaliação de impacto, como apresentado por FOGUEL (2012), envolve o raciocínio sobre as relações entre as médias da variável resultado para quatro grupos de indivíduos (trata-

dos e não tratados) dos quais apenas dois grupos realmente são observados:

$$\begin{aligned}
 E[Y_{i1}|T_i = 1] &: && \text{média dos tratados,} \\
 E[Y_{i0}|T_i = 1] &: && \text{média dos tratados caso não tivessem sido tratados,} \\
 E[Y_{i1}|T_i = 0] &: && \text{média dos não tratados caso tivessem sido tratados,} \\
 E[Y_{i0}|T_i = 0] &: && \text{média dos não tratados.}
 \end{aligned}$$

Dessas médias populacionais, as únicas que podem ser calculadas diretamente são a primeira e a última, as outras médias são contrafactuais.

Considerando-se um estudo experimental, em que a atribuição do tratamento é aleatorizada, o efeito médio do tratamento seria dado por $\tau = E[Y_{i1}] - E[Y_{i0}]$. Porém, em um estudo observacional, conforme Dehejia e Wahba (1999), o efeito do tratamento que se deseja estimar é o Efeito Médio do Tratamento para os Tratados (*EMTT*):

$$EMTT = E[Y_{i1}|T_i = 1] - E[Y_{i0}|T_i = 1]. \quad (2.2)$$

A equação (2.2) mostra a diferença entre a média da variável de resultado para os tratados na situação de tratados e a média da variável resultado para esses mesmos indivíduos na situação de não terem passado pela intervenção. Ela mostra o impacto médio para a parcela da população que foi efetivamente tratada.

Porém, como $E[Y_{i0}|T_i = 1]$ não pode ser obtida diretamente, é comum calcular o EMTT com os valores disponíveis (FOGUEL, 2012), resultando em

$$EMTT' = E[Y_{i1}|T_i = 1] - E[Y_{i0}|T_i = 0]. \quad (2.3)$$

Porém, o grupo de não tratados, $E[Y_{i0}|T_i = 0]$, não é um bom contrafactual e, para ilustrar a situação, adiciona-se e subtrai-se $E[Y_{i0}|T_i = 1]$ de $EMTT'$ da equação (2.3), levando a:

$$\begin{aligned}
EMTT' &= \{E[Y_{i1}|T_i = 1] - E[Y_{i0}|T_i = 0]\} - \{E[Y_{i0}|T_i = 1] - E[Y_{i0}|T_i = 1]\} \\
&= \{E[Y_{i1}|T_i = 1] - E[Y_{i0}|T_i = 1]\} + \{E[Y_{i0}|T_i = 1] - E[Y_{i0}|T_i = 0]\} \\
&= EMTT + V.
\end{aligned}$$

Percebe-se que a diferença $EMTT'$ calculada não corresponde à $EMTT$, devido ao termo V , o viés de autoseleção. Para zerar o termo V seria necessário que a média observada para os não tratados, $E[Y_{i0}|T_i = 0]$, fosse igual a $E[Y_{i0}|T_i = 1]$, a média do contrafactual. Porém, como $E[Y_{i0}|T_i = 0]$ não pode ser observável, não é possível saber o quanto o viés é alto ou baixo (FOGUEL, 2012).

Outra forma de avaliação de impacto é por meio do Efeito Médio do Tratamento sobre os Controles ($EMTC$), dado por:

$$EMTC = E[Y_{i1}|T_i = 0] - E[Y_{i0}|T_i = 0]. \quad (2.4)$$

Neste caso, avalia-se o efeito médio de tratamento sobre os não tratados, calculando-se a diferença entre a média dos indivíduos na situação de não tratados caso tivessem passados pela intervenção (contrafactual) e a média dos indivíduos na situação de não tratados.

Como já mencionado, se os dados fossem resultantes de um estudo experimental, o Efeito Médio do Tratamento (EMT) seria estimado apenas pela diferença entre as médias dos tratados e não tratados por meio de:

$$EMT = E[Y_{i1}] - E[Y_{i0}]. \quad (2.5)$$

Entretanto, para dados observacionais, que satisfaçam a pressuposição de inconfundibilidade (a ser detalhada na seção 2.2), o EMT deve ser estimado comparando-se indivíduos com valores das covariáveis parecidos. De acordo com Wong (2016), o resultado dependerá do quanto os grupos controle e tratamento se sobrepõem na distribuição.

Com o intuito de ilustrar o que são os três efeitos de interesse (EMT , $EMTT$ e $EMTC$), considere o exemplo hipotético apresentado na Tabela 1. Suponha que os valores da tabela se

refiram ao salário (em milhares de reais) e que o tratamento seja o ensino superior. Dois desses valores são os valores observados, 7 e 2, referentes a média dos tratados e a dos não tratados, respectivamente. Os outros dois valores, 3 e 5, são os respectivos contrafactuais, média dos tratados caso não tivessem sido tratados e a média dos não tratados caso tivessem sido tratados, respectivamente.

Tabela 1 – Um exemplo hipotético de avaliação de efeito de tratamento do ensino superior em relação aos salários.

grupo	$E[Y_0 T]$	$E[Y_1 T]$
tratamento ($T = 1$)	3	7
controle ($T = 0$)	2	5

Fonte: adaptado de Morgan e Winship (2014).

É possível notar que o salário do grupo controle é menor tanto na ausência de ensino superior, quanto caso possuem o ensino superior. Isso indica que os grupos provavelmente são diferentes em relação a outros aspectos, além do fato de receber ou não o tratamento (possuir ensino superior). Além disso, o efeito do tratamento (a diferença entre as duas colunas numéricas) é menor no caso do grupo controle do que no caso do grupo tratamento. Isto está exposto na Tabela 2.

Tabela 2 – Efeitos do tratamento

Efeito	Fórmula	Cálculo	Valor
EMTT	$E[Y^1 D = 1] - E[Y^0 D = 1]$	$7 - 3$	4
EMTC	$E[Y^1 D = 0] - E[Y^0 D = 0]$	$5 - 2$	3
EMT	$\pi E[Y^1] - (1 - \pi)E[Y^0]$	$0,3(7 - 3) + (1 - 0,3)(5 - 2)$	3,3

Fonte: elaboração própria.

A diferença entre os tratados tendo sido tratados e a situação em que eles não tivessem sido tratados (contrafactual) é o *EMTT*. Da mesma maneira, a diferença entre o que teria acontecido se os não tratados tivessem sido tratados (contrafactual) e sua situação normal (não terem sido tratados) é o *EMTC*. O efeito médio do tratamento (*EMT*) é a média entre esses dois valores ponderada pela proporção de observações em cada um dos grupos (π). No caso do exemplo hipotético que está sendo analisado, $\pi = 0,3$, isto é, trinta por cento de todas as observações receberam o tratamento.

Quando há aleatorização do tratamento, é possível supor que *EMTT* e *EMTC* sejam aproximadamente iguais, pois a distribuição das covariáveis será semelhante nos dois grupos. Porém, essa suposição é inadequada no caso dos estudos observacionais (MORGAN;

WINSHIP, 2014).

Em relação ao viés de seleção, existem alguns métodos que são utilizados para reduzi-lo, tais como: a aleatorização, as diferenças das diferenças e o pareamento. O método utilizado neste trabalho foi o pareamento e que será descrito na próxima seção.

2.2 PAREAMENTO

O pareamento ou *matching* é um método que busca construir um grupo de controle semelhante ao grupo de tratados para pará-los em termos de suas características observáveis. Assim, cada membro do grupo de tratamento terá um par semelhante no grupo de controle que representaria o resultado caso ele não fosse tratado (PINTO, 2012). Assumindo-se as hipóteses a serem apresentadas nesta seção, ao se compararem dois indivíduos, sendo um do grupo de controle e o outro do grupo de tratados, com as mesmas características observáveis, o único fator que os diferencia é a participação ou não no programa.

Segundo Imbens e Rubin (2015), em muitos estudos observacionais, não há abordagem melhor para estimar o efeito de um tratamento em um indivíduo do que encontrar um indivíduo no grupo controle que seja semelhante em todas as covariáveis, exceto no tratamento recebido. Como exemplo, considerar que o objetivo é avaliar o efeito do PBF em uma mulher de 30 anos, solteira, com dois filhos, de idades 4 e 6 anos, desempregada, que recebeu o benefício. Como não é possível utilizar um delineamento experimental para avaliar tal efeito, é melhor comparar essa mulher com outra de 30 anos, solteira, com dois filhos com as mesmas idades, desempregada, mas que não recebeu o benefício. O que o pareamento busca fazer é encontrar observações no grupo controle que sejam mais parecidas com as observações tratadas em relação às covariáveis.

Assim, nas avaliações de impacto, a comparação entre o grupo de tratados e o grupo de controle só é possível quando os grupos possuem características semelhantes (DUARTE; SAMPAIO; SAMPAIO, 2009). Para isso, é necessário assumir algumas hipóteses, que serão apresentadas a seguir.

A primeira, e principal hipótese, apresentada por Rosenbaum e Rubin (1983), é a da inconfundibilidade, que afirma não haver variáveis não observáveis que interfiram na decisão de participar ou não da intervenção, isto é, o vetor de variáveis observáveis X contém todas

as informações necessárias para fazer o pareamento. Por isso, ao controlar o recebimento do tratamento (ou a participação no programa) a partir do vetor \mathbf{X} , as variáveis de resultado potencial (Y_{i0}, Y_{i1}) se tornam independentes de T . Assim, ao levar em consideração essa hipótese, controlam-se todas as variáveis que estão relacionadas com estes resultados potenciais. Portanto,

$$(Y_{i0}, Y_{i1}) \perp T_i | \mathbf{X},$$

em que \perp indica independência.

Essa é uma pressuposição muito importante. Segundo Imbens e Rubin (2015), esse princípio garante ser possível não confundir o efeito do tratamento com o efeito de outras características (o vetor \mathbf{X}). Embora a atribuição do tratamento não seja completamente independente dos resultados potenciais, a dependência se dá por meio de características observáveis (\mathbf{X}) e, por isso, eles podem ser considerados inconfundíveis (WONG, 2016). Dessa forma, ao se controlar por \mathbf{X} , o fato de um indivíduo receber ou não o tratamento deveria se dar como se tivesse sido feito de forma aleatória e a diferença entre tratados e não tratados deveria ser atribuível apenas ao tratamento. A suposição de inconfundibilidade é que torna possível as diferentes formas de se calcular o efeito do tratamento.

A segunda hipótese é chamada hipótese de sobreposição (*overlap*), também apresentada por Rosenbaum e Rubin (1983). Ao considerar avaliar o EMT, pela hipótese, considera-se que o vetor \mathbf{X} precisa englobar tanto as características dos indivíduos do grupo de tratados quanto as do grupo de controle, isto é, é necessário que cada indivíduo do grupo de tratado tenha um par no grupo de controle, de modo que as características do grupo de tratado estejam representadas no grupo de controle, e também que cada indivíduo do grupo de controle tenha um par no grupo de tratados, de modo que as características do grupo de controle estejam representadas no grupo de tratados. A probabilidade de atribuição do tratamento é limitada para valores entre 0 e 1, de forma que

$$0 < Pr(T_i = 1 | \mathbf{X}) < 1,$$

o que significa que, para cada valor que cada covariável X pode assumir, deve existir algum

indivíduo que apresente esse valor nos grupos controle e de tratados.

Ao assumir essas hipóteses algumas controvérsias aparecem. Por exemplo, ao tomar a decisão de participar ou não da intervenção, os indivíduos olharão não só para características observáveis, mas também para as não observáveis, que não foram observadas pelo avaliador (PINTO, 2012). Se as características não observáveis forem correlacionadas com a decisão de participar do programa e com o resultado potencial do indivíduo, o método de pareamento não eliminará o viés de seleção ao estimar o *EMT*.

Para as avaliações de impacto em que se estimam o *EMTT* e *EMTC*, é preciso também assumir essas duas hipóteses. Sob as duas hipóteses, o *EMTT* pode ser obtido por meio de

$$EMTT = E[Y_{i1}|T_i = 1, X = x] - E[Y_{i0}|T_i = 1, X = x], \quad (2.6)$$

em que, $E[Y_{i1}|T_i = 1, X = x]$ é a média populacional de Y para os tratados que possuem características \mathbf{X} e $E[Y_{i0}|T_i = 1, X = x]$ é a média de Y que os tratados (com as mesmas características) teriam se não tivessem recebido o tratamento.

Para estimar a média de Y para os tratados, primeira esperança na equação (2.6), pode-se usar a média amostral dos resultados dos indivíduos tratados. Porém, como a segunda esperança não pode ser estimada por uma média amostral, usando a primeira hipótese, pode-se escrevê-la como

$$\begin{aligned} E[Y_{i0}|T_i = 1, X = x] &= E[Y_{i0}|X = x] = E[Y_{i0}|T_i = 0, X = x] \\ &= E[Y_i|T_i = 0, X = x]. \end{aligned}$$

Assim, os resultados dos tratados caso não fossem tratados que apresentem características \mathbf{X} são iguais aos resultados do grupo de controle que tenham as mesmas características. Esse fato permite obter

$$EMT = E[Y_i|T_i = 1, X = x] - E[Y_i|T_i = 0, X = x]. \quad (2.7)$$

Assim, o efeito do tratamento para indivíduos com características \mathbf{X} é obtido pela com-

paração entre a média observada dos tratados com essas características e a média observada do grupo controle com as mesmas características.

Como apontam Imbens e Rubin (2015), o pareamento pode ser visto como uma forma de reorganizar um estudo observacional de maneira que as pressuposições de um estudo experimental valham, pelo menos de forma aproximada. A diferença entre os dois tipos de estudo é que, em estudos observacionais, a inconfundibilidade deve ser assumida, não garantida, como nos estudos experimentais. Mesmo que indivíduos dos grupos tratamento e controle sejam exatamente iguais (exceto em relação ao tratamento), podem existir fatores não observáveis que afetem a probabilidade de receber o tratamento e seu resultado potencial, o que cria viés. Assim, a inferência realizada a partir de estudos observacionais são inerentemente menos confiáveis do que os experimentais.

De qualquer forma, existem várias técnicas de pareamento que podem ser utilizadas: pareamento simples, pareamento por escore de propensão, regressão linear, reponderação e também pode ocorrer a combinação desses métodos. Aqui, serão apresentados os dois principais métodos: o pareamento simples e o pareamento por escore de propensão.

2.2.1 Pareamento simples

No pareamento simples, para cada indivíduo no grupo de tratados, o estimador de pareamento buscará um indivíduo do grupo de controle que seja mais próximo dele. As diferenças deste método para os outros métodos de pareamento referem-se à métrica utilizada para a definição dos vizinhos mais próximos, em termos do vetor X e também à quantidade de indivíduos do grupo de controle que serão relacionados a cada indivíduo do grupo de tratados para obter o contrafactual (PINTO, 2012).

Ainda de acordo com PINTO (2012), ao supor um pareamento em que mais de um indivíduo do grupo de controle possa ser relacionado a um indivíduo do grupo de tratados e que o mesmo indivíduo do grupo de controle possa a ser relacionado a mais de um indivíduo do grupo de tratados, através da medida distância, descobre-se os indivíduos do grupo de controle com características mais próximas dos indivíduos pertencentes ao grupo de tratados.

Como há o controle pelas características que afetam a decisão de participar e os resultados potenciais, o método de pareamento assume que a comparação de indivíduos semelhantes

tem como única diferença um ter recebido o tratamento e o outro não.

2.2.2 Pareamento por escore de propensão

Quanto maior for a quantidade de variáveis observadas pelo vetor \mathbf{X} , mais difícil será encontrar o estimador de pareamento, pois se tornará cada vez mais difícil encontrar, para cada indivíduo do grupo de tratados, um grupo de controle que contenha características observáveis semelhantes (PINTO, 2012). Rosenbaum e Rubin (1983) propuseram que, ao invés de parear o indivíduo com todas as características das variáveis do vetor \mathbf{X} , deve-se parear os indivíduos em relação a uma função de \mathbf{X} , que contenha todas as informações contidas nesse vetor. Essa função é denominada escore de propensão.

O escore de propensão, que foi criado por Rosenbaum e Rubin (1983), constrói um grupo de controle baseado nas características observáveis das variáveis do vetor \mathbf{X} e é definido como:

$$P(\mathbf{X}) = Pr(T = 1 | \mathbf{X}). \quad (2.8)$$

O escore de propensão é uma probabilidade condicional que não é conhecida e, por isso, é necessário estimá-lo e seu valor será dado por $\hat{e}(\mathbf{x})$. Existem vários métodos paramétricos para a estimação do escore de propensão. Os métodos mais usuais são estimações por meio dos modelos *logit* e o *probit*. Neste trabalho, o método assumido para estimação foi o *logit*, e esse modelo será explicado na seção 2.4.

O pareamento por escore de propensão depende de uma métrica, que define a proximidade do escore de propensão do grupo de tratados com o grupo controle. O estimador mais usado é o pareamento do vizinho mais próximo (existem, outros estimadores, como o pareamento de Kernel, o polinômio local, de estratificação etc). Esse estimador seria o resultado potencial do indivíduo caso não tivesse recebido o tratamento.

O estimador do pareamento por escore de propensão também depende do vetor \mathbf{X} , com a necessidade de escolher um vetor que afete, ao mesmo tempo, a decisão de participar ou não do tratamento e os resultados potenciais, também sendo sensível à escolha na estimação do escore de propensão, não violando as hipóteses (PINTO, 2012).

Como já foi dito, o pareamento por escore de propensão (*propensity score matching*, PSM) serve para eliminar o viés de seleção em estudos observacionais, buscando reproduzir o resultado e a qualidade das análises em estudos experimentais (quando o tratamento é aleatorizado). Há três etapas no pareamento:

- a) Etapa 1: ajuste de um modelo para a estimação (cálculo do escore de propensão $\hat{e}(x)$);
- b) Etapa 2: pareamento (pontuação de beneficiários e não beneficiários);
- c) Etapa 3: comparação de médias ou proporções.

A etapa 1 usa a regressão logística para controlar o viés de seleção modelando a variável de tratamento a partir de variáveis observáveis. O ajuste desse modelo para cada observação é o escore de propensão (*propensity score*, PS). Na etapa 2 são criados pares a partir das observações com escores de propensão semelhantes nos dois grupos. Na etapa 3 compara-se a diferença da variável de interesse entre os pares criados na etapa 2.

Há três tipos de variáveis no pareamento:

- a) variável de tratamento (*trat*);
- b) variável de interesse (*Y*);
- c) uma ou mais variáveis confundidoras ou covariáveis (*X*) (uma ou mais variáveis).

O objetivo é saber se o tratamento causa alguma variação em *Y*. Porém, dado que *trat* está correlacionada com *X*, é preciso separar o efeito do mesmo controlando pelas variáveis confundidoras. Usando esse vocabulário, é possível detalhar melhor as três etapas:

- a) Etapa 1: ajuste de um modelo (*logit / probit*) usando *trat* como variável resposta e *X* como variáveis explicativas;
- b) Etapa 2: uso do resultado do modelo estimado para identificar observações semelhantes entre os dois grupos;
- c) Etapa 3: será calculada a diferença média da variável *Y*, entre todos os pares construídos na etapa anterior, usando um teste de médias ou de proporções, dependendo do tipo da variável.

Dessa maneira, é possível concluir que qualquer diferença média na variável *Y* entre os dois grupos foi causada pelo tratamento, já que as variáveis confundidoras (*X*) foram controladas por meio do cálculo do escore de propensão na regressão logística.

Na literatura, encontram-se diversos trabalhos que tratam sobre este método para a avaliação de impacto em programas sociais e alguns deles serão descritos na próxima seção.

2.3 APLICAÇÕES DA AVALIAÇÃO DE IMPACTO DE PROGRAMAS SOCIAIS

Dentre os trabalhos que avaliam o impacto do PBF no mercado de trabalho, Tavares (2010) investiga o impacto desse programa sobre o possível desestímulo ao trabalho de mães beneficiárias, averiguando o engajamento das mães no mercado de trabalho. A autora investiga se o programa causa o chamado efeito-renda, popularmente conhecido como “efeito preguiça”, isto é, com o incremento da renda dada pelo recebimento do benefício, ocorre a redução da oferta de trabalho dos beneficiários, sendo esse um efeito indesejável do programa.

Para a pesquisa foram considerados somente as mães nos domicílios, com os dados provenientes da Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios (PNAD) de 2004. Os quesitos referente aos programas de transferências do Governo faziam parte das perguntas de suplemento dessa pesquisa.

Para a verificação do impacto, a autora construiu três grupos de controle, que representam os que não receberam tratamento. O primeiro grupo referia-se às mães que declararam participar do programa, mas que não recebiam a transferência em dinheiro no valor correspondente. O segundo grupo era composto por mães que não recebiam o benefício, mas pertenciam ao público-alvo, consideradas pobres ou extremamente pobres. O terceiro grupo era de mães que residiam em domicílios com renda *per capita* de até R\$ 260,00.

Com a definição dos grupos, Tavares (2010) estimou o escore de propensão pelo modelo *probit* e, com base nessas estimações, foram encontrados os pares semelhantes. Foi utilizado o pareamento sem reposição (cada observação do grupo de tratado foi pareada com apenas uma observação do grupo de controle). Os resultados obtidos sugerem que, embora exista um efeito-renda associado ao valor do benefício (quanto maior o valor recebido, menor o engajamento da mãe), há o efeito substituição (em função da menor oferta de trabalho dos filhos, maior será o tempo das mães para trabalhar), ou seja, o efeito do programa é positivo.

No artigo apresentado por Costa e Cunha (2014), que também avalia o impacto do PBF no mercado de trabalho, buscou-se averiguar se receber o benefício do programa influencia no aumento da participação dos membros dos domicílios no mercado de trabalho para o Brasil e para o Paraná. Para obter os resultados, os autores utilizaram dados provenientes da pesquisa PNAD 2006, em que a amostra foi escolhida de acordo com a renda *per capita*, que continha domicílios com renda entre R\$ 1,00 e R\$ 200,00. O valor de R\$ 200,00 foi escolhido pelos autores aleatoriamente, sendo inferior ao salário mínimo no período estudado e pelo fato de

que a amostra continha domicílios que recebiam o benefício e de estarem no CadÚnico, e também possuírem uma renda *per capita* superior aos critérios de elegibilidade do programa. Eles dividiram a amostra em dois grupos, com a distinção entre os sexos desses grupos. O primeiro grupo foi composto por homens e mulheres chefes dos domicílios, e o segundo grupo por mulheres e homens cônjuges dos domicílios, selecionando somente indivíduos entre 15 e 65 anos que eram elegíveis ao programa.

A métrica utilizada pelos autores para estimar o escore de propensão foi o modelo *logit*, e o método escolhido para o pareamento foi o de Kernel. Os resultados encontrados no estudo para o Brasil foram significativos para homens e mulheres chefes de família e também para as mulheres cônjuges. Contudo, para os homens cônjuges não foram significativos. Esse mesmo estudo foi realizado para o estado do Paraná, mas os resultados encontrados mostraram não significativos para a maioria dos grupos estudados, sendo que somente para as mulheres cônjuges obteve-se uma elevação na participação no mercado de trabalho.

Em outro estudo de avaliação do PBF, Araújo, Ribeiro e Neder (2010) realizaram a avaliação de impacto do programa sobre o trabalho de crianças e adolescentes residentes na área urbana do país. Os dados, como no artigo apresentado por Costa e Cunha (2014), também provêm da PNAD 2006, porém, a análise foi realizada sobre o trabalho de crianças e adolescentes, com idades entre 7 e 15 anos. Verificou-se neste estudo a designo do tempo de quem recebe o benefício, com o pressuposto de que receber o benefício do PBF contribui para a redução do trabalho infanto-juvenil. Os indivíduos da amostra foram divididos em quatro grupos: estudam, estudam e trabalham, trabalham e os inativos (quem não estuda e não trabalha). Para a avaliação do impacto, realizaram a pesquisa, primeiramente, sobre as crianças e adolescentes, e depois separando em relação ao sexo, entre meninos e meninas. Esses critérios de definição foram escolhidos pelos autores devido ao custo de oportunidade (quando ocorre a renúncia de algo ao tomar uma decisão) ser diferente entre esses grupos.

O método utilizado para a avaliação foi o pareamento por escore de propensão por meio do modelo *logit* e, para encontrar os pares semelhantes, foram utilizados os métodos do vizinho mais próximo e o de Caliber. Os resultados mostraram que o Programa Bolsa Família aumentou a proporção da frequência escolar dos grupos estudados, tanto para meninos e meninas, quanto para crianças e adolescentes. Também houve a redução do grau de inatividade desses grupos. Para a categoria de quem só trabalha, o resultado foi significativo somente para os meninos e adolescentes. Para os que trabalham e estudam, os resultados encontrados não foram

significativos.

Em outro trabalho foi avaliado o impacto das transferências de renda sobre os gastos com alimentos das famílias rurais, avaliando o seu bem-estar. Os dados desse artigo, apresentado por Duarte, Sampaio e Sampaio (2009), foram provenientes da pesquisa de campo realizada pela PADR-Ufrepe/ Fadurpe, com 838 domicílios de agricultores familiares em 2005.

Os autores utilizaram para a avaliação o pareamento por escore de propensão, utilizando o método estratificado para o pareamento. Os resultados obtidos permitiram concluir que houve uma diferença significativa positiva entre a média do consumo de alimentos dos beneficiários do PBF, mostrando que as famílias beneficiárias aumentaram seus gastos com consumo de alimentos.

No trabalho apresentado por Camelo, Tavares e Saiani (2009), o impacto do PBF foi avaliado sobre as condições de saúde das famílias beneficiárias, sendo elas: segurança alimentar dos beneficiários, os indicadores da saúde de crianças de 0 a 6 anos e a mortalidade infantil, com o objetivo de avaliar se o programa influencia essas condições de saúde. Os dados utilizados para a avaliar o impacto foram provenientes da Pesquisa Nacional de Demografia e Saúde (PNDS) de 2006 e, para complementar a pesquisa, foram construídos indicadores específicos com base na literatura especializada.

Foi observado que, para a segurança alimentar, o programa foi satisfatório para domicílios que se encontravam em situação de insegurança leve. Para os indicadores da saúde, os resultados mostraram que, para as crianças abaixo do peso ideal, não houve impacto. Mas, para as crianças com sobrepeso, o Programa Bolsa Família contribuiu de forma significativa. Em relação à mortalidade infantil, o Programa não foi significativo.

A avaliação de impacto do PBF desenvolvida por Moreira et al. (2016) envolveu uma questão muito importante e que, infelizmente, afeta muitos domicílios no país, que é a violência doméstica. Nesta pesquisa, o objetivo foi verificar se o fato de ser beneficiário do programa ocasiona esse possível efeito não intencional sobre as famílias beneficiárias, e também, como as características da mulher e de outros integrantes do domicílio se associam à violência doméstica, visto que o fato de receber o benefício não seja o único fator capaz de alterar os níveis de violência.

Para tal, os dados foram extraídos da PNAD 2009, que nesse ano foi complementada com perguntas de suplementos que trouxeram questões relacionadas às características da vitimização e do acesso à justiça no Brasil. A variável que retratou a violência contra a mulher,

nessa pesquisa, considerou somente a agressão física.

Para obter os resultados, a metodologia empregada pelos autores foi o pareamento por escore de propensão, pelo modelo *logit*, em que foi encontrada a probabilidade estimada em participar do programa ao controlar algumas variáveis observáveis. Para as variáveis observáveis foram adotadas as características utilizadas pelo Ministério do Desenvolvimento Social (MDS) e algumas encontradas na literatura para a seleção dos beneficiários. No pareamento, os autores utilizaram os métodos do vizinho mais próximos, via Kernel e radial. Em seguida, foi verificada uma análise da redução do viés padronizado para verificar a qualidade do pareamento.

Paralelamente ao escore de propensão, para avaliar os determinantes da violência contra a mulher, os autores realizaram uma estimação por meio do modelo *probit*, em que as variáveis explicativas foram compostas pelas características socioeconômicas dos domicílios, que foram adotados em outros trabalhos que retratavam a violência contra a mulher.

Os resultados obtidos pelos autores por meio do pareamento apontaram para a existência de um possível efeito não intencional do programa, com a incidência da violência doméstica para domicílios beneficiários superior aos domicílios não beneficiários, para os três métodos adotados e sendo estatisticamente significativos. Porém, ao verificar a qualidade do pareamento, os resultados obtidos pelo método radial não foi satisfatório, sendo assim não mais utilizados para as análises.

Verificou-se, também que existem outros fatores socioeconômicos que podem ocasionar a violência, não somente o PBF, como o fato de as mulheres com rendimento inferior aos dos cônjuges e que vivem em zonas rurais possuem maiores chances de sofrer violência, além da baixa escolaridade, os chefes de família sem ocupação e cônjuges jovens, aumentariam o risco de violência contra mulher.

No trabalho de Chitolina, Foguel e Menezes-Filho (2016) foi desenvolvido um estudo sobre a ampliação do PBF, o Bolsa Variável Jovem (BVJ), para os os jovens de 16 e 17 anos e que começou a ser utilizada a partir de 2007. O objetivo da pesquisa foi verificar possíveis incentivos adversos da ampliação do PBF com relação às decisões relacionadas à oferta de trabalho, verificando sobre possíveis mudanças de comportamento dos jovens e dos demais membros do domicílio do beneficiário. A estimação de efeito do BVJ foi realizada sobre a frequência escolar do jovem, sua participação no mercado de trabalho e sobre à jornada de trabalho dos jovens, dos pais e das mães e o método utilizado foi o das Diferenças em Diferenças (DD).

Foram utilizados dados da PNAD de 2001 a 2009 e para a estimação das primeiras diferenças os anos utilizados foram os de 2006 e 2009. Os grupos de tratamento foram formados de forma em que tenha em sua composição jovens de 15 ou 16 anos, sendo o grupo de tratados formado pelos domicílios 20% mais pobres, verificado pela renda domiciliar *per capita* e que tivessem jovens de 16 anos. O grupo de controle foi formado da mesma forma, mas apresentando em sua composição jovens de 15 anos. A pesquisa foi realizada a nível nacional e por regiões.

A nível nacional, os resultados encontrados pelos autores sobre a frequência escolar mostraram um aumento da frequência escolar para os jovens de 16 anos em comparação aos jovens de 15 anos. Este resultado positivo concorda com uma das principais finalidades do programa que é reduzir a ampliação da pobreza no médio e longo prazo ao ampliar a frequência escolar entre os mais pobres. Sobre a oferta de trabalho dos jovens, encontrou-se um resultado significativo do BVJ para os jovens que estudam e trabalham e não estudam e não trabalham.

Por regiões, devido à heterogeneidade do país, os resultados obtidos mostraram que sobre a frequência escolar só foram significativos nas duas regiões que concentram um maior número de famílias pobres no Brasil (Nordeste e Sudeste) e sobre a oferta de trabalho apenas foi significativo na região nordeste. O impacto do BVJ sobre as características dos jovens, mostrou-se significativo para jovens do sexo masculino e para os filhos mais novos nos domicílios em relação a frequência escolar. Para a oferta de trabalho, foi significativo apenas para as jovens do sexo feminino e os jovens mais novos.

Para verificar o desincentivo ao trabalho por parte dos demais membros do domicílio beneficiado (efeito preguiça) foi realizado também a avaliação sobre as mães e os pais. Verificou-se sobre as mães, que BVJ aumentou a probabilidade de estarem empregadas, obtendo resultados positivos sobre a jornada de trabalho, porém não foram significativos. Para os pais, os resultados encontrados não foram significativos, tanto para a oferta de trabalho quanto para a jornada de trabalho. Por regiões, não obtiveram resultados significativos, mas destacando a região Sul que apresentou resultados diferentes das outras regiões, indicando uma redução da jornada de trabalho das mães e uma redução da força de trabalho dos pais. Chitolina, Foguel e Menezes-Filho (2016) concluíram que apesar dos resultados não serem significativos, sugere que o ‘efeito-preguiça’ não é predominante nos domicílios beneficiados, mostrando que o BVJ está cumprindo seu principal objetivo.

Além do PBF, há trabalhos que avaliam outros programas sociais, como os de Magalhães

et al. (2006), Mattos, Maia e Marques (2010), Resende e Oliveira (2008) e Tavares e Almeida (2014).

No trabalho de Magalhães et al. (2006) avaliou-se o impacto do Programa Nacional de Fortalecimento da Agricultura Familiar (PRONAF). Seu objetivo foi avaliar a experiência do PRONAF entre os produtores do estado do Pernambuco, verificando a influência do programa na renda e produtividade dos agricultores, analisando a eficácia do programa.

Os dados para a pesquisa foram coletados em 2001, pela FADE-UFPE, com 4.500 agricultores familiares do estado, formando os grupos de tratados e de controle para a avaliação, classificados em grupos, definidos de acordo com a renda bruta anual. As estimações foram obtidas pelo escore de propensão e pela regressão dos Mínimos Quadrados Ordinários (MQO). Os resultados encontrados mostraram que, para todos os grupos, não houve uma diferença significativa na renda para os beneficiários do PRONAF no período estudado, pelas duas técnicas aplicadas. Assim, o programa não mostrou ter eficácia.

Na trabalho de Mattos, Maia e Marques (2010), observou-se a relação entre oferta de trabalho (probabilidade de estar empregado e o número de horas trabalhadas) para os membros adultos dos domicílios e os programas de transferência de renda no Brasil. No artigo, os autores comparam dois programas sociais, um condicional e o outro não, sendo, o Renda Mínima e o Bolsa Escola, e observaram que eles estão associados de forma diferenciada à oferta de trabalho. Os dados utilizados nesta pesquisa foram provenientes da Pesquisa de Orçamento Familiar (POF) de 2002 a 2003. Os autores, para avaliarem o impacto, utilizaram o método do pareamento por escore de propensão e o método de Heckman. Os resultados encontrados mostraram que pelas duas técnicas, não houve diferenças estatísticas no comportamento do mercado de trabalho sobre o número de horas trabalhadas e a probabilidade de estar empregado entre os beneficiários e também entre os programas. Porém, obtiveram um resultado negativo, com uma menor probabilidade de estar empregado para as mulheres no programa Renda Mínima e também, um resultado positivo com uma maior probabilidade de estar empregado, no programa Bolsa Escola para os homens. Mas, os homens estando no mercado de trabalho, foram associados a um menor número de horas trabalhadas no ano.

No artigo apresentado por Resende e Oliveira (2008), avaliou-se o Programa Bolsa Escola sobre os gastos das famílias beneficiárias. Os dados foram obtidos através da Pesquisa do Orçamento Familiar (POF) no período de 2002 a 2003. Para estimar o escore de propensão foi utilizado o modelo *probit* e, para encontrar os pares semelhantes, o método de pareamento

utilizado foi o estratificado. Os autores buscaram avaliar o efeito do programa sobre os gastos com consumo e também o efeito da composição dos gastos com base nos valores absolutos.

No artigo apresentado por Tavares e Almeida (2014), foi realizada uma avaliação de impacto de *royalties* de petróleo em gastos sociais no Brasil, averiguando o impacto sobre os gastos com a educação e a saúde dos municípios brasileiros que recebem os *royalties* e compará-los com municípios que não recebem. Foi utilizado como método, o estimador das diferenças das diferenças, conjugado com o pareamento por escore de propensão. O estimador foi encontrado utilizando o modelo *logit*. Os resultados encontrados mostraram que, pelo pareamento, os dividendos dos *royalties* de petróleo aumentaram os gastos com a saúde e educação no período analisado. Contudo, ao analisar o Índice de Desenvolvimento Humano (IDH), percebe-se uma redução do índice nos municípios que receberam *royalties*, não causando melhora na qualidade de vida.

Como apresentado, para o cálculo do escore de propensão é necessário a estimação de um modelo. Para este trabalho o escore de propensão será estimado por meio da regressão logística, sendo apresentada na próxima seção.

2.4 REGRESSÃO LOGÍSTICA

Para o cálculo do escore de propensão estimado, $\hat{e}(\mathbf{x})$, são utilizados modelos de regressão logística. A regressão logística ou modelo *logit* representa um caso particular dos modelos lineares generalizados - MLG - ou *generalized linear models* - GLM - sendo utilizada como forma de predição de valores para modelar variáveis aleatórias categóricas de natureza binária.

Fazendo uma breve explanação, como apresentado por Agresti (2015), os MLG's apresentam três componentes:

a) componente aleatório: estabelecem a distribuição de probabilidade da variável Y , como um vetor de variáveis aleatórias independentes, sendo $\mathbf{y}_i = (y_1, y_2, \dots, y_n)^T$;

b) preditor linear: relaciona uma matriz \mathbf{X} que contém as variáveis explicativas (observáveis) com p variáveis e n observações com um vetor de parâmetros $\boldsymbol{\beta}_i = (\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_p)^T$, ou seja $\mathbf{X}\boldsymbol{\beta}$;

c) função de ligação: função $g(\cdot)$ que relaciona o componente aleatório com o preditor linear.

Assim, os *MLGs* relacionam o componente aleatório de uma distribuição de probabilidade da variável dependente com um preditor linear, que refere-se à parte sistemática, por meio de uma função de ligação.

A regressão logística, como os modelos de regressão linear, busca estimar o valor esperado da variável explicada Y , dadas as características informadas na matriz \mathbf{X} . Com isso, tem-se que: $E[Y|X = x] = \mu$. Os *MLG's* permitem que os valores variem em relação a uma função da média, $g(\mu)$, em vez de apenas a μ , isto é, com a média obtida entre $0 \leq g(x) \leq 1$, o modelo linear fica inapropriado. Então, utilizando a função de ligação como $g(\cdot)$ para ligar a parte sistemática ao componente aleatório, apresenta-se a função:

$$g(x) = g(\mu) = \alpha + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \cdots + \beta_p x_p, \quad (2.9)$$

em que os parâmetros α e $\beta_p = (\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_p)^T$, com $p < n$ desconhecidos e modelados pela função de probabilidade linear.

Para os modelos de regressão logística tem-se como Y a variável explicada (variável resposta), com natureza binária e com valores 1 (um) para representar o grupo de tratados e 0 (zero) o grupo de controle. Como os modelos binários assumem ordinariamente uma distribuição binomial com n observações, π representa a probabilidade de “sucesso” de ocorrência de determinado evento e $(1 - \pi)$ a probabilidade de “fracasso”, da não ocorrência do evento.

Assim, por possuir várias variáveis explicativas, o modelo de regressão logística múltipla pode ser representado pela seguinte formulação:

$$\pi(x) = \frac{\exp(\alpha + \beta_1 x_1 + \cdots + \beta_p x_p)}{1 + \exp(\alpha + \beta_1 x_1 + \cdots + \beta_p x_p)} = \frac{\exp[g(x)]}{1 + \exp[g(x)]}, \quad (2.10)$$

em que

$$1 - \pi(x) = \frac{1}{1 + \exp(\alpha + \beta_1 x_1 + \cdots + \beta_p x_p)} = \frac{1}{1 + \exp[g(x)]}, \quad (2.11)$$

ou, de forma equivalente,

$$\text{logit}[\pi(x)] = \ln \left(\frac{\pi(x)}{1 - \pi(x)} \right) = \alpha + \beta_1 x_1 + \cdots + \beta_p x_p, \quad (2.12)$$

que é chamada de transformação logística.

Detalhando a expressão 2.12, tem-se:

$$\begin{aligned} \left(\frac{\pi(x)}{1 - \pi(x)} \right) &= \frac{\frac{\exp(\alpha + \beta_1 x_1 + \cdots + \beta_p x_p)}{1 + \exp(\alpha + \beta_1 x_1 + \cdots + \beta_p x_p)}}{1 + \frac{\exp(\alpha + \beta_1 x_1 + \cdots + \beta_p x_p)}{1 + \exp(\alpha + \beta_1 x_1 + \cdots + \beta_p x_p)}} \\ &= \frac{\frac{\exp(\alpha + \beta_1 x_1 + \cdots + \beta_k x_k)}{1 + \exp(\alpha + \beta_1 x_1 + \cdots + \beta_p x_p)}}{\frac{1}{1 + \exp(\alpha + \beta_1 x_1 + \cdots + \beta_p x_p)}} \\ &= \exp(\alpha + \beta_1 x_1 + \cdots + \beta_p x_p) = \exp[g(x)]. \end{aligned}$$

Após a obtenção das estimativas dos parâmetros por meio da regressão logística, o escore de propensão é estimado por:

$$\hat{P}(\mathbf{X}) = \frac{\exp(\mathbf{X}\hat{\boldsymbol{\beta}})}{1 + \exp(\mathbf{X}\hat{\boldsymbol{\beta}})} = \hat{e}(\mathbf{x}),$$

em que $\hat{\boldsymbol{\beta}}$ é o vetor de parâmetros estimados.

Uma alternativa à função de ligação *logit* é usar a função de distribuição normal, levando ao modelo *probit*, ou utilizar a distribuição *t*, levando ao modelo *robit* (referindo-se a robusto) (IMBENS; RUBIN, 2015).

Após a obtenção dos parâmetros estimados para o cálculo do escore de propensão, eles precisam ser interpretados. Utiliza-se para isso o logaritmo da razão de chances (*RC*) ou *odds ratio* (*OR*), que é a medida de associação que compara a probabilidade de ocorrência da variável dependente, quantificando como que cada chance afeta essa variável. Considerando dois valores distintos das variáveis explicativas, como 1 a ocorrência de um evento e 0 a não ocorrência, como apresentado por Paula (2013), tem -se

$$\left(\frac{\pi(1)}{1 - \pi(1)} \right) = \exp^{\alpha + \beta},$$

para a chance de $x = 1$, e

$$\left(\frac{\pi(0)}{1 - \pi(0)} \right) = \exp^{\alpha}$$

para a chance de $x = 0$. A razão de chances é, então, dada por

$$RC = \frac{\frac{\pi(1)}{1 - \pi(1)}}{\frac{\pi(0)}{1 - \pi(0)}} = \frac{\exp^{\alpha + \beta}}{\exp^{\alpha}} = \exp^{\beta}.$$

Observa-se que a razão de chances é a exponencial do coeficiente da regressão, e realizando o logaritmo da razão de chances, percebe-se

$$\ln(RC) = \beta,$$

que é o valor do coeficiente. Com isso, entende-se que quando o valor do parâmetro aumenta, a RC aumenta e quando o valor do parâmetro diminui o valor da RC também diminui. Então, por exemplo, se a variável dependente (Y) for ser beneficiário ou não do Bolsa Família e a variável observada for o sexo (1= feminino e 0= masculino) e o valor da RC for 1,5, esse resultado mostra que as chances de ser do sexo feminino e receber o benefício é de 1,5 vezes maior do que ser do sexo masculino e receber o benefício.

Para verificar e testar os parâmetros estimados pela regressão logística, foi utilizado o teste da razão de verossimilhança, sendo os resultados encontrados apresentado na Tabela 13.

O teste de razão de verossimilhança, como apresentado por (PAULA, 2013), para MLG, busca comparar os valores dos logaritmos da função de verossimilhança maximizada ou em termos de *deviance*, sendo definido por

$$RV = 2L(\hat{\beta}) - L(\beta^0),$$

em que é definido como 2 vezes a diferença entre os máximos do logaritmos da razão de verossimilhança.

Além da regressão logística, utilizada neste trabalho para estimar o escore de propen-

são, o método dos mínimos quadrados (regressão linear) foi utilizado para estimar o efeito de tratamento e, por isso, será detalhado na próxima seção.

2.5 MÉTODO DOS MÍNIMOS QUADRADOS

Um dos estimadores mais simples do efeito de tratamento é o MQO (Mínimos Quadrados Ordinários). Em geral, a análise de regressão é um método para investigar a relação entre variáveis. Essa relação é descrita por meio de um modelo que conecta a variável resposta ou dependente, Y , a uma ou mais variáveis explicativas ou preditoras, X_1, X_2, \dots, X_p . O modelo de regressão linear é dado por

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_p X_p + \varepsilon, \quad (2.13)$$

em que $\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_p$ são os coeficientes do modelo, seus parâmetros, e são constantes desconhecidas que devem ser estimadas a partir dos dados e ε é o resíduo aleatório do modelo. O resíduo é responsável pela variabilidade em Y que não pode ser explicada pelo efeito linear das p variáveis preditoras (CHATTERJEE; HADI, 2006; DRAPPER; SMITH, 1998).

Em um conjunto de dados com n observações, o modelo (2.13) pode ser escrito como

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \dots + \beta_p x_{ip} + \varepsilon_i, \quad i = 1, 2, \dots, n,$$

em que y_i representa o i -ésimo valor da variável resposta Y , x_{i1}, \dots, x_{ip} representam os valores da variável preditora na observação i e ε_i representa o erro aleatório.

Para estimar os coeficientes $\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_p$ se utiliza o método dos mínimos quadrados para minimizar a soma de quadrados dos resíduos (CHATTERJEE; HADI, 2006; DRAPPER; SMITH, 1998). A estimativa $\hat{\beta}_0$ é denominada intercepto e $\hat{\beta}_j$ é a estimativa do coeficiente de regressão (parcial) da variável preditora X_j . Utilizando os coeficientes de regressão estimados $\hat{\beta}_0, \hat{\beta}_1, \dots, \hat{\beta}_p$, a equação de regressão ajustada pode ser escrita como:

$$\hat{Y} = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 X_1 + \dots + \hat{\beta}_p X_p.$$

O coeficiente β_0 , o intercepto, é o valor de Y quando $X_1 = X_2 = \dots = X_p = 0$ e o

coeficiente de regressão β_j , $j = 1, 2, \dots, p$, representa uma estimativa da mudança em Y correspondente ao acréscimo de uma unidade em X_j , quando todas as outras variáveis regressoras se mantêm constantes (SWEENEY; WILLIAMS; ANDERSON, 2014).

O coeficiente de regressão β_j é também chamado de coeficiente de regressão parcial porque representa a contribuição de X_j para a variável resposta Y , após ter sido ajustada para as outras variáveis regressoras (CHATTERJEE; HADI, 2006).

Após ajustar um modelo de regressão múltipla, algum tipo de avaliação sobre sua qualidade deve ser feita. O coeficiente de determinação R^2 é utilizado para este fim e é calculado elevando-se ao quadrado o coeficiente de correlação R :

$$R^2 = \left(\frac{\sum (y_i - \bar{y})(\hat{y}_i - \bar{\hat{y}})}{\sqrt{\sum (y_i - \bar{y})^2 (\hat{y}_i - \bar{\hat{y}})^2}} \right)^2,$$

em que \bar{y} é a média da variável resposta Y e $\bar{\hat{y}}$ é a média dos valores ajustados. Interpreta-se R^2 como a proporção da variabilidade total em Y que pode ser explicada pelas variáveis explicativas X_1, \dots, X_p . Em regressão múltipla, r é denominado coeficiente de correlação múltipla porque mede a relação entre Y e um conjunto de variáveis X_1, \dots, X_p (CHATTERJEE; HADI, 2006). O coeficiente de determinação também pode ser escrito como:

$$R^2 = \frac{SQReg}{SQTotal},$$

em que $SQReg$ é a soma de quadrados da regressão e $SQTotal$ a soma de quadrados total. Mais detalhes podem ser consultados em Chatterjee e Hadi (2006).

O teste F é utilizado para determinar se existe uma relação significativa entre a variável Y e o conjunto das variáveis explicativas X_j , $j = 1, \dots, p$, sendo chamado de teste de significância global. Se o teste F exibir uma significância global, um teste t é usado para determinar se cada uma das variáveis explicativas individuais é significativa, sendo denominado teste de significância individual. As hipóteses do teste F são $H_0: \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_p = 0$ versus H_A : um ou mais parâmetros não são iguais a zero. A estatística do teste F é $F = QMReg/QMRes$, em que $QMReg$ é o quadrado médio da regressão e $QMRes$ o quadrado médio dos resíduos. O $QMReg = SQReg/p$ e $QMRes = SQRes/(n - p - 1)$.

Se, a partir do teste F , concluir-se que a relação de regressão múltipla é significativa, testes t podem ser realizados para determinar a significância de cada um dos parâmetros indivi-

duais. A estatística do teste t para testar $H_0 : \beta_j = 0$ versus $H_A : \beta_j \neq 0$ é:

$$t_j = \frac{\hat{\beta}_j}{s_{\hat{\beta}_j}},$$

que possui uma distribuição t de Student com $n - p - 1$ graus de liberdade, sendo $s_{\hat{\beta}_j}$ o erro padrão de β_j . Deve-se comparar o valor- p do teste com o nível de significância preestabelecido α e rejeitar H_0 se $p(|t_j|) \leq \alpha$. Caso H_0 seja rejeitada, então β_j é diferente de zero e a variável explicativa X_j é uma preditora significativa de Y . Além disso, intervalos de confiança para cada β_j também podem ser obtidos (CHATTERJEE; HADI, 2006).

2.6 MEDIDAS DE AJUSTE E ASSOCIAÇÃO

Após a seleção das covariáveis para o modelo, é necessário verificar se há associação entre as covariáveis e os grupos. Para isso, nesta seção será apresentado o teste de associação qui quadrado.

2.6.1 Teste qui-quadrado

O teste qui-quadrado (χ^2) é um teste de associação não paramétrico, isto é, não depende de parâmetros populacionais para ser realizado. É um teste utilizado para verificar a associação entre proporções de frequências observadas e as frequências esperadas para determinado evento (BEIGUELMAN, 2002).

De maneira geral, o teste χ^2 pode ser definido por

$$\chi^2 = \sum_{i=1}^k \frac{(o_i - e_i)^2}{e_i} = \sum_{i=1}^k \frac{d^2}{e_i}, \quad (2.14)$$

em que o desvio (d) é a diferença entre a frequência observada para cada categoria i (o_i) e a frequência esperada para cada categoria i (e_i), elevado ao quadrado, transformando os desvios em valores positivos divididos pela proporção esperada.

O teste χ^2 é o somatório desses desvios, que foram transformados em um único valor,

mostrando assim a causalidade sobre as proporções observadas e esperadas. Quando os valores das frequências observadas e esperadas apresentam grandes divergências, tem-se um valor χ^2 grande, e quando apresentam diferenças pequenas, tem-se um valor χ^2 pequeno (BEIGUELMAN, 2002).

Sob a fórmula 2.6.1, para uma amostra de tamanho suficientemente grande, a distribuição χ^2 segue com $k - 1$ graus de liberdade, em que k refere-se ao número de categorias que a variável foi classificada, representado por χ_{k-1}^2 (MAGALHAES; LIMA, 2010).

Como apresentado pelos autores, existem três testes que utilizam o modelo qui quadrado: teste de adequação de ajustamento do modelo, teste de independência e teste de homogeneidade. E tais testes criam critérios para decidir se o modelo proposto deve ser aceito ou não.

Para a realização dos testes, precisam-se obter a estatística qui quadrado calculado (χ_{cal}^2) e a estatística qui quadrado tabelado (χ_{tab}^2), tendo em vista a hipótese assumida pelo experimento. O χ_{cal}^2 é obtido a partir dos dados testados, considerando a frequência observada e esperada, e o χ_{tab}^2 irá depender do número de graus de liberdade e do nível de significância (α) assumido.

A regra de decisão sobre a H_0 é estabelecida com base no valor crítico e de comportamento de χ^2 definido para o número de graus de liberdade e que depende de quantas categorias foram definidas (MAGALHAES; LIMA, 2010), em que a região crítica (RC) é determinado por:

$$RC = w : w \geq q_e,$$

com q_e determinado pelo nível de significância do teste e α determinado por

$$\alpha = P(\chi^2 \geq q_e \mid H_0 \text{ verdadeira}).$$

Com isso, se $\chi_{cal}^2 \leq \chi_{tab}^2$, aceita-se H_0 , caso contrário, não aceita-se a hipótese.

O teste de adequação de ajustamento do modelo é indicado para verificar se as frequências observadas (o_i) de k eventos, associa-se ou não com as frequências esperadas (e_i) para k eventos. Neste trabalho, por exemplo, testa-se sobre a existência de associação entre o traba-

lho e o recebimento do benefício do PBF, assim, as hipóteses do teste podem ser: H_0 : não há associação entre as variáveis *versus* H_1 : há associação entre as variáveis.

A quantidade utilizada para tomar decisão será baseada na diferença entre os valores esperados sob H_0 e os observados na amostra. Se as diferenças forem muito grandes, pode ser indício de que o modelo não deve ser adequado (MAGALHAES; LIMA, 2010).

No teste de independência testa-se a relação entre duas ou mais variáveis. A hipótese a ser testada é H_0 : As variáveis são independentes - não associadas *versus* H_1 : As variáveis não são independentes - associadas. Para a frequência esperada constrói-se uma tabela com os valores esperados para as categorias i e j e que pode ser representada por

$$e_{i,j} = \frac{\text{total da linha } i \times \text{total da coluna } j}{\text{total geral}}, \quad (2.15)$$

em que se utilizam os totais das linhas e colunas que representam as frequências marginais das variáveis. O número de graus de liberdade é dado por $(r - 1)(s - 1)$, em que r representa o número de linhas e s o número de colunas da tabela de contingência, que é exemplificada no Tabela 3, em que busca verificar se três caracteres (A, B, C) se distribuem igualmente em três amostras de indivíduos (X, Y e Z).

Tabela 3 – Distribuição de três caracteres (A,B e C) em três amostras(X, Y e Z).

Amostra	A	B	C	Total
X	18	25	7	50
Y	8	19	5	32
Z	12	22	6	40
Total	38	66	18	122

Fonte: Beigelman (2002).

O teste da homogeneidade busca verificar se uma variável aleatória comporta se de maneira similar em várias subpopulações. Muito semelhante ao teste de independência, o que os distingue é forma como as amostras são coletadas. Neste teste, fixa-se o tamanho da amostra em cada uma das subpopulações, e então seleciona-se uma amostra de cada uma delas (MAGALHAES; LIMA, 2010), em que

$$e_{i,j} = n_i \times \frac{\text{total da coluna } j}{\text{total geral}}, \quad (2.16)$$

em que n_i indica o tamanho da amostra da subpopulação i e o total da coluna j , dividido pelo total geral, que representa a proporção de ocorrências do valor da variável correspondente à coluna j . Caso haja homogeneidade de comportamento da variável, espera-se que a proporção seja a mesma.

Na próxima seção, a metodologia utilizada neste trabalho é apresentada.

3 MATERIAIS E MÉTODOS

Nesta seção serão apresentados os materiais utilizados no trabalho para a realização da avaliação de impacto, e também, descrever os métodos usados para a presente análise.

3.1 DADOS

Os dados analisados foram provenientes da Avaliação de Impacto do Programa Bolsa Família (AIPBF) de 2005, encomendada pelo Ministério do Desenvolvimento Social e realizada pelo Centro de Desenvolvimento e Planejamento Regional (Cedeplar) da Faculdade de Ciências Econômicas da Universidade Federal de Minas Gerais (CEDEPLAR, 2005).

Para a pesquisa foram entrevistados 15.426 domicílios (24/10/2005 a 05/12/2005, em 269 municípios de 24 unidades federativas), em relação a gastos com alimentação, antropometria, vestuário, frequência escolar, saúde, trabalho e benefícios sociais recebidos (não apenas o PBF). As restrições orçamentárias definiram o número de cerca de 15 mil domicílios e a amostragem foi feita de maneira a garantir a representatividade para três áreas do país: Região Nordeste (5.106 domicílios), Regiões Sudeste e Sul em conjunto (5.887 domicílios) e a reunião das Regiões Norte e Centro-Oeste, exceto a região rural da Região Norte (4.433 domicílios). Maiores detalhes sobre o processo de amostragem podem ser consultados em Cedeplar (2005).

Além dessa divisão, os domicílios foram divididos em três grupos: beneficiários do PBF (grupo 1), domicílios cadastrados no Cadastro Único, mas ainda não beneficiários do Programa Bolsa Família - podendo ser beneficiários de outros programas de transferência de renda (grupo 2*) e não beneficiários de nenhum programa de transferência de renda (grupo 3). O número de domicílios entrevistados e de pessoas na amostra por grupo estão expressos na Tabela 4.

Foi também necessário definir os grupos de tratamento e de controle. Do conjunto de dados inicial (Tabela 4) foram considerados somente os grupos 1 (domicílios beneficiários do PBF) e 3 (os não beneficiários e não cadastrados no Cadastro Único do Governo Federal - CadÚnico). Assim, foram retirados os domicílios do grupo 2, ou seja, os que recebiam benefícios de outros programas sociais. Dessa forma, os grupos de tratados (1) e controle (3) foram

*Com o PBF, houve a fusão de alguns programas sociais, assim não foi possível definir quais programas sociais são pertencentes a este grupos.

Tabela 4 – Número de domicílios e pessoas na amostra de domicílios por grupo.

Descrição	grupo	n ^o de dom.	n ^o de pessoas	pessoas/dom.
Com Bolsa Família	1	4.588	22.686	4,9
Outro benefício ou cadastrado	2	9.036	41.068	4,5
Sem benefício e não cadastrado	3	1.802	5.928	3,3
Total		15.426	69.682	4,5

Fonte: adaptado de Cedeplar (2005).

definidos.

Após a definição dos grupos e adequação do conjunto de dados, algumas das mais de 250 variáveis qualitativas e quantitativas foram selecionadas. A seleção das variáveis a fazerem parte deste trabalho foi feita a partir da disponibilidade no conjunto de dados e pela semelhança com outros trabalhos que abordaram temas semelhantes, tais como: Chitolina, Foguel e Menezes-Filho (2016), Costa e Cunha (2014) e Tavares (2010). A lista completa das variáveis da pesquisa se encontram no ANEXO.

Inicialmente, foram escolhidas aquelas variáveis que poderiam influenciar na decisão dos indivíduos em participar ou não do PBF e que também poderiam influenciar em sua participação no mercado de trabalho. As variáveis selecionadas apresentavam categorias predefinidas, mas para possibilitar a análise e facilitar a interpretação dos resultados, optou-se pela modificação de algumas das codificações. Na Tabela 5 são apresentadas as variáveis utilizadas, bem como as respectivas descrições.

Tabela 5 – Variáveis selecionadas

variável	descrição
região	região (0: Norte, Centro-Oeste e Nordeste, 1: Sudeste e Sul)
sexo	sexo (0: masculino, 1: feminino)
capacidade de ler um bilhete	o morador sabe ler ou escrever um bilhete (0: não, 1: sim)
escolaridade	última série com aprovação (1: primeira, ..., 8: oitava; 9: curso não seriado; 10: nenhum - para quem não está estudando)
autoavaliação de saúde	como o morador avalia o estado de sua saúde (1: muito bom, 2: bom, 3: regular, 4: ruim, 5: muito ruim)
idade	idade do entrevistado
renda do trabalho	rendimento mensal do entrevistado, incluindo vale transporte e vale refeição
horas trabalhadas	número de horas trabalhadas pelo entrevistado
tratamento	variável indicadora de tratamento (0: grupo controle - não beneficiário, 1: grupo tratamento - beneficiário)

Fonte: Adaptado de Cedeplar (2005)

A primeira parte dos resultados deste trabalho consistirá em apresentar uma análise descritiva dessas variáveis.

3.2 ANÁLISE DOS DADOS

Os dados foram analisados usando a linguagem de programação Python (PYTHON..., 2017) por meio da interface Jupyter Notebook. Os principais pacotes utilizados foram: CausalInference (WONG, 2016), Scipy (JONES et al., 2014), Pandas (MCKINNEY, 2017), Numpy (WALT; COLBERT; VAROQUAUX, 2011), Matplotlib (HUNTER, 2007) para a elaboração de gráficos e Seaborn (WASKOM et al.,) para a visualização dos dados.

Com base no que foi exposto na seção 2, para se alcançar o objetivo de avaliar o impacto do PBF na participação dos beneficiários no mercado de trabalho, utilizou-se a abordagem dos resultados potenciais. Essa abordagem define o efeito causal como a diferença entre duas situações: o que ocorreu e o que teria ocorrido. Os principais passos da análise são descritos a seguir em três etapas.

3.2.1 Etapa 1: Estimação do escore de propensão

Nesta etapa, ocorre o cálculo do escore de propensão estimado $[\hat{e}(\mathbf{x})]$, sendo definido como a probabilidade de receber o tratamento, condicional em \mathbf{X} , apresentado na equação 2.8 e aqui reescrito por fins didáticos

$$P(\mathbf{X}) = Pr[T = 1|\mathbf{X}] = \hat{e}(\mathbf{x}), \quad (3.1)$$

cujos valores foram estimados utilizando regressão logística.

Na fase de delineamento, o escore de propensão é estimado em duas partes: primeiro um modelo inicial é proposto (com a seleção das covariáveis escolhidas e apresentadas na Tabela 5) e depois é avaliado o equilíbrio nas covariáveis entre os grupos de tratamento e controle em relação aos valores estimados do escore de propensão $\hat{e}(\mathbf{x})$.

Com os métodos que foram expostos em 2.2 e 2.2.2 e com as recomendações de Imbens

e Rubin (2015) e Wong (2016), a análise completa deve compreender uma etapa principal: a de delineamento, explicada a seguir.

3.2.1.1 Fase de delineamento

Como já mencionado, quando os estudos são observacionais (e não experimentais), a atribuição do tratamento às observações não é feita de forma aleatória. Entretanto, mesmo em estudos observacionais, é possível construir uma amostra a partir da qual seja possível realizar inferências de forma precisa. A formação dessa amostra é considerada como fase de delineamento porque a variável de interesse do estudo (neste trabalho seria o quanto as pessoas trabalham) ainda não está sendo analisada (IMBENS; RUBIN, 2015).

Segundo os mesmos autores, nesta fase de delineamento, o interesse é selecionar uma amostra em que tratados e não tratados estejam mais equilibrados (equilíbrio se refere à semelhança entre as distribuições das covariáveis) do que na amostra original. Para avaliar esse equilíbrio (sobreposição ou balanço das covariáveis), Imbens e Rubin (2015) sugerem calcular diferenças normalizadas (ou padronizadas), dif_p , entre as médias das covariáveis por meio de

$$dif_p = \frac{\bar{X}_{k,t} - \bar{X}_{k,c}}{\sqrt{(S_{k,t}^2 + S_{k,c}^2)/2}},$$

em que $\bar{X}_{k,t}$ e $S_{k,t}$ representam a média e o desvio padrão amostrais da k -ésima covariável do grupo de tratamento, enquanto $\bar{X}_{k,c}$ e $S_{k,c}$ representam as mesmas quantidades para o grupo controle. As diferenças padronizadas (dif_p) das covariáveis permitem medir o equilíbrio das covariáveis nos grupos tratamento e controle. Essa medida difere da estatística t porque seu valor absoluto não aumenta com o aumento do tamanho amostral (WONG, 2016).

A regra empírica apresentada por Wong (2016) é verificar se as diferenças padronizadas apresentam valores maiores ou menores do que $|0,5|$. A regra proposta é:

a) $dif_p > |0,5|$: indica que há desequilíbrio nas covariáveis e algum método de pareamento é indicado;

b) $dif_p < |0,5|$: indica que não há desequilíbrio nas covariáveis, pode-se utilizar o MQO.

Com isso, foram selecionadas algumas das variáveis presentes no conjunto de dados e as dif_p foram calculadas, de forma a avaliar o equilíbrio entre os grupos de controle e tratados. Se não houver muitas covariáveis, o pareamento simples deve ser feito diretamente, pois não há

complicações para aplicá-lo. Se forem muitas, o pareamento por escore de propensão deve ser preferido.

Se houver indícios de desequilíbrio nas covariáveis é importante, após a obtenção dos valores de escore de propensão, realizar um corte na amostra (*trimming*), excluindo aquelas observações com valores de escore extremos. Esse corte é importante, pois provavelmente essas observações não terão pares no grupo oposto. Isso ocorre porque a probabilidade de ter recebido o tratamento (ou de não ter recebido) é tão alta que, dificilmente, haverá um indivíduo correspondente no outro grupo (WONG, 2016).

Para excluir as observações é necessário definir qual será o ponto de corte α adotado. Dessa forma, observações com valores de escore fora do intervalo $[\alpha, 1 - \alpha]$ serão retiradas (IMBENS; RUBIN, 2015). Tal valor pode ser predefinido como $\alpha = 0,1$, por exemplo, ou algum método pode ser aplicado para encontrar o ponto ótimo. Neste trabalho foi utilizado o método implementado na função `trim` do pacote `CausalInference` (WONG, 2016), e foi definido que $\alpha = 0,1$. Tal método busca minimizar a variância do estimador do efeito de tratamento.

Imbens e Rubin (2015) recomendam um algoritmo para selecionar covariáveis na estimação do escore de propensão. Os passos incluem:

- a) Definir um conjunto de variáveis a sempre incluir, chamá-lo de \mathbf{X}_B e rodar uma regressão logística de T (variável de tratamento) em \mathbf{X}_B ;
- b) Adicionar uma variável em \mathbf{X} que não esteja presente em \mathbf{X}_B e rodar novamente a regressão logística. Obter a estatística do teste da razão de verossimilhança (RV) para testar se o coeficiente dessa covariável adicional pode ser considerado igual a zero;
- c) Repetir o passo 2 para todas as covariáveis, incluindo em \mathbf{X}_B aquelas que apresentem RV maior do que algum limite estabelecido. Repetir o passo 2 com esse novo conjunto, se nenhuma das novas covariáveis resultar em um valor de RV significativo, não incluí-las;
- d) Repetir passos 2 e 3 para termos de segunda ordem das covariáveis que tenham sido selecionadas.

Segundo os autores, esse algoritmo não garante a melhor forma funcional de $\hat{e}(\mathbf{x})$, mas o resultado são grupos de indivíduos com valores similares das covariáveis segundo o escore de propensão.

Após a seleção das covariáveis e o corte da amostra, os valores de $\hat{e}(\mathbf{x})$ foram estimados novamente, e assim após a estimação, ocorre a etapa 2 para identificar as observações

semelhantes entre os dois grupos, sendo apresentada a seguir.

3.2.2 Etapa 2: pareamento

Na etapa 2, após a redução do tamanho amostral com a retirada de observações com valores extremos de escore, $\hat{e}(x)$, foi necessário estratificar a amostra para aumentar o equilíbrio de covariáveis dentro de cada bloco, de forma que as unidades dos grupos de tratados e de controle possam ter, em média, o mesmo escore de propensão, e assim realizar o pareamento.

Para efetuar a estratificação, o método sugerido por Imbens e Rubin (2015) foi aplicado. Esse método seleciona o número de blocos e seus limites de valores de $\hat{e}(x)$. Quanto maior o tamanho da amostra, mais blocos serão formados. De forma geral, os passos a seguir incluem:

- a) dividir a amostra em duas utilizando o valor de escore mediano como ponto médio;
- b) efetuar um teste t para verificar se os escores de propensão médios dos dois estratos obtidos são significativamente diferentes. Se forem, deve-se manter a divisão, se não forem, não efetuar a divisão e parar;
- c) repetir os passos 1 e 2 dentro de cada estrato formado.

Após essa divisão da amostra, espera-se que cada estrato ou bloco contenha valores similares de escore de propensão médios. A partir desse momento, com a amostra reduzida e dividida, a etapa 3, fase de análise, foi iniciada.

3.2.3 Etapa 3: fase de análise

A análise é o momento em que a pergunta principal do trabalho deve ser respondida (se o recebimento do benefício do PBF realmente faz as pessoas trabalharem menos) e o efeito causal em si é estimado.

O efeito médio do tratamento (EMT) seria estimado de acordo com a equação 2.5. De forma mais simples, esse efeito seria escrito como

$$EMT = E[Y_{i1}] - E[Y_{i0}] = E[Y_1 - Y_0],$$

em que, de acordo com (WONG, 2016), Y_1 e Y_0 são os resultados potenciais que representam,

respectivamente, o resultado com a atribuição do tratamento e se o indivíduo não recebesse o tratamento.

Além disso, sob inconfundibilidade, se houver controle das covariáveis X , ou seja, observar indivíduos com valores semelhantes dessas covariáveis, a diferença entre aqueles que foram tratados e aqueles que não foram deve ser atribuída ao tratamento em si (de forma similar com o que ocorre em experimentos aleatorizados).

Os dois principais métodos utilizados para estimar o EMT foram:

a) estimação por bloco: calcula-se a média ponderada das estimativas do MQO em cada bloco de escore de propensão para se chegar à estimativa do EMT;

b) estimação por pareamento: cada unidade deve encontrar seu correspondente usando o pareamento por vizinhos-mais-próximos para se chegar a uma estimativa do EMT. Nesse momento é preciso corrigir para evitar viés.

Se a fase de delineamento for executada corretamente, os dois métodos de estimação (por bloco e por pareamento) devem se aproximar, pois eles são robustos (WONG, 2016).

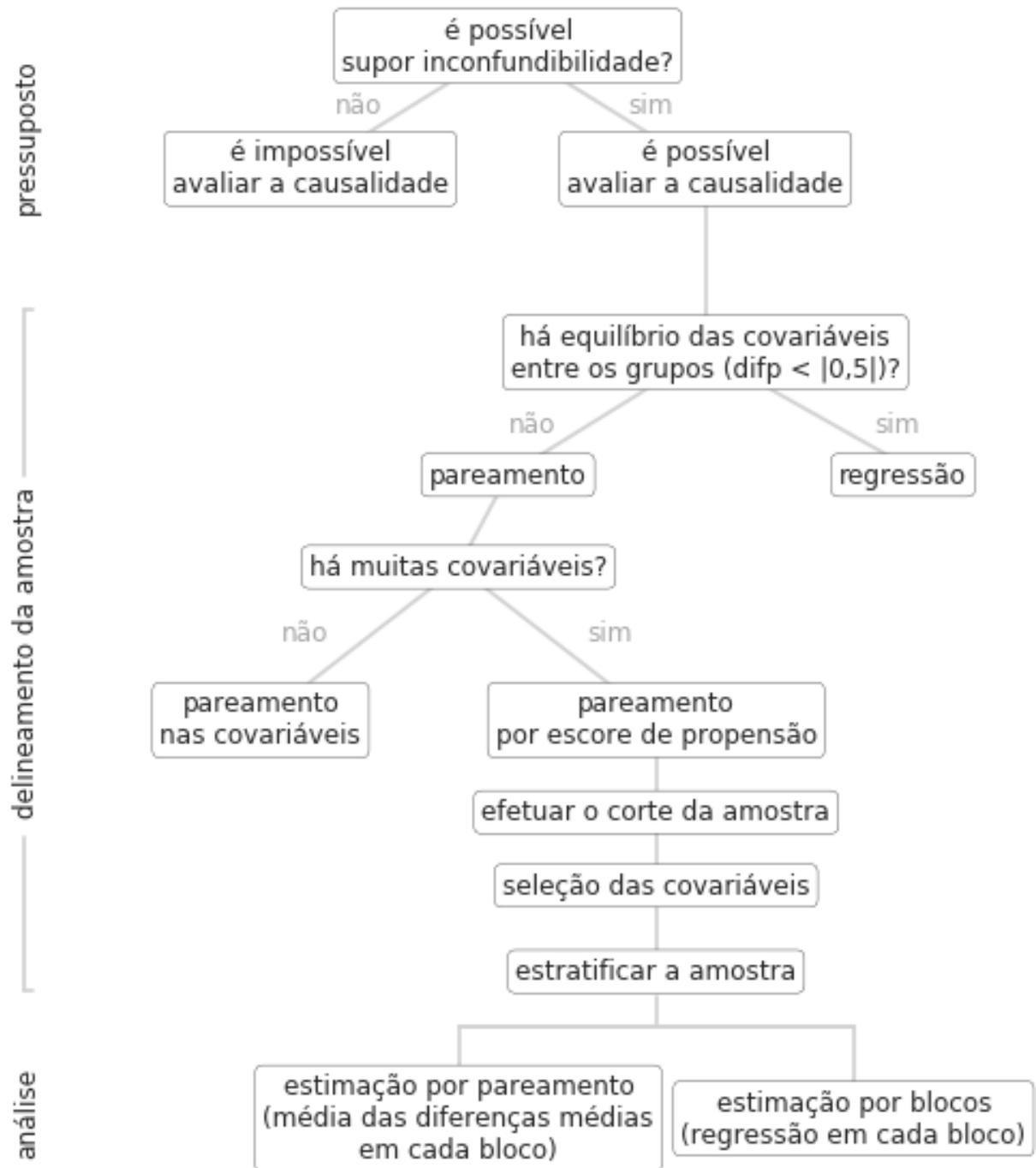
Além desses métodos, a estimação simples por MQO também foi executada para fins de comparação com os outros procedimentos. O modelo utilizado incluiu a variável *horas trabalhadas* (número de horas trabalhadas por mês) como Y e como X as covariáveis selecionadas pelos métodos anteriores.

Inicialmente, foi realizada uma análise descritiva de algumas das principais variáveis utilizadas na fase 3, sendo elas: idade, sexo, escolaridade, trabalho. E também, uma análise inocente (sendo uma análise ingênua antes do pareamento, desconsiderando as variáveis confundidoras) foi realizada, comparando o número de horas trabalhadas com os grupos de tratados e de controle.

O teste qui quadrado foi usado para verificar a existência de associação entre a variável trabalho e os grupos de tratamento. Essa análise foi efetuada para que seus resultados fossem comparados com os resultados após o pareamento.

A Figura 1 apresenta um fluxograma que resume a metodologia utilizada nesse trabalho e os resultados obtidos estão organizados na próxima seção.

Figura 1 – Fluxograma da metodologia utilizada no trabalho.



Fonte: Elaboração própria.

4 RESULTADOS

Nesta seção serão apresentados os resultados da avaliação de impacto do Programa Bolsa Família na inserção dos beneficiários no mercado de trabalho.

A primeira parte dos resultados consiste em apresentar uma análise descritiva de cada uma dessas variáveis. Todos os membros familiares dos domicílios pesquisados foram considerados. No total, há 68.395 indivíduos de todas as faixas etárias e estão representados na Tabela 6, divididos por grupo.

Tabela 6 – Número de indivíduos na amostra por grupo.

descrição	grupo	nº de indivíduos
com Bolsa Família	1	40.353
outro benefício ou cadastrado	2	22.236
sem benefício e não cadastrado	3	5.806

Fonte: Adaptado de Cedeplar (2005).

Vale ressaltar que, da forma que foi explicado na seção 3.1, os grupos de tratamento e controle foram considerados os grupos 1 e 3, respectivamente, porém optou-se pela apresentação do resumo estatístico dos três grupos, para fins de comparação. O grupo 1 representa a maior parte dos indivíduos participantes da pesquisa, sendo 40.353 entrevistados. O grupo 2 é o segundo grupo mais numeroso, composto por 22.236 entrevistados e o grupo 3 é formado por 5.806 entrevistados.

As Tabelas 7 e 10 apresentam o resumo estatístico das covariáveis por grupo (1: beneficiários do PBF, 2: beneficiários de outros programas, 3: não beneficiários), bem como da variável resposta (Y : número de horas trabalhadas). Para as covariáveis qualitativas (Tabela 7), os valores representam a proporção de observações dentro de cada categoria. Para as variáveis quantitativas (Tabela 10), medidas resumo são apresentadas (média, mediana etc.).

A partir da observação da Tabela 7 percebe-se que, entre os não beneficiários, há uma distribuição semelhante de indivíduos nas duas regiões consideradas. Para os beneficiários (do PBF e outros), há uma maior concentração (64%) nas regiões Norte, Centro-Oeste e Nordeste. As regiões Sudeste e Sul contêm a maioria de não participantes de programas sociais (48%). É importante ressaltar que, como a pesquisa AIPBF foi realizada de maneira a garantir a representatividade de todo o país, a divisão foi feita em três regiões, mas que a fusão da Norte e Centro-Oeste com a Nordeste foi feita de forma a melhorar a interpretação dos resultados.

A distribuição de indivíduos dos sexos masculino e feminino nos três grupos é similar,

Tabela 7 – Resumo estatístico das covariáveis qualitativas utilizadas (valores em porcentagem.)

		PBF	outros programas	não beneficiários
região	Norte, Centro-Oeste e Nordeste	64,0	64,0	52,0
	Sudeste e Sul	36,0	36,0	48,0
	total	100,0	100,0	100,0
sexo	masculino	48,0	48,0	49,0
	feminino	52,0	52,0	51,0
	total	100,0	100,0	100,0
capacidade de ler um bilhete	não	29,0	26,0	20,0
	sim	71,0	74,0	80,0
	total	100,0	100,0	100,0
autoavaliação de saúde	muito boa	14,0	13,0	19,0
	boa	57,0	57,0	53,0
	regular	24,0	24,0	22,0
	ruim	4,0	4,0	4,0
	muito ruim	1,0	1,0	1,0
	total	100,0	99,0*	99,0*

Fonte: Elaboração própria.

Nota: O total não foi de 100% pois alguns indivíduos não souberam responder.

com uma porcentagem um pouco maior de mulheres em todos eles (52%, 52% e 51%, respectivamente, nos grupos PBF, outros programas e não beneficiários).

Em relação à educação, para os três grupos, a maioria declarou saber ler e escrever (bilhete), com o grupo de não beneficiários apresentando uma porcentagem maior, sendo de 80%, mas com uma taxa de analfabetismo de 29% para os beneficiários do PBF e de 26% para beneficiários de outros programas.

Ao autoavaliarem sua saúde, os três grupos apresentaram informações similares, apresentando boas condições de saúde, declarando possuir uma boa saúde (57% para beneficiários de PBF e de outros programas sociais e de 53% não beneficiários) e muito boa saúde (14% para beneficiários de PBF, 13% de outros programas sociais e de 19% não beneficiários) e apenas 5% a considera como ruim ou muito ruim.

Outro fator que pode influenciar os indivíduos a participarem ou não de programas sociais é a escolaridade, com a sugestão de que quanto maior for a escolaridade, menor a necessidade de receber benefícios sociais. Como visto na Tabela 7, a taxa de analfabetismo no país ainda é muito elevada e, para verificar a escolaridade dos indivíduos, utilizou-se a variável que relata sobre qual foi o curso mais elevado que frequentou e que concluiu pelo menos uma série,

para indivíduos que declararam não frequentarem mais a escola.

Assim, as Tabelas 8 e 9 apresentam o nível de escolaridade para todos os indivíduos que declararam não frequentarem escola e o nível de escolaridade para os indivíduos maiores de 18 anos. Limitou-se a idade dos indivíduos para o mínimo de 18 anos, excluindo as crianças e jovens, pois esses ainda não possuem capacidade civil para exercer algumas atividades. Esta restrição em relação a idade foi realizada devido ao problema de pesquisa, que é verificar a influência do PBF no mercado de trabalho.

Tabela 8 – Número de indivíduos em relação à escolaridade.

nível	nº de indivíduos
ainda frequenta escola	38.843
fundamental	18.024
médio	5.844
sem declaração	2.281
alfabetização	1.034
EJA (médio)	581
EJA (fundamental)	498
graduação	463
AJA	345
pré-escola	221
creche	108
médio (não seriado)	337
pré-vestibular	31
pós-graduação	17

Fonte: Da autora adaptado de Cedeplar (2005).

Observa-se na Tabela 8 que a maioria das pessoas pesquisadas, entre crianças, jovens e adultos, declararam ainda estarem estudando, sendo um total de 38.843 indivíduos. E, ao limitar a idade para maiores de 18 anos, percebe-se um elevado número de adultos que ainda frequentam a escola em todos os níveis de escolaridade (9), indicando, assim, maior frequência em escolas de jovens e adultos. O nível de escolaridade mais elevado frequentado pela maior parte dos entrevistados mostrado na Tabela 8 foi o fundamental (18.024 indivíduos), seguido pelo médio (5.844 indivíduos).

De acordo com a Tabela 9, para os indivíduos maiores de 18 anos, percebe-se que a maioria possui como nível mais elevado de escolaridade o ensino fundamental (16.807 indivíduos), seguido também pelo ensino médio (5.598 indivíduos). Nos dados coletados não houve a declaração de escolaridade de 2.135 pessoas e um dos motivos para isso ter ocorrido pode ser que, no momento da pesquisa, os entrevistados não souberam informar a escolaridade dos outros membros familiares. Para verificar a distribuição dos níveis de escolaridade entre os grupos foi

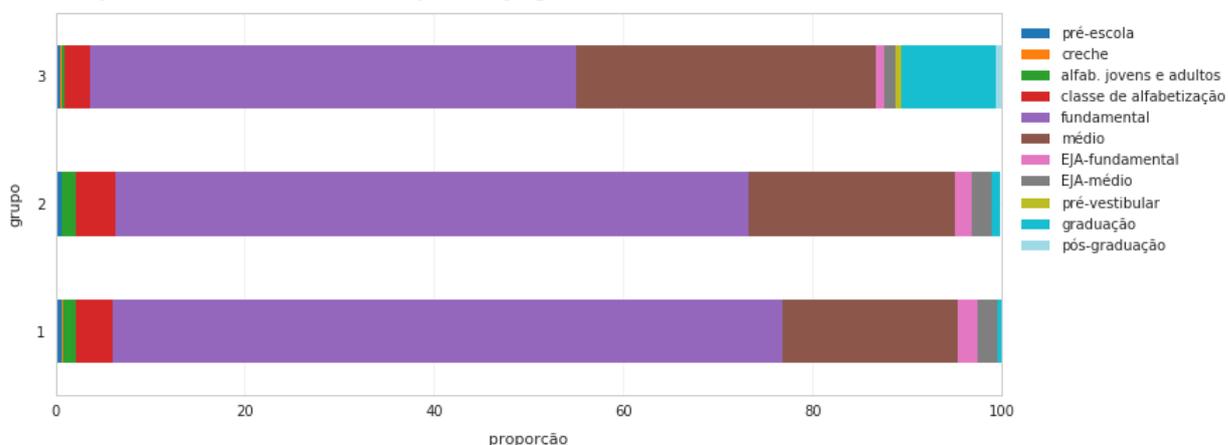
Tabela 9 – Número de indivíduos maiores de 18 anos. em relação à escolaridade.

nível	n ^o de indivíduos
fundamental	16.807
ainda frequenta escola	8.574
médio	5.598
sem declaração	2.135
alfabetização	1.000
EJA (médio)	581
graduação	463
EJA (fundamental)	459
AJA	339
pré-escola	161
creche	33
pré-vestibular	31
pós-graduação	17

Fonte: Da autora adaptado de Cedeplar (2005).

construído um gráfico mostrado na Figura 2.

Figura 2 – Escolaridade em relação aos grupos.



Fonte: Elaboração própria.

Ao verificar a escolaridade em relação aos grupos (Figura 2), percebe-se que o nível mais elevado de escolaridade para a maioria dos indivíduos de todos os grupos foi o de ensino fundamental, com maior proporção para o grupo 1 (beneficiários do PBF). Percebe-se também que o grupo 3, apesar de a maior parte dos pesquisados possuírem o ensino fundamental como maior nível de escolaridade, apresentou níveis de escolaridade com proporções mais elevadas para ensino médio, graduação e pós-graduação. Isto indica que os indivíduos não beneficiários de programas sociais possuem um nível de educação mais elevado, em comparação aos bene-

ficiários de programas sociais, especialmente o PBF, indicando que os beneficiários do PBF possuem níveis de escolaridade mais baixos comparados aos não beneficiários.

Na Tabela 10 apresenta-se o resumo estatístico das covariáveis quantitativas e variável resposta (Y).

Tabela 10 – Resumo estatístico das covariáveis quantitativas utilizadas e da variável resposta horas trabalhadas (Y).

		PBF	outros programas	não beneficiários
idade (anos)	média (\bar{X})	22,0	25,0	33,0
	desvio padrão (S)	17,0	18,0	21,0
	mínimo (min)	0,0	0,0	0,0
	mediana (med)	17,0	20,0	30,0
	máximo (max)	99,0	99,0	98,0
renda do trabalho (R\$)	média (\bar{X})	339,0	356,0	744,0
	desvio padrão (S)	1982,0	1682,0	1445,0
	mínimo (min)	0,0	0,0	0,0
	mediana (med)	250,0	300,0	400,0
	máximo (max)	8000,0	80000,0	40000,0
horas trabalhadas (Y)	média (\bar{X})	40,0	40,0	42,0
	desvio padrão (S)	17,0	17,0	16,0
	mínimo (min)	0,0	0,0	0,0
	mediana (med)	40,0	40,0	40,0
	máximo (max)	99,0	99,0	99,0

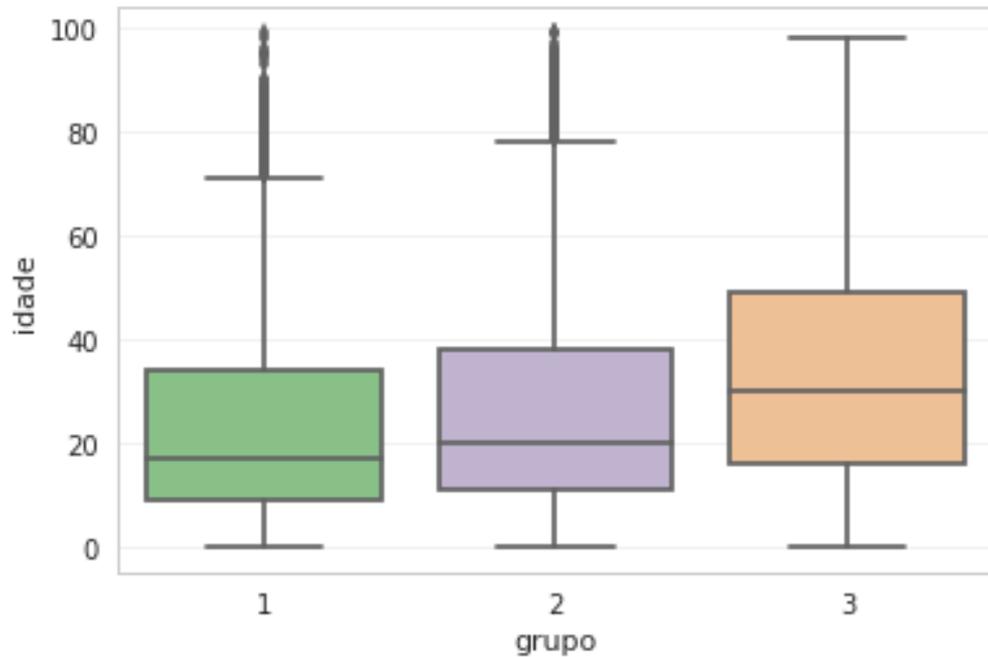
Fonte: Elaboração própria.

A idade é um fator que pode afetar na decisão dos indivíduos em participar ou não de programas sociais, já que ela interfere na participação no mercado de trabalho, na decisão de ter filhos, entre outros motivos. Na Tabela 10 é apresentado um resumo estatístico da variável idade, em que se percebe que os beneficiários do PBF e de outros programas sociais apresentaram comportamentos semelhantes, sendo os grupos que contêm mais crianças e jovens, com valores de mediana de 17 anos para o grupo 1 e de 20 anos para o grupo 2, além de valores de média similares. Em contrapartida, o grupo 3 contém pessoas com idade mais elevada, com mediana de 30 anos e média de idade de 33 anos. Essa observação sugere que domicílios atendidos por programas sociais geralmente são compostos por pessoas mais jovens.

Essas informações podem ser visualizadas por meio de *boxplots*, apresentados na Figura 3. Nessa figura é possível visualizar melhor como o grupo 1, de beneficiários do PBF, é o que tende a apresentar valores de idade mais baixos do que os outros grupos e é o que apresenta

mais *outliers*, com valores acima de 70 anos para o caso do grupo 1.

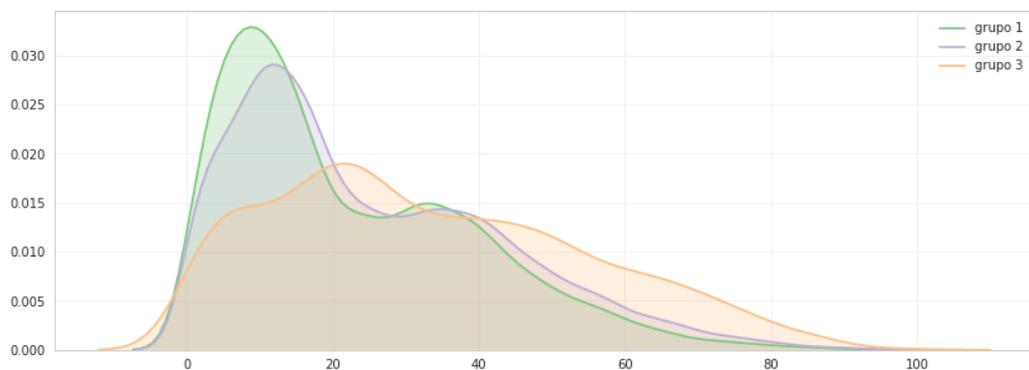
Figura 3 – Boxplot da idade em relação aos grupos.



Fonte: Elaboração própria.

A Figura 4 apresenta um gráfico de densidade da idade em relação aos grupos sobrepostos, em que percebe-se que apesar de serem similares e próximos, os beneficiários do PBF são mais jovens em relação aos outros grupos, e o grupo de não beneficiários possui indivíduos com idade mais elevada e dispersa entre as faixas etárias.

Figura 4 – Gráfico sobreposto da idade em relação aos grupos.



Fonte: Elaboração própria.

Outra variável que pode influenciar na participação dos indivíduos no mercado de trabalho é a renda, por ser um fator que influencia sobre a decisão dos indivíduos em participar do

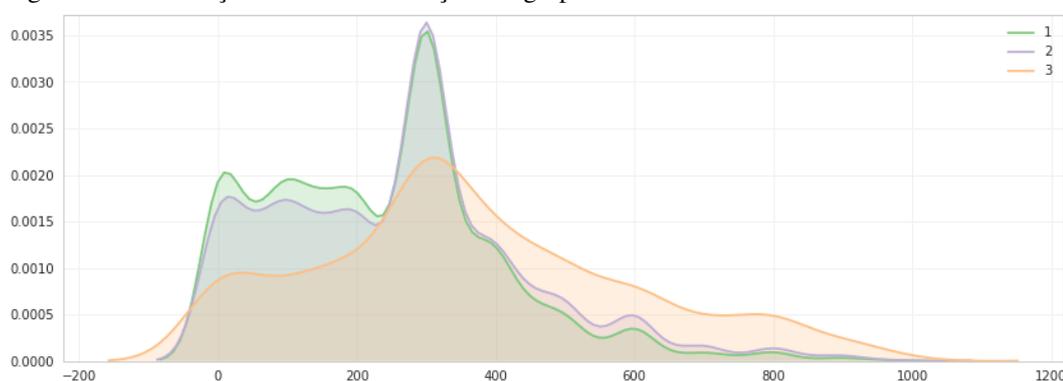
mercado de trabalho. Para a análise descritiva, as crianças e os jovens menores de 18 anos foram retirados do conjunto de dados, por estes ainda não possuírem capacidade civil para participar do mercado de trabalho. Além disso, aqueles que não declararam sua renda (representada pelo código 99999) também foram retirados dessa análise descritiva.

Pela observação da Tabela 10 percebe-se que a renda média dos indivíduos beneficiários do Bolsa Família (grupo 1) é a menor entre os grupos observados, sendo de R\$ 339,00. Este valor encontra-se acima do salário mínimo[†] do período. O grupo 3 (não beneficiários) apresenta renda média aproximadamente duas vezes maior em comparação aos grupos beneficiados por programas sociais, sendo de R\$ 744,00. A maior parte das observações encontradas possuíam renda abaixo de R\$ 1.000,00.

É digno de nota o fato que as rendas máximas apresentam valores extremamente altos, mas que estão muito distantes do quantil $q_{0,99}$, indicando que esses valores pertencem a menos de 1% da população observada. Além disso, tais valores podem ser decorrentes de erros de digitação, o que não é possível confirmar. Observando estes fatos, para as rendas extremamente altas (maiores que R\$ 50.000,00) foram encontradas 5 observações, e o que as destacam é que pertencem aos grupos que recebem benefícios de programas sociais. Diminuindo o valor dessa restrição da renda para R\$ 5.000,00, o número de observações aumenta para 20, e todas essas observações pertencem ao grupo de beneficiários do PBF.

O comportamento da renda em relação aos grupos pode ser sintetizada na Figura 5, um histograma suavizado da distribuição da variável nos três grupos, considerando apenas os valores de renda menores do que R\$ 1.000,00 para melhor visualização.

Figura 5 – Distribuição da renda em relação aos grupos.

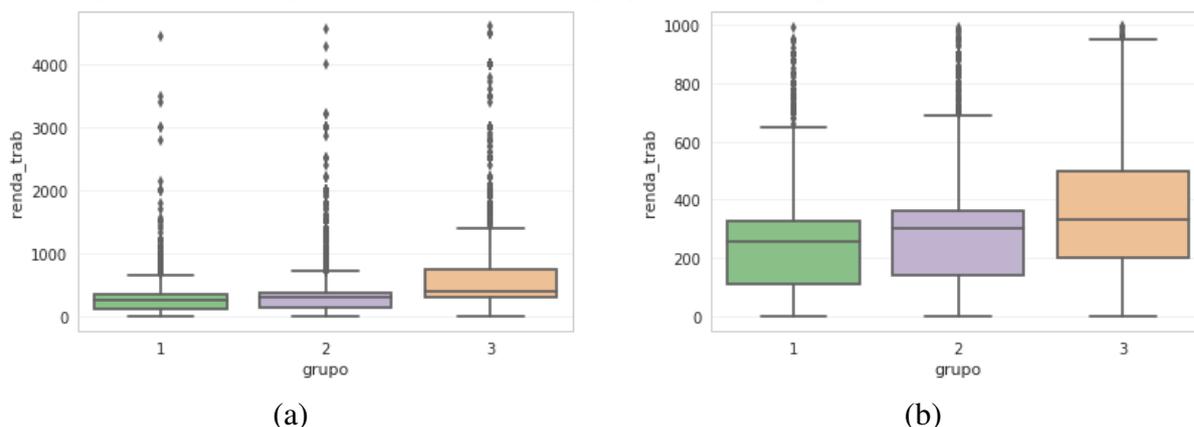


Fonte: Elaboração própria.

[†]O salário mínimo no ano de 2005 era de R\$ 300,00

Percebe-se que os grupos 1 e 2 apresentam comportamentos muito semelhantes e rendas menores que o grupo 3, que apresenta renda mais elevada. Porém, todas as distribuições apresentam valores máximos em torno de R\$ 300,00, o salário mínimo da época. Estas verificações podem ser melhor observadas nos *boxplots* da renda apresentados na Figura 6.

Figura 6 – Distribuição da renda em relação aos grupos (menores do que R\$5.000,00 e R\$1.000,00)



Fonte: Elaboração própria.

No primeiro *boxplot* (Figura 6 a) foram selecionadas apenas rendas menores do que R\$ 5.000,00 e, no segundo (Figura 6 b), as menores do que R\$ 1.000,00. Isso foi feito para melhorar a visualização da distribuição dos valores. Percebe-se o valores das rendas dos beneficiários de programas sociais são sempre mais baixos se comparadas aos não beneficiários.

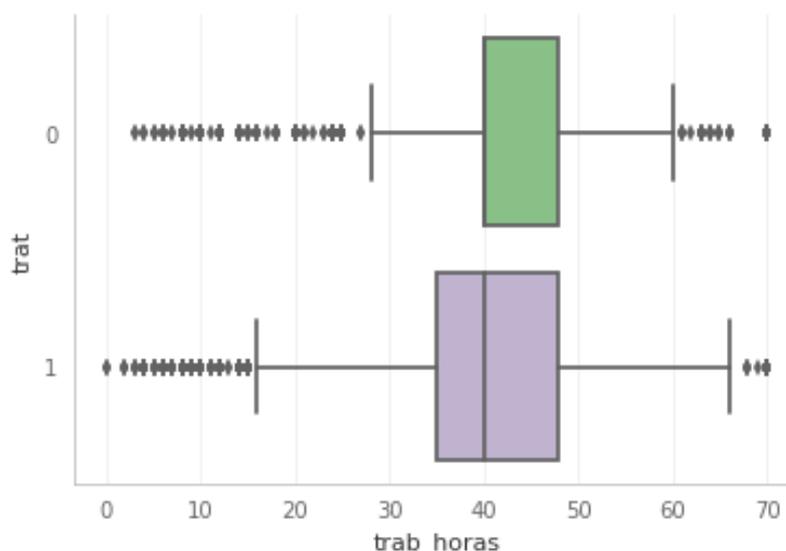
A análise descritiva apresentada referiu-se a algumas variáveis que poderiam influenciar na decisão de participar do PBF ou na participação no mercado de trabalho. Para estimar o efeito do PBF (EMT) foram seguidos os passos definidos na seção 3 e alguns dos resultados são apresentados a seguir.

Antes de iniciar a análise propriamente dita, a variável referente ao trabalho (Y : número de horas trabalhadas) foi representada em relação aos grupos de tratados e controle, de acordo com a Figura 7.

No *boxplot* representado na Figura 7 percebe-se que os grupos de tratados (1) e de controle (0) foram semelhantes, porém a dispersão no grupo controle é um pouco menor. Isso sugere, num primeiro momento, que ser beneficiário do PBF não faz os indivíduos trabalharem menos, assim não influenciando o nível de atividade dos grupos no mercado de trabalho. Essa seria uma análise inocente, em que apenas se observam os valores da variável resposta nos dois grupos, sem se levar em conta todos os problemas levantados nas seções anteriores.

Na Tabela 11 mostra-se o resumo estatístico da variável resposta Y : número de horas

Figura 7 – Número de horas trabalhadas em relação aos grupos.



Fonte: Elaboração própria.

trabalhadas, considerando-se apenas os grupos de controle (não beneficiários) e tratados (beneficiários).

Tabela 11 – Resumo estatístico da variável resposta.

Variável	grupo controle		grupo tratado		diferença
	\bar{Y}	S	\bar{Y}	S	
horas trabalhadas	40,97	13,05	39,84	13,94	-1,13

Fonte: Elaboração própria.

Percebe-se que a diferença das médias amostrais entre os grupos de tratados e de controle é baixa (1,13 em módulo), não aparentando existir uma interferência do PBF no mercado de trabalho por meio dessa análise inocente. Se o experimento fosse aleatorizado, essa diferença seria um estimador do EMT, porém, como os dados são observacionais, esse procedimento não é correto. Isso será averiguado posteriormente com a utilização dos métodos adequados.

Na Tabela 12 há o resumo estatístico das covariáveis para os grupos de tratados e controle, incluindo as diferenças padronizadas das médias (dif_p).

Uma covariável que chama a atenção é *renda do trabalho*, pois sua média para o grupo controle foi de R\$ 8.148,65 e para grupo de tratados foi de R\$ 8.621,54 (Tabela 12). A partir dos resultados das Tabelas 11 e 12 percebe-se que, apesar de os beneficiários do PBF possuírem aproximadamente o mesmo número de horas de trabalho em comparação aos não beneficiários, eles apresentam um rendimento, em média, menor.

Como já mencionado, a regra empírica de Wong (2016) sugere verificar se os valores

Tabela 12 – Resumo estatístico das covariáveis observadas.

Variável	grupo controle		grupo tratamento		$diff_p$
	\bar{X}	S	\bar{X}	S	
escolaridade	7,21	2,51	5,68	1,55	-0,73
idade	37,53	12,79	35,14	10,68	-0,20
renda do trabalho	8.148,65	26.063,33	8.621,54	27.540,23	0,02
autoavaliação de saúde	2,04	0,74	2,27	0,76	0,32
sexo	0,41	0,49	0,41	0,49	0,00
bilhete	0,97	0,18	0,91	0,29	-0,24
região	0,52	0,50	0,38	0,49	-0,27

Fonte: Elaboração própria.

de $diff_p$ são maiores do que $|0,5|$. Pode-se notar pela Tabela 12 que a covariável *escolaridade* apresentou valor $|diff_p| = 0,723$, maior do que $|0,5|$. As covariáveis *autoavaliação de saúde* e *região* apresentaram valores altos de $|diff_p|$ (0,32 e 0,27, respectivamente) e isso pode ser indicativo de desequilíbrio nas covariáveis, o que confirma a ideia de que o pareamento parece ser necessário e não se deve utilizar a regressão.

O passo seguinte foi obter os valores dos escores de propensão utilizando regressão logística. Além disso, foram utilizados métodos automáticos para selecionar as covariáveis a serem incluídas, por meio de testes da razão de verossimilhança, como apresentado na seção 3.2.1.1. E ainda, como houve indicativo de desequilíbrio das covariáveis, é importante realizar o corte das amostras que apresentam valores de escore de propensão extremos e dividir a amostra total em blocos, de modo a obter indivíduos com valores de escore de propensão similares.

Na Tabela 13 são apresentadas as covariáveis selecionadas pelo método automático apresentado na seção 3.2.1.1 e as estimativas obtidas.

Tabela 13 – Covariáveis selecionadas utilizando o teste da razão de verossimilhança.

	estimativa	S	z	valor- p	$IC_{0,95}$
intercepto	4,665	0,244	19,145	0,000	[4,188; 5,143]
escolaridade	-0,389	0,017	-23,456	0,000	[-0,421; -0,356]
idade	-0,033	0,003	-11,963	0,000	[-0,039; -0,028]
renda do trabalho	-0,000	0,000	-0,518	0,604	[-0,000; 0,000]
autoavaliação de saúde	-0,337	0,044	7,714	0,000	[0,252; 0,423]
sexo	0,165	0,064	2,591	0,010	[0,040; 0,289]
bilhete	-0,768	0,158	-4,862	0,000	[-1,077; -0,458]
região	-0,438	0,062	-7,016	0,000	[-0,560; -0,315]

Fonte: Elaboração própria.

A interpretação dos coeficientes das estimativas presentes na Tabela 13 seria em termos

de aumento ou diminuição da probabilidade de receber o tratamento que é, neste caso, receber o benefício do PBF. Analisando os valores- p , percebe-se que apenas a variável *escolaridade* não foi significativa, ou seja, a escolaridade não afeta a probabilidade de o indivíduo receber ou não o benefício. Uma variável que apresentou um coeficiente alto foi *bilhete*, assim, a pessoa ser capaz de ler um bilhete (ou não ser analfabeta) diminui em cerca de 77% a probabilidade de ela receber o Bolsa Família, pois o seu coeficiente é negativo e igual a 0,768. Já a pessoa ser do sexo feminino (nível 1 da variável *sexo*) aumenta em cerca de 17% essa probabilidade. A pessoa ser da região Sudeste e Sul diminui em aproximadamente 44% a probabilidade de receber o benefício, comparando-se com as regiões Norte, Centro-Oeste e Nordeste. Para as outras variáveis a interpretação é similar.

Os resultados obtidos após a estratificação e corte da amostra são apresentados na Tabela 14. Essa tabela apresenta o intervalo de valores do escore de propensão, $\hat{e}(\mathbf{x})$, para cada bloco (estrato), o tamanho da amostra para cada grupo e a média de valores de $\hat{e}(\mathbf{x})$ para cada estrato ($\bar{X}_{\hat{e}(\mathbf{x})}$). Além disso, as diferenças padronizadas entre os valores de escore também são apresentadas.

Tabela 14 – Resultados obtidos dos valores do escore de propensão, $\hat{e}(\mathbf{x})$, para os grupos tratamento e controle, após estratificação e corte da amostra.

estrato	$\hat{e}(\mathbf{x})$		n		$\bar{X}_{\hat{e}(\mathbf{x})}$		$diff_p$
	<i>min</i>	<i>max</i>	controle	tratados	controle	tratados	
1	0,102	0,571	681	434	0,371	0,466	-0,995
2	0,572	0,695	404	709	0,640	0,640	-1,151
3	0,695	0,777	242	871	0,735	0,735	-2,110
4	0,777	0,835	188	926	0,805	0,805	-0,136
5	0,835	0,900	170	944	0,864	0,864	-2,137

Fonte: Elaboração própria.

O ponto de corte definido para a estratificação do escore de propensão foi de 0,1, excluindo-se todos os indivíduos que apresentaram valores abaixo de 0,1 e acima de $1 - 0,1 = 0,9$. A partir dos indivíduos que restaram na amostra foram construídos cinco estratos.

O principal efeito que este trabalho tenta medir é o EMT, o efeito médio do PBF sobre a variável *horas trabalhadas* (Y). Foram comparados os resultados obtidos com três métodos: regressão por MQO, estimação por blocos e pareamento por escore de propensão. Na Tabela 15 são apresentados os valores das estimativas do EMT utilizando os três métodos de estimação, bem como o erro padrão, a estatística z , seu valor- p e o intervalo de confiança (IC) a 95% para o valor da estimativa.

Tabela 15 – Valores das estimativas EMT obtidas pelos métodos: MQO, blocos e pareamento

método	estimativa	S	z	valor- p	IC _{0,95}
MQO	-1,348	0,426	-3,160	0,002	[-2,183; -0,512]
blocos	-1,239	0,433	-2,860	0,004	[-2,088; -0,390]
pareamento	-0,910	0,721	-1,262	0,207	[-2,322; 0,503]

Fonte: Elaboração própria.

Avaliando a significância pode-se perceber que o EMT foi significativo pelos métodos dos blocos e MQO. A interpretação no caso do MQO seria a de que receber o benefício do PBF resultaria na diminuição de cerca de 1,3 horas de trabalho semanal (já que seu coeficiente foi -1,348).

Porém, houve divergências em relação aos efeitos obtidos pelos três métodos de estimação. Waernbaum (2012), em um estudo de simulação, avaliou a estimação por pareamento e a comparou com outros estimadores, demonstrando que o estimador de pareamento apresenta maior robustez. Rubin e Thomas (2000) afirmam que análises baseadas em pareamento por escore de propensão são superiores às baseadas em amostras sem pareamento, mesmo que algum tipo de ajuste na regressão tenha sido realizado (como é o caso dos blocos). Segundo Rubin (1973), as estimações utilizando pareamento e blocos reduzem o viés de seleção e que a estimação por blocos geralmente produz a estimativa menos viesada. Imbens e Rubin (2015) ressaltam a superioridade do método do pareamento em relação ao método MQO em relação à robustez. Mesmo se diferentes métodos de pareamento forem usados, suas estimativas são muito mais próximas entre si, tornando-o um método bem mais atrativo para estudos observacionais.

Considerando a superioridade dos métodos de pareamento e blocos, o efeito de diminuição nas horas de trabalho dos beneficiários não foi significativa no caso do pareamento e muito pequena no caso dos blocos, contrariando a afirmação de que receber o Bolsa Família faz as pessoas trabalharem menos.

Esses resultados são similares aos encontrados por Chitolina, Foguel e Menezes-Filho (2016), em que o BVJ (Bolsa Variável Jovem, uma ampliação do PBF) não afetou significativamente a oferta e a jornada de trabalho dos pais. Mattos, Maia e Marques (2010) avaliaram dois programas sociais, o Renda Mínima e o Bolsa Escola, por meio do pareamento por escore de propensão e constataram que não houve alteração no número de horas trabalhadas e na probabilidade de estar empregado. Dessa forma, os resultados obtidos com os dados do AIPBF reforçam o que foi obtido pelos autores mencionados.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

O Programa Bolsa Família é uma política pública que tem como foco a redução da pobreza, atingindo principalmente a população pobre e extremamente pobre da sociedade brasileira. Assim, o programa tem como desafio buscar a inclusão social e o desenvolvimento econômico da sociedade.

Desde seu início muitas críticas surgiram em torno do programa e uma das principais críticas refere-se ao comportamento laboral dos beneficiários, no qual a transferência de renda pode causar uma dependência, desincentivando os beneficiários a trabalharem.

A partir dos dados provenientes da AIPBF de 2005 foi realizado o pareamento por escore de propensão para buscar responder à pergunta: o PBF desestimula as pessoas a trabalharem? A partir da análise efetuada, a resposta é negativa, as pessoas que recebem o benefício não tendem a trabalhar menos, já que o efeito obtido pelos dois métodos considerados superiores (pareamento e blocos) foi considerado não significativo pelo primeiro e muito pequeno pelo segundo. Ou seja, o Programa Bolsa Família não faz as pessoas trabalharem menos.

O resultado encontrado sobre o comportamento laboral dos beneficiários mostrou ser de grande relevância, podendo servir como auxílio aos formuladores e avaliadores do PBF. Segundo JANNUZZI P. M.; PINTO (2013) “é a complexidade da realidade social e da operação dos programas que tem mostrado a necessidade de abordagens metodológicas mais ecléticas para responder às necessidades de informação de gestores na gestão e decisão quanto aos programas sociais”. Assim, com esse resultado, desmitifica-se uma das principais críticas ao programa, que é a redução do nível de atividades dos beneficiários. As condicionalidades (como a frequência escolar) imposta aos beneficiários podem ser um dos fatores que ocasionaram esse resultado, em que os adultos terão um maior número de horas para direcionar ao trabalho. O valor do benefício pode ser um outro fator, apesar terem autonomia em relação a como direcionam esses rendimentos, os beneficiários veem esses incentivos apenas como um complemento à renda e não como substituição ao salário.

REFERÊNCIAS

- AGRESTI, A. **Foundations of linear and generalized linear models**. New Jersey: Wiley, 2015.
- ARAÚJO, G. S.; RIBEIRO, R.; NEDER, H. D. Impactos do programa bolsa família sobre o trabalho de crianças e adolescentes residentes na área urbana. **Encontro Nacional de Economia**, v. 38, 2010.
- BARROS, R. P.; LIMA, L. Avaliação de impacto de programas sociais. In: MENEZES-FILHO, N. (Ed.). **Avaliação econômica de projetos sociais**. São Paulo: Dinâmica Gráfica e Editora, 2012. cap. 1, p. 13–29.
- BEIGUELMAN, B. **Curso prático de bioestatística**. Ribeirão Preto: Revista Brasileira de Genética, 2002.
- CAMELO, R. S.; TAVARES, P. A.; SAIANI, C. C. S. Alimentação, nutrição e saúde em programas de transferência de renda: evidências para o programa bolsa família. **Revista Economia**, 2009.
- CEDEPLAR. CENTRO DE DESENVOLVIMENTO E PLANEJAMENTO REGIONAL. **Descrição da Pesquisa de Avaliação de Impacto do Programa Bolsa Família: o processo amostral**. [S.l.], 2005. Disponível em: <<http://www.nadd.prp.usp.br/cis/DetailBancoDados.aspx?cod=B321&lng=pt-br>>. Acesso em: 10 ago. 2017.
- CHATTERJEE, S.; HADI, A. S. **Regression analysis**. 4. ed. New York: John Wiley & Sons, 2006.
- CHITOLINA, L.; FOGUEL, M. N.; MENEZES-FILHO, N. A. The impact of the expansion of the bolsa família program on the time allocation of youths and their parents. **Revista Brasileira de Economia**, SciELO Brasil, v. 70, n. 2, p. 183–202, 2016.
- COSTA, D. J.; CUNHA, M. S. O programa bolsa família e a oferta de trabalho: evidências para o brasil e paran . **Revista de Economia**, v. 40, n. 2, p. 105–128, maio/ago. 2014.
- DEHEJIA, R. H.; WAHBA, S. Causal effects in nonexperimental studies: Reevaluating the evaluation of training programs. **Journal of the American statistical Association**, Taylor & Francis Group, v. 94, n. 448, p. 1053–1062, 1999.
- DRAPPER, N. R.; SMITH, H. **Applied regression analysis**. 3. ed. New York: John Wiley & Sons, 1998.
- DUARTE, G. B.; SAMPAIO, B.; SAMPAIO, Y. Programa bolsa família: impacto das transfer ncias sobre os gastos com alimentos em fam lias rurais. **Revista de economia e sociologia rural**, SciELO Brasil, v. 47, n. 4, p. 903–918, 2009.
- FOGUEL, M. N. Modelo de resultados potenciais. In: MENEZES-FILHO, N. (Ed.). **Avalia o econ mica de projetos sociais**. S o Paulo: Din mica Gr fica e Editora, 2012. cap. 2, p. 35–48.
- HUNTER, J. D. Matplotlib: A 2d graphics environment. **Computing in science & engineering**, IEEE, v. 9, n. 3, p. 90–95, 2007. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1109/MCSE.2007.55>>. Acesso em: 21 ago. 2017.

IMBENS, G. W.; RUBIN, D. B. **Causal inference in statistics, social, and biomedical sciences**. [S.l.]: Cambridge University Press, 2015.

JANNUZZI, P. M. **Monitoramento e Avaliação de Programas Sociais**. Campinas: Alínea, 2016.

JANNUZZI P. M.; PINTO, P. R. Bolsa família e seus impactos nas condições de vida da população brasileira: uma síntese dos principais achados da pesquisa de avaliação de impacto do bolsa família II. In: CAMPELLO TEREZA; NERI, M. C. (Ed.). **Programa Bolsa Família: uma década de inclusão e cidadania**. Brasília, DF: IPEA, 2013. p. 207–216.

JONES, E. et al. **SciPy: Open source scientific tools for Python**. [s.n.], 2014. Disponível em: <<https://scipy.org>>. Acesso em: 21 ago. 2017.

KHANDKER, S. R.; KOOLWAL, G. B.; SAMAD, H. A. **Handbook on impact evaluation: quantitative methods and practices**. [S.l.]: World Bank Publications, 2009.

MAGALHÃES, A. M. et al. A experiência recente do pronaf em pernambuco: uma análise por meio de propensity score. **Economia aplicada**, SciELO Brasil, v. 10, n. 1, p. 57–74, 2006.

MAGALHAES, M. N.; LIMA, A. C. **Noções de Probabilidade e Estatística**. 7. ed. São Paulo: EDUSP, 2010.

MATTOS, M.; MAIA, S.; MARQUES, F. Evidências da relação entre oferta de trabalho e programas de transferência de renda no brasil: bolsa escola versus renda mínima. **Revista de Pesquisa e Planejamento Econômico**, v. 40, n. 2, ago. 2010.

MCKINNEY, W. Pydata development team. **Pandas: Powerful Python Data Analysis Toolkit**, 2017. Disponível em: <<https://pandas.pydata.org/pandas-docs/stable/>>. Acesso em: 21 ago. 2017.

MOREIRA, G. C. et al. Programa bolsa família e violência doméstica contra a mulher no brasil. **Estudos Econômicos**, São Paulo, v. 46, n. 4, p. 973–1002, 2016.

MORGAN, S. L.; WINSHIP, C. **Counterfactuals and causal inference**. Cambridge: Cambridge University Press, 2014.

PAULA, G. A. **Modelos de regressão com apoio computacional**. São Paulo: IME-USP, 2013.

PINTO, C. C. X. Pareamento. In: MENEZES-FILHO, N. (Ed.). **Avaliação econômica de projetos sociais**. São Paulo: Dinâmica Gráfica e Editora, 2012. cap. 5, p. 85–105.

PRÓSPERI, L. O. **O Programa Bolsa Família, o “efeito preguiça” e o mercado de trabalho**. 2015. Dissertação (mestrado em Gestão pública e sociedade) — Universidade Federal de Alfenas, Varginha.

PYTHON Programming Language. [s.n.], 2017. Disponível em: <github.com/python/cpython>. Acesso em: 26 fev. 2017.

RESENDE, A. C. C.; OLIVEIRA, A. M. H. C. Avaliando resultados de um programa de transferência de renda: o impacto do bolsa-escola sobre os gastos das famílias brasileiras. **Estudos Econômicos**, v. 38, n. 2, p. 235–265, 2008.

- ROSENBAUM, P. R.; RUBIN, D. B. The central role of the propensity score in observational studies for causal effects. **Biometrika**, Oxford University Press, v. 70, n. 1, p. 41–55, 1983.
- RUBIN, D. B. The use of matched sampling and regression adjustment to remove bias in observational studies. **Biometrics**, JSTOR, p. 185–203, 1973.
- RUBIN, D. B.; THOMAS, N. Combining propensity score matching with additional adjustments for prognostic covariates. **Journal of the American Statistical Association**, Taylor & Francis Group, v. 95, n. 450, p. 573–585, 2000.
- SOARES, S.; SÁTYRO, N. **O Programa Bolsa Família: desenho institucional, impactos e possibilidades futuras**. Brasília: Ipea, 2009.
- SWEENEY, D. J.; WILLIAMS, T. A.; ANDERSON, D. R. **Estatística aplicada à administração e economia**. 3. ed. São Paulo: Cengage Learning, 2014.
- TAVARES, F. S.; ALMEIDA, A. N. de. Os impactos dos royalties do petróleo em gastos sociais no Brasil: Uma análise usando propensity score matching. **Revista Economia & Tecnologia**, v. 10, n. 2, p. 93–106, abr./jun. 2014.
- TAVARES, P. A. Efeito do programa bolsa família sobre a oferta de trabalho das mães. **Economia e sociedade**, v. 19, n. 3, p. 613–635, 2010.
- WAERNBAUM, I. Model misspecification and robustness in causal inference: comparing matching with doubly robust estimation. **Statistics in medicine**, Wiley Online Library, v. 31, n. 15, p. 1572–1581, 2012.
- WALT, S. v. d.; COLBERT, S. C.; VAROQUAUX, G. The numpy array: a structure for efficient numerical computation. **Computing in Science & Engineering**, IEEE, v. 13, n. 2, p. 22–30, 2011. Disponível em: <<https://aip.scitation.org/doi/abs/10.1109/MCSE.2011.37>>. Acesso em: 21 ago. 2017.
- WASKOM, M. et al. **Seaborn: statistical data visualization**. [s.n.]. Disponível em: <<https://seaborn.pydata.org>>. Acesso em: 21 Ago. 2017.
- WONG, L. **Causal Inference in Python: a vignette**. [s.n.], 2016. Disponível em: <<http://causalinferenceinpython.org/causalinference.html>>. Acesso em: 21 Ago. 2017.

APÊNDICES

APÊNDICE A - Tabela com variáveis utilizadas na pesquisa AIPBF.

Tabela 16 – Variáveis da pesquisa Avaliação de Impacto do Programa Bolsa Família (AIPBF)

(continua)

Variável	Descrição
tratamento	<i>dummy</i> : 0 (grupo controle: não beneficiário) e 1 (grupo tratamento: beneficiário)
sexo	sexo (1: masculino, 2:feminino)
idade	idade do entrevistado
escolaridade	última série com aprovação: 1= primeira, ..., 8 = oitava; 9 = curso não-seriado e 10 = nenhum (para quem não está estudando)
condição no domicílio	condição na família (responsável, cônjuge, ...)
estado civil	estado civil do entrevistado(para pessoas com 14 anos ou mais)
capacidade de ler um bilhete	o morador sabe ler ou escrever um bilhete
autoavaliação de saúde	como o entrevistado avalia o estado de sua saúde
ramo de atividade	ramo de atividade (1: agricultura, 2: indústria, 3: construção civil, 4: comércio, 5: transportes, 6: outros serviços, 7: administração pública, 9: sem declaração)
posição na ocupação	posição ocupada no trabalho pelo entrevistado (0: sem declaração, 1: empregado com carteira no setor público, 2: empregado sem carteira no setor público, 3: empregado com carteira no setor privado, 4: empregado sem carteira no setor privado, 5: empregador, 6: trabalhador por conta própria, 7: cooperativado, 8: rural - trabalhador na produção para próprio consumo, 9: não remunerado)
renda do trabalho	para o trabalhador, rendimento mensal, incluindo vale transporte e vale refeição
situação do domicílio	situação do domicílio (1: urbano, 2: rural)
região	região (1: Norte e Centro-Oeste, 2: Nordeste, 3: Sudeste e Sul)
número de pessoas	número de pessoas moram no domicílio
parentesco	parentesco em relação ao responsável
nascimento	dia e mês de nascimento do entrevistado
estado civil	estado civil do entrevistado
pai	o pai mora no domicílio
mãe	a mãe mora no domicílio
nacionalidade	nacionalidade do entrevistado

Tabela 15 - Variáveis da pesquisa Avaliação de Impacto do Programa Bolsa Família (AIPBF)

Variável	Descrição
residência	há quanto tempo fixou residência no Brasil (para naturalizado brasileiro e estrangeiro)
tempo no município	há quanto tempo o entrevistado mora neste município
tempo no domicílio	há quanto tempo o entrevistado mora neste domicílio
antes dos 14 anos certidão de nascimento	onde o entrevistado viveu a maior parte do tempo até seus 14 anos o entrevistado possui certidão de nascimento ou casamento
identidade	o entrevistado possui documento de identidade (registro geral)
CPF	o entrevistado possui CPF
Título de eleitor	o entrevistado possui título de eleitor
altura	qual altura do entrevistado
altura (medida)	a altura do entrevistado foi medida
altura com foi medida	como foi medida a altura do entrevistado
peso	qual o peso (quilos e gramas) do entrevistado - para crianças menores de 2 anos, peso do adulto com a criança no colo
peso do adulto	qual o peso do adulto (para adulto que segurou criança na balança)
peso (medido)	foi pesado o entrevistado
escola (ano passado)	no ano passado, o entrevistado frequentava escola ou creche
curso (ano passado)	qual foi o curso que o entrevistado frequentava no ano passado
série (ano passado)	qual série o entrevistado frequentava no ano passado
frequenta escola	o entrevistado frequenta escola ou creche atualmente
não frequenta	porque o entrevistado não frequenta escola
idade quando largou	a idade que o entrevistado tinha quando deixou de frequentar escola
curso (atualmente)	qual curso o entrevistado frequenta atualmente
série (atualmente)	qual série o entrevistado frequenta atualmente
turno da escola	em qual turno frequenta escola atualmente
faz refeição	o entrevistado faz alguma refeição gratuita na escola
frequência das refeições	com qual frequência faz as refeições gratuitas na escola
tipo de refeição	o tipo da principal refeição gratuita que faz na escola
composição da refeição	para esta refeição, qual era a composição principal
segunda refeição	o tipo da segunda principal refeição gratuita feita na escola

(continuação)

Tabela 15 - Variáveis da pesquisa Avaliação de Impacto do Programa Bolsa Família (AIPBF)

Variável	Descrição
composição da segunda refeição	qual a composição principal da segunda refeição feita na escola
quantidade de refeição	faz mais que duas refeições diárias na escola
transporte	o principal meio de transporte utilizado para ir a escola
tempo (escola)	quanto tempo gasta habitualmente para ir à escola
escola (30 dias)	deixou de ir à escola nos últimos 30 dias
escola (7 dias)	quantos dias deixou de ir à escola nos últimos 7 dias
não ir à escola	principal motivo pelo qual o entrevistado deixou de ir à escola nos últimos 7 dias
última série	qual é a última série com aprovação do entrevistado
idade escolaridade	quantos anos tinha quando iniciou a série do ensino fundamental
AJA	o entrevistado iniciou algum Alfabetização de Jovens e Adultos (AJA)
AJA (não iniciou)	por que não iniciou curso de AJA
AJA (idade iniciou)	quantos anos tinha quando iniciou um curso de AJA pela primeira vez
AJA (iniciou)	quantas vezes o entrevistado iniciou um curso de AJA
AJA (concluiu)	quantas vezes o entrevistado concluiu um curso de AJA
AJA (não concluiu)	por que o entrevistado não concluiu curso de AJA
AJA (idade concluiu)	quantos anos o entrevistado tinha quando concluiu o AJA pela última vez
AJA (meses iniciou)	há quantos meses o entrevistado iniciou o curso de AJA (somente para alunos de AJA)
EJA	iniciou algum curso de Educação de Jovens e Adultos (EJA)
EJA (não iniciou)	por que o entrevistado não iniciou curso de EJA
EJA (idade iniciou)	com qual idade o entrevistado iniciou um curso de EJA pela primeira vez
EJA (concluiu)	o entrevistado concluiu o curso de EJA
EJA (não concluiu)	por que o entrevistado não concluiu
EJA (idade concluiu)	idade que o entrevistado concluiu um curso de EJA pela última vez
EJA (tipo)	qual o tipo de EJA
gasto educação	o entrevistado teve algum gasto com educação neste ano
gasto com educação (mensalidades)	quanto o entrevistado gastou em mensalidades escolares nos últimos 30 dias
gasto com educação (transporte)	quanto o entrevistado gastou em transporte escolar nos últimos 30 dias

(continuação)

Tabela 15 - Variáveis da pesquisa Avaliação de Impacto do Programa Bolsa Família (AIPBF)

Variável	Descrição
gasto com educação (merenda)	quanto o entrevistado gastou em merenda escolar nos últimos 30 dias
gasto com educação (material)	quanto o entrevistado gastou em material escolar em 2005
gasto com educação (matrícula)	quanto o entrevistado gastou em matrícula em 2005
gasto com educação (uniforme)	quanto o entrevistado gastou em uniformes em 2005
gasto com educação (outras)	quanto o entrevistado gastou com outras despesas em 2005
anos de estudo	anos de estudo do entrevistado
saúde (problema crônico)	o entrevistado possui algum problema crônico de saúde ou teve algum outro nos últimos 30 dias
saúde (qual problema crônico)	qual foi o principal problema crônico do entrevistado
atendimento médico	o entrevistado precisou de atendimento médico ou de saúde nos últimos 30 dias
procurou atendimento	o entrevistado procurou atendimento médico ou de saúde nos últimos 30 dias
atendimento médico (motivo)	qual foi o motivo principal pelo qual o entrevistado procurou atendimento médico nos últimos 30 dias
atendimento médico (realizado)	com relação ao último motivo pelo qual procurou médico, foi atendido
atendimento médico (local)	onde ocorreu o ultimo atendimento médico realizado
atendimento médico (tempo)	quanto tempo gastou para chegar ao local do último médico
atendimento médico (transporte)	qual o principal meio de transporte utilizado para chegar ao médico
atendimento médico (pago)	o último atendimento médico foi pago pelo entrevistado
atendimento médico (SUS)	esse último atendimento médico foi realizado através do Sistema Único de Saúde (SUS)
atendimento médico (motivo não procurou)	qual o principal motivo pelo qual o entrevistado não procurou atendimento médico
internado	o entrevistado esteve internado nos últimos 12 meses
cor	cor ou raça declarada
plano de saúde	tem cobertura de plano ou seguro-saúde
grávida	está grávida
grávida (mês)	em que mês de gestação
grávida (pré-natal)	quantas consultas de pré-natal foram realizadas durante esta gestação

(continuação)

Tabela 15 - Variáveis da pesquisa Avaliação de Impacto do Programa Bolsa Família (AIPBF)

Variável	Descrição
cartão criança	tem cartão criança
cartão criança (mostrar)	o entrevistado pode mostrar o cartão criança
1º polio	anti-pólio (primeira)
2º polio	anti-pólio (segunda)
3º polio	anti-pólio (terceira)
reforço polio	anti-pólio (reforço)
1º D.P.T.	D.P.T (primeira)
2º D.P.T.	D.P.T (segunda)
3º D.P.T.	D.P.T (terceira)
reforço D.P.T	D.P.T (reforço)
1º hepatite B	hepatite B (primeira)
2º hepatite B	hepatite B (segunda)
3º hepatite B	hepatite B (terceira)
BCG	BCG
sarampo	sarampo
tríplice	tríplice
trabalho	o entrevistado trabalha ou já trabalhou alguma vez
último trabalho	o mês e ano em que o entrevistado trabalhou pela última vez
trabalho (idade)	idade que o entrevistado começou a trabalhar
procurou trabalho	o entrevistado procurou trabalho no mês de outubro de 2005
procurou trabalho (7 dias)	o entrevistado procurou trabalho nos últimos 7 dias
trabalho (out. 2004)	trabalhou em outubro de 2004
trabalho (nov. 2004)	trabalhou em novembro de 2004
trabalho (dez. 2004)	trabalhou em dezembro de 2004
trabalho (jan. 2005)	trabalhou em janeiro de 2005
trabalho (fev. 2005)	trabalhou em fevereiro de 2005
trabalho (mar. 2005)	trabalhou em março de 2005
trabalho (abr. 2005)	trabalhou em abril de 2005
trabalho (mai. 2005)	trabalhou em maio de 2005
trabalho (jun. 2005)	trabalhou em junho de 2005
trabalho (jul. 2005)	trabalhou em julho de 2005
trabalho (ago. 2005)	trabalhou em agosto de 2005
trabalho (set. 2005)	trabalhou em setembro de 2005
trabalho (out. 2005)	trabalhou em outubro de 2005
trabalho (nov. 2005)	código da ocupação
trabalho (dez. 2005)	ramo de atividade
posição na ocupação	posição na ocupação
horas trabalhadas	número de horas trabalhada pelo entrevistado na semana
meses trabalhados (out. 2004)	meses trabalhados na ocupação (outubro 2004)
meses trabalhados (nov. 2004)	meses trabalhados na ocupação (novembro 2004)
meses trabalhados (dez. 2004)	meses trabalhados na ocupação (dezembro 2004)

(continuação)

Tabela 15 - Variáveis da pesquisa Avaliação de Impacto do Programa Bolsa Família (AIPBF)

Variável	Descrição
meses trabalhados (jan. 2005)	meses trabalhados na ocupação (janeiro 2005)
meses trabalhados (fev. 2005)	meses trabalhados na ocupação (fevereiro 2005)
meses trabalhados (mar. 2005)	meses trabalhados na ocupação (março 2005)
meses trabalhados (abr. 2005)	meses trabalhados na ocupação (abril 2005)
meses trabalhados (mai. 2005)	meses trabalhados na ocupação (maio 2005)
meses trabalhados (jun. 2005)	meses trabalhados na ocupação (junho 2005)
meses trabalhados (jul. 2005)	meses trabalhados na ocupação (julho 2005)
meses trabalhados (ago. 2005)	meses trabalhados na ocupação (agosto 2005)
meses trabalhados (set. 2005)	meses trabalhados na ocupação (setembro 2005)
meses trabalhados (out. 2005)	meses trabalhados na ocupação (outubro 2005)
previdência	contribui para a Previdência Social
sindicato	era associado a algum sindicato
renda do trabalho	nesse trabalho, qual foi o rendimento mensal, incluindo vale refeição
renda do trabalho (produtos vendidos)	em relação a esse trabalho, informe o valor dos produtos vendidos nos últimos 12 meses
2º trabalho	código da ocupação (2º trabalho)
ramo (2º trabalho)	ramo de atividade (2º trabalho)
posição na ocupação (2º trab.)	posição na ocupação (2º trabalho)
horas trabalhadas (2º trabalho)	horas habitualmente trabalhadas na semana (2º trabalho)
meses trabalhados - 2º trab. (out. 2004)	meses trabalhados na ocupação (outubro 2004) (2º trabalho)
meses trabalhados - 2º trab. (nov. 2004)	meses trabalhados na ocupação (novembro 2004) (2º trabalho)
meses trabalhados - 2º trab. (dez. 2004)	meses trabalhados na ocupação (dezembro 2004) (2º trabalho)
meses trabalhados - 2º trab. (jan. 2005)	meses trabalhados na ocupação (janeiro 2005) (2º trabalho)
meses trabalhados - 2º trab. (fev. 2005)	meses trabalhados na ocupação (fevereiro 2005) (2º trabalho)
meses trabalhados - 2º trab. (mar. 2005)	meses trabalhados na ocupação (março 2005) (2º trabalho)
meses trabalhados - 2º trab. (abr. 2005)	meses trabalhados na ocupação (abril 2005) (2º trabalho)
meses trabalhados - 2º trab. (mai. 2005)	meses trabalhados na ocupação (maio 2005) (2º trabalho)
meses trabalhados - 2º trab. (jun. 2005)	meses trabalhados na ocupação (junho 2005) (2º trabalho)
meses trabalhados - 2º trab. (jul. 2005)	meses trabalhados na ocupação (julho 2005) (2º trabalho)
meses trabalhados - 2º trab. (ago. 2005)	meses trabalhados na ocupação (agosto 2005) (2º trabalho)

Tabela 15 - Variáveis da pesquisa Avaliação de Impacto do Programa Bolsa Família (AIPBF)

Variável	Descrição
meses trabalhados - 2º trab. (set. 2005)	meses trabalhados na ocupação (setembro 2005) (2º trabalho)
meses trabalhados - 2º trab. (out. 2005)	meses trabalhados na ocupação (outubro 2005) (2º trabalho)
previdência (2º trabalho)	contribui para a Previdência Social (2º trabalho)
sindicato (2º trabalho)	era associado a algum sindicato (2º trabalho)
renda do trabalho (2º trabalho)	nesse trabalho, qual foi o rendimento mensal, incluindo vale refeição (2º trabalho)
renda do trabalho - 2º trabalho (produtos vendidos)	em relação a esse trabalho, informe o valor dos produtos vendidos nos últimos 12 meses (2º trabalho)
trabalho (3º trabalho)	código da ocupação (3º trabalho)
ramo de atividade (3º trabalho)	ramo de atividade (3º trabalho)
posição na ocupação (3º trabalho)	posição na ocupação (3º trabalho)
horas trabalhadas (3º trabalho)	horas habitualmente trabalhadas na semana (3º trabalho)
meses trabalhados - 3º trab. (out. 2004)	meses trabalhados na ocupação (outubro 2004) (3º trabalho)
meses trabalhados - 3º trab. (nov. 2004)	meses trabalhados na ocupação (novembro 2004) (3º trabalho)
meses trabalhados - 3º trab. (dez. 2004)	meses trabalhados na ocupação (dezembro 2004) (3º trabalho)
meses trabalhados - 3º trab. (jan. 2005)	meses trabalhados na ocupação (janeiro 2005) (3º trabalho)
meses trabalhados - 3º trab. (fev. 2005)	meses trabalhados na ocupação (fevereiro 2005) (3º trabalho)
meses trabalhados - 3º trab. (mar. 2005)	meses trabalhados na ocupação (março 2005) (3º trabalho)
meses trabalhados - 3º trab. (abr. 2005)	meses trabalhados na ocupação (abril 2005) (3º trabalho)
meses trabalhados - 3º trab. (mai. 2005)	meses trabalhados na ocupação (maio 2005) (3º trabalho)
meses trabalhados - 3º trab. (jun. 2005)	meses trabalhados na ocupação (junho 2005) (3º trabalho)
meses trabalhados - 3º trab. (jul. 2005)	meses trabalhados na ocupação (julho 2005) (3º trabalho)
meses trabalhados - 3º trab. (ago. 2005)	meses trabalhados na ocupação (agosto 2005) (3º trabalho)
meses trabalhados - 3º trab. (set. 2005)	meses trabalhados na ocupação (setembro 2005) (3º trabalho)
meses trabalhados - 3º trab. (out. 2005)	meses trabalhados na ocupação (outubro 2005) (3º trabalho)
previdência (3º trabalho)	contribui para a Previdência Social (3º trabalho)
sindicato (3º trabalho)	era associado a algum sindicato (3º trabalho)

(continuação)

Tabela 15 - Variáveis da pesquisa Avaliação de Impacto do Programa Bolsa Família (AIPBF)

Variável	Descrição
renda do trabalho	nesse trabalho, qual foi o rendimento mensal, incluindo vale refeição (3º trabalho)
renda do trabalho - 2º trabalho (produtos vendidos)	em relação a esse trabalho, informe o valor dos produtos vendidos nos últimos 12 meses (3º trabalho)
aposentadoria	o entrevistado recebeu aposentadoria ou pensão do INSS
valor aposentadoria	qual o valor da aposentadoria ou pensão recebida pelo entrevistado
seguro desemprego	o entrevistado recebeu seguro desemprego
valor seguro desemprego	qual o valor do seguro desemprego recebido pelo entrevistado
pensão alimentícia	o entrevistado recebeu pensão alimentícia
valor da pensão alimentícia	qual o valor da pensão alimentícia recebida pelo entrevistado
poupança	o entrevistado retirou dinheiro de caderneta de poupança ou de qualquer outra aplicação financeira
valor poupança	qual o valor de retirada da poupança
aluguel	o entrevistado recebeu aluguel de cômodos, imóveis, máquinas ou equipamentos
valor aluguel	qual o valor do aluguel recebido pelo entrevistado
imóveis	o entrevistado vendeu imóveis ou outros bens duráveis de sua propriedade
renda imóveis	qual o valor recebido com a venda do imóvel
doações	o entrevistado recebeu doações em dinheiro, mesadas ou teve contas pagas por não moradores
renda doações	qual o valor das doações recebida pelo entrevistado
alimentos	o entrevistado recebeu alimentos, roupas ou outras mercadorias
renda alimentos	qual o valor estimado recebido pelo entrevistado
outros rendimentos	o entrevistado recebeu outros rendimentos não falados anteriormente
valor outros rendimentos	qual o valor de outros rendimentos recebido pelo entrevistado
transporte público	o entrevistado realizou gastos com transporte público durante os últimos 7 dias
gasto transporte público	quanto o entrevistado gastou com transporte público nos últimos 7 dias
transporte particular	o entrevistado realizou gastos com transporte particular durante os últimos 30 dias
gasto com transporte particular	quanto o entrevistado gastou com transporte particular nos últimos 30 dias
comunicação	o entrevistado realizou gastos com comunicações durante os últimos 30 dias

Tabela 15 - Variáveis da pesquisa Avaliação de Impacto do Programa Bolsa Família (AIPBF)

Variável	Descrição
gasto comunicação	quanto o entrevistado gastou com comunicações nos últimos 30 dias
alimentação (fora de casa)	o entrevistado consumiu alimentos ou bebidas fora de casa nos últimos 7 dias
gasto alimentação	quanto o entrevistado gastou com alimentos e bebidas fora de casa nos últimos 7 dias
bebidas, cigarros, jogos e apostas	o entrevistado realizou gastos com bebidas alcoólicas, cigarros, jogos e apostas ou outros gastos fora de casa nos últimos 7 dias
bebida, cigarros, jogos e apostas (valor gasto)	quanto o entrevistado gastou com esses gastos nos últimos 7 dias
bolsa família	o entrevistado recebe ou recebeu Bolsa Família
bolsa alimentação	o entrevistado recebe ou recebeu Bolsa Alimentação
cartão alimentação	o entrevistado recebe ou recebeu Cartão Alimentação
bolsa escola	o entrevistado recebe ou recebeu Bolsa Escola
vale gás	o entrevistado recebe ou recebeu Vale Gás
benefício idoso	o entrevistado recebe ou recebeu Benefício Continuada para Idoso
benefício loas	o entrevistado recebe ou recebeu Benefício Continuada para Pessoa Portadora de Deficiência Física ou Mental
renda vitalícia	o entrevistado recebe ou recebeu Renda Mensal Vitalícia
PETI	o entrevistado recebe ou recebeu Programa de Erradicação do Trabalho Infantil
agente jovem	o entrevistado recebe ou recebeu Agente Jovem
igreja	o entrevistado recebe ou recebeu benefício de igreja
ONG	o entrevistado recebe ou recebeu Benefício recebido de ONG
sindicato	o entrevistado recebe ou recebeu benefício de Sindicato
bolsa escola	o entrevistado recebe ou recebeu Bolsa Escola
outro benefício	o entrevistado recebe ou recebeu outro benefício
qual outro benefício	qual outro benefício algum morador recebe ou recebeu

Fonte: Da autora.

Nota: Informações adaptadas da Cedeplar (2005)