

O Programa Bolsa Família faz as pessoas trabalharem menos? Uma análise utilizando pareamento por escore de propensão

Wanessa Gabrielle T. Martins^{1†}, Patricia S. Ramos², Lincoln Frias²

¹Mestre em Estatística pelo Programa de Pós-Graduação em Estatística Aplicada e Biometria.

²Professor(a) da Universidade Federal de Alfenas, campus Varginha.

Resumo: Uma crítica comum ao Programa Bolsa Família no debate público é a preocupação de que ele possa fazer com que as pessoas trabalhem menos. No entanto, não se encontram na literatura evidências fortes de que isso aconteça. Este artigo revisita esta questão porque em 2017 passou a ser disponibilizada uma versão pública do Cadastro Único para Programas Sociais, contendo microdados sobre mais de 14 milhões de pessoas de baixa renda, incluindo beneficiários e não beneficiários. Para verificar se receber o Bolsa Família desestimula as pessoas a trabalharem não basta comparar a situação de trabalho de beneficiários e não beneficiários, pois a participação no programa não é a única diferença entre eles. Por isso, este artigo usa o pareamento por escore de propensão (*propensity score matching*) para criar um grupo de controle que seja semelhante aos beneficiários em diversos aspectos, exceto pelo fato de não participar do programa. A estimativa do efeito médio do tratamento por meio do escore de propensão é também comparada às estimativas por regressão linear e por blocos. Os resultados indicam que o Programa Bolsa Família não faz as pessoas trabalharem menos, pelo contrário, ele provoca um pequeno aumento na quantidade de meses trabalhados (variando de 0,47 a 0,9 mês, de acordo com o método e o tamanho da amostra).

Palavras-chave: Avaliação de Impacto; Pareamento; Programa Bolsa Família.

Abstract: A common criticism of the Bolsa Família Program in the public debate is the concern that it can discourage people from working. However, no evidence about that is found in the literature. The present paper revisits this issue because recently a public version of the Cadastro Único for social programs was made available, containing microdata on more than 14 million low-income people, including beneficiaries and non-beneficiaries of Bolsa-Família Program. To verify if Bolsa Família discourages people from working, it is not enough to compare the work situation of beneficiaries and non-beneficiaries, given that participation in the program is not the only difference between them. Therefore, this paper uses propensity score matching to create a control group that is similar to the beneficiaries group in several aspects, except the non-participation in the program. The results indicate that the Bolsa Família Program does not make people work less, on the contrary, it causes a small increase in the number of months worked.

Keywords: Impact Assessment; Pairing; Bolsa Família Program.

Introdução

O Programa Bolsa Família desestimula o trabalho? Esta é uma suspeita recorrente no debate público brasileiro. Por exemplo, o presidente da Câmara de Deputados, deputado Rodrigo Maia, disse que o programa “escraviza as pessoas”, pois as impede de andar “com as próprias pernas, conseguir um emprego” (CARAZZAI, 2018). Já o articulista, Ricardo Amorim, do jornal *Gazeta do Povo*, publicou um artigo intitulado “Bolsa Família desestimula busca de trabalho e virou manipulação política” (AMORIM, 2017).

O objetivo deste artigo é verificar se esta afirmação é verdadeira, uma tarefa que já foi empreendida por outros estudos (que serão mencionados nas seções seguintes). A novidade deste trabalho é analisar a versão pública dos microdados do Cadastro Único para Programas Sociais, que passou a ser disponibilizada apenas em 2017.

Voltando ao problema da pesquisa, para verificar se o Programa Bolsa Família (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 também podem diminuir a taxa de atividade. Por exemplo, talvez os beneficiários trabalhem menos porque entre eles há mais mulheres, as quais trabalham menos fora de casa do

† Autora correspondente: wanessa_toledo@hotmail.com.

que os homens independentemente do PBF, pois têm de cuidar dos filhos e dos afazeres domésticos. Por isso, é preciso considerar o efeito dessas outras variáveis.

Isto normalmente é feito usando a análise de regressão. Porém, quando as covariáveis estão desequilibradas entre os grupos de tratamento, os coeficientes estimados são muito sensíveis às diferentes especificações dos modelos, dificultando a sua identificação (IMBENS; RUBIN, 2015, p. 336; IMBENS, 2014, p. 377). Por isso, este trabalho usa, além da análise de regressão, o pareamento por escore de propensão (*propensity score matching*), uma técnica amplamente usada na avaliação de políticas públicas (PINTO, 2012). A novidade deste trabalho está em empregá-la utilizando uma série de cuidados adicionais compilados em livro recente publicado pelos principais autores dessa estratégia (IMBENS; RUBIN, 2015).

O artigo está dividido em seis seções. A próxima seção apresenta o PBF, incluindo a estrutura dos benefícios e o histórico da quantidade de famílias atendidas. A seção seguinte faz uma revisão da literatura acerca dos impactos do PBF sobre o mercado de trabalho. A quarta seção apresenta o problema da inferência causal em estudos observacionais e o arcabouço dos resultados potenciais, o contexto teórico que serve de pano de fundo para a análise do tipo de problema analisado aqui. A quinta seção detalha o processo de pareamento por escore de propensão, a técnica utilizada na análise. Em seguida, na metodologia, são fornecidas informações sobre a fonte dos dados, o Cadastro Único para Programas Sociais, e as principais escolhas feitas durante a análise. A sexta seção apresenta os resultados e sua discussão. Por fim, são apresentadas as considerações finais.

O Programa Bolsa Família

Apesar de provocar tanta polêmica, o PBF não existe apenas no Brasil. Ele é um exemplo de “transferência de renda condicional”, um tipo de política que tem sido colocada em prática em vários lugares do mundo: *Progres/Oportunidades* (México), *Juntos* (Peru), *Chile Solidário* (Chile), *Programa Familias* (Argentina), *Familias en Acción* (Colômbia), *Opportunity NYC* (cidade de Nova York), além de programas semelhantes no Camboja, Indonésia, Turquia, dentre outros (FISZBEIN; SCHADY, 2009, p. 32, 205).

Criado em outubro de 2003 pela Medida Provisória 132, convertida na Lei 10.386/2004 (BRASIL, 2004), o PBF surgiu no contexto das experiências de programas semelhantes no México, em Campinas e Brasília, a partir da junção e reformulação de programas anteriores (Bolsa Escola, Bolsa Alimentação e Auxílio Gás) (ROCHA, 2013). O objetivo do programa é não apenas aliviar a pobreza, mas quebrar o ciclo intergeracional da pobreza, por isso, as condicionalidades estão relacionadas à educação e saúde das crianças (frequência escolar, acompanhamento pré-natal e vacinação).

O programa atende dois tipos de famílias: extremamente pobres (renda familiar per capita abaixo de R\$ 89) e pobres (renda familiar per capita abaixo de R\$ 178). Há dois tipos de benefícios: o benefício básico e os benefícios variáveis. O benefício básico (de R\$ 89) é concedido apenas às famílias em pobreza extrema, independentemente de sua composição familiar. Os benefícios variáveis, concedidos às famílias pobres e extremamente pobres de acordo com sua composição, são divididos em quatro tipos: vinculado à criança ou adolescente de 0 a 15 anos, vinculado à gestante, vinculado à nutriz e vinculado ao adolescente de 16 ou 17 anos. Os três primeiros benefícios têm o valor de R\$ 41 e cada família pode receber no máximo cinco deles. O último benefício tem o valor de R\$ 46 e cada família recebe no máximo dois deles.

Isso significa que o benefício máximo que uma família pode receber é $89 + (5 \times 41) + (2 \times 46) = \text{R\$ } 392$. Este seria o caso, por exemplo, de uma família extremamente pobre, com cinco filhos menores de 15 anos e dois filhos com 16 ou 17 anos. No entanto, o benefício médio atualmente está em torno de R\$ 180.

A Figura 1 apresenta o histórico da quantidade de famílias atendidas pelo programa, indo de 6,5 milhões em 2004 a 13,8 milhões em 2017 (uma pequena queda em relação aos 14 milhões de 2013).

A Figura 2 apresenta o histórico da distribuição dos beneficiários entre as grandes regiões do país, em valores absolutos no gráfico (a) e em valores relativos no gráfico (b). Embora a maior parte dos beneficiários esteja no Nordeste (Figura 2.a), o maior aumento relativo aconteceu no Norte (Figura 2.b). A diminuição no número de beneficiários tem sido observada principalmente no Centro-Oeste e no Sul.

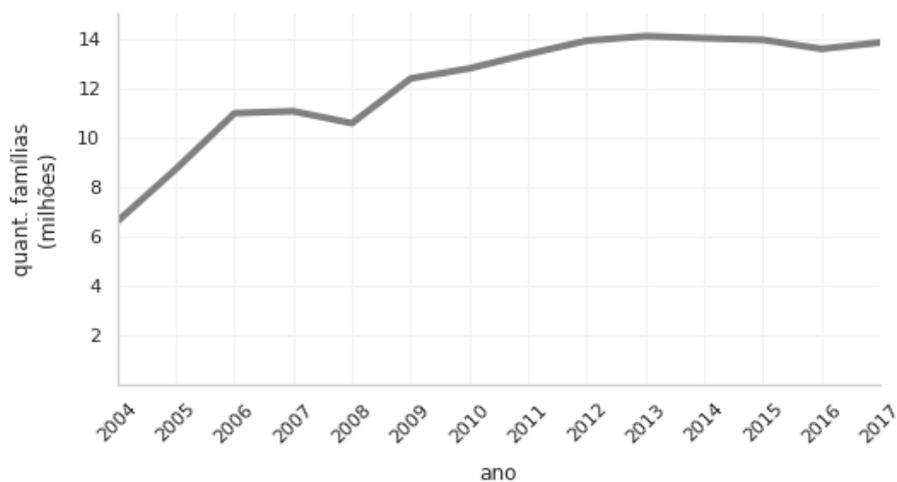


Figura 1 - Número de famílias beneficiárias do PBF, 2004 a 2017

Fonte: elaboração própria com base nos dados fornecidos pelo MDS ao portal dados.gov.br, com o título “Bolsa Família - MISocial”.

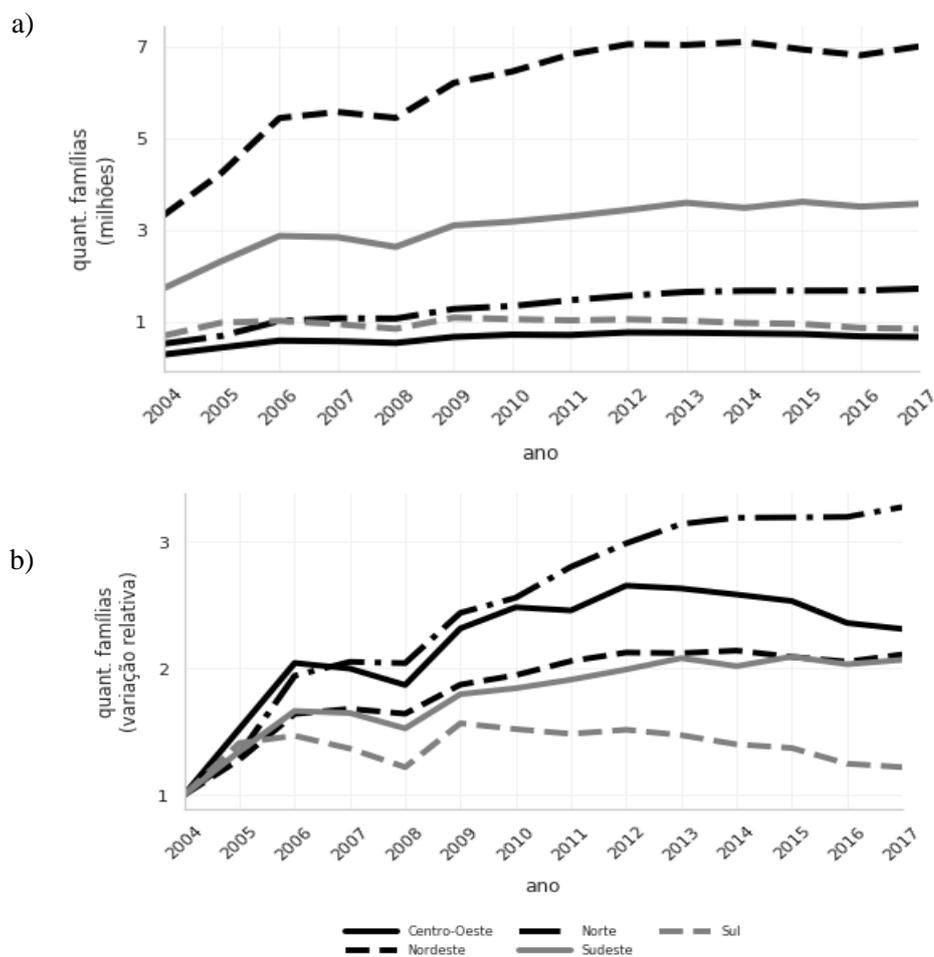


Figura 2 - Número de famílias beneficiárias do PBF, por região, 2004 a 2017

Obs.: O painel A apresenta valores absolutos e o painel B apresenta os mesmos dados, mas de maneira relativa, de acordo com a variação em relação a 2004. Fonte: elaboração própria com base nos dados fornecidos pelo MDS ao portal dados.gov.br, com o título “Bolsa Família - MISocial”.

Os beneficiários do PBF e o mercado de trabalho

Ao longo dos anos, diversos trabalhos se debruçaram sobre a relação entre programas de transferência condicional de renda e o mercado de trabalho. Banerjee *et al.* (2017) analisaram sete experimentos em seis países diferentes (Honduras, Indonésia, Marrocos, México, Nicarágua e Filipinas). Não foram encontrados impactos observáveis dos programas de transferência de renda nem sobre a probabilidade de trabalhar nem sobre a jornada de trabalho, em nenhum dos sexos. O resultado se manteve quando os autores realizaram uma metanálise incluindo cinco dos estudos analisados. Na mesma direção, Skoufias e Di Maro (2008) não encontraram efeitos significativos na oferta de trabalho dos beneficiários no caso do programa mexicano.

Este é também o tom geral das análises realizadas especificamente sobre o PBF. Após uma detalhada revisão de diversos estudos, Oliveira e Soares (2012) concluíram que o programa não tem grandes efeitos sobre o mercado de trabalho, isto é, ele não aumenta nem reduz em grande proporção a probabilidade de trabalhar ou a quantidade de horas trabalhadas. Quando efeitos negativos são encontrados, eles aparecem em grupos específicos (p. ex., mulheres e trabalhadores informais) e em pequena magnitude (cerca de uma hora por semana).

Em um trabalho de revisão mais recente, Ribeiro, Shikida e Hillbrecht (2017) confirmaram a ausência de grandes efeitos (negativos ou positivos) na probabilidade de trabalhar, mas reuniram alguns trabalhos que documentaram efeitos negativos na jornada e na formalidade do trabalho. Alguns desses trabalhos estão entre os estudos resumidos nos parágrafos seguintes.

Tavares (2010) investigou o impacto do programa sobre o trabalho de mães beneficiárias, usando dados da Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios (PNAD) de 2004 e pareamento por escore de propensão. Os resultados indicaram que fazer parte do programa aumenta tanto a participação no mercado de trabalho (de 1,5 a 21% de acordo com o modelo e o grupo de comparação) quanto a jornada de trabalho. Tais resultados são semelhantes àqueles encontrados por Costa e Cunha (2014) usando a PNAD 2006: o programa aumenta a participação feminina no mercado de trabalho quando as mulheres são chefes de família e também quando são cônjuges do chefe da família.

Por outro lado, Tavares (2010) verificou que há uma redução pequena, mas estatisticamente significativa, da participação no mercado de trabalho e da jornada de trabalho à medida que o valor do benefício aumenta. No entanto, esta redução não é necessariamente ruim do ponto de vista da família. Por exemplo, o benefício pode significar a possibilidade de diminuir em algumas horas o tempo dedicado a um trabalho instável e mal remunerado, substituindo-o pelo cuidado dos filhos.

Segundo a análise de Teixeira (2011), quando se trata do trabalho formal, as mulheres têm jornada de trabalho mais próxima à dos homens. No caso dos trabalhos formais, o aumento de renda proporcionado pelo benefício não é suficiente para reduzir o número de horas trabalhadas, pois eles oferecem direitos trabalhistas e estabilidade em termos salariais (OLIVEIRA; SOARES, 2013, p. 350). Por outro lado, no caso do trabalho informal ou por conta própria, por não existir uma carga horária preestabelecida, é mais fácil ajustar o trabalho mercantil com os afazeres domésticos (TEIXEIRA, 2011, p. 40).

Por isso, no setor informal há maior elasticidade das horas trabalhadas com respeito ao benefício. As mulheres que trabalham por conta própria são as mais sensíveis ao recebimento das transferências do PBF, reduzindo as horas de trabalho em 2 horas por semana (7,3%) (OLIVEIRA; SOARES, 2013, p. 350). Para os homens, o trabalho assalariado agrícola é o tipo de ocupação mais elástico, nele a transferência do PBF é responsável por reduzir 1 hora por semana (2,7%).

Usando dados do Censo Demográfico de 2010 e a análise do efeito quantílico do tratamento, Cavalcanti *et al.* (2016) investigaram o efeito do programa não apenas na média, mas em toda a distribuição de horas trabalhadas e da renda do trabalho. Seus resultados indicam que, dependendo do quantil analisado, os usuários podem ter jornada de trabalho maior, menor ou semelhante aos não beneficiários. A redução de horas trabalhadas pelos beneficiários foi identificada no caso de homens com jornadas longas e mulheres com jornadas curtas, especialmente na zona rural.

Chitolina, Foguel e Menezes-Filho (2016) aproveitaram a criação de um novo benefício em 2008, o Benefício Variável Jovem, para investigar se houve redução da oferta de trabalho dos adultos das famílias que receberam esse novo benefício, utilizando o método das diferenças em diferenças. Não foi encontrada nenhuma variação significativa.

Para examinar uma variável diferente, a duração do emprego formal entre indivíduos de famílias beneficiárias, Santos *et al.* (2017) combinaram o Cadastro Único e a Relação Anual de Informações Sociais (Rais, do Ministério do Trabalho e Emprego) para criar um conjunto de dados com mais de 3 milhões de indivíduos de famílias pobres. Usando modelos de riscos proporcionais de Cox, seus resultados indicaram que o risco de desligamento do emprego dos beneficiários é de 7% a 10% menor do que o risco dos não beneficiários. Ou seja, o PBF aumenta a chance das pessoas permanecerem no emprego.

A passagem dos beneficiários do trabalho formal para o informal é um resultado negativo importante encontrado por De Brauw *et al.* (2015). O estudo analisou dados da Avaliação Institucional do Programa Bolsa Família de 2005 e 2009 e o método *propensity score weighting* (uma variação do pareamento por escore de propensão). Apesar de terem confirmado a ausência de efeito sobre a oferta de trabalho, encontraram dois fenômenos preocupantes. Em primeiro lugar, na zona rural, foi observada uma realocação de trabalho entre os gêneros: o PBF reduziu a participação feminina (4,7 horas por semana) e um aumento equivalente da participação masculina (4,6 h). Em segundo lugar, os autores encontraram evidências de uma realocação de 8 horas de trabalho do setor formal para o setor informal, principalmente na zona urbana. Uma hipótese levantada pelo estudo é de que isto poderia ser uma estratégia das famílias para aumentar sua renda sem perder o benefício, pois seria mais fácil subdeclarar a renda de fontes informais.

O que resulta desse panorama de mais de uma década de estudos sobre o PBF é que, ao contrário do que supõe a crítica, não há evidências de que o programa provoque grandes reduções na jornada de trabalho dos beneficiários ou em sua probabilidade de trabalhar. As evidências de redução encontradas se restringiram a grupos demográficos com inserção problemática no mercado de trabalho causados pela informalidade, pela expectativa de que as mulheres assumam os afazeres domésticos e os cuidados dos filhos e pelas condições de trabalho na zona rural.

Justamente por isso, o aumento da informalidade documentado por De Brauw *et al.* (2015) é um fator que merece atenção dos pesquisadores e dos gestores do programa. Uma solução possível é a criação de faixas de transição gradual até a saída do programa para que os beneficiários não tenham o receio de perder repentinamente o benefício caso sua renda exceda o limite de elegibilidade.

Causalidade em estudos observacionais: a abordagem dos resultados potenciais

As ciências naturais identificam causas usando experimentos controlados aleatorizados (ECA) (COX; REID, 2000). Já as ciências sociais enfrentam dificuldades especiais para identificar causas, pois, na maior parte das vezes, realizar esses experimentos para solucionar problemas sociais é impossível ou imoral. O arcabouço dos resultados potenciais é uma estratégia para contornar essas dificuldades, estruturando dados observacionais para que eles emulem um ECA. Por isso, para entender essa estratégia é preciso compreender como funcionam esses tipos de experimento e por que eles são importantes.

Em sua forma mais simples, um ECA consiste na divisão dos elementos a serem estudados em dois grupos, o grupo controle e o grupo tratamento. Por exemplo, em um experimento para estudar a hipertensão em camundongos, o pesquisador poderia usar 100 animais como sua amostra e dividi-los de maneira que 50 deles iriam para o grupo tratamento e os 50 restantes para o grupo controle. O objetivo é que os grupos sejam semelhantes em todos os aspectos exceto pelo fato de receber ou não o tratamento. Isto é, os elementos do grupo tratamento receberão o tratamento e os elementos do grupo controle *não* receberão o tratamento.

Neste contexto, “tratamento” se refere à variável que se supõe ter um efeito causal. No exemplo acima, ela é o medicamento contra a hipertensão, porém, em outros contextos, ela pode se referir a aspectos não relacionados à saúde. Por exemplo, em um experimento agrônomico pode ser a distância entre pés de laranja e em um experimento social pode se referir a participar do PBF. Neste último caso, os elementos tratados são aqueles que recebem o PBF, os beneficiários.

Voltando ao exemplo dos camundongos, depois de criados os grupos tratamento e controle, e passado o tempo estipulado para a ação do tratamento, há a medição da pressão arterial. Se houver diferença estatisticamente significativa na pressão arterial média entre os dois grupos, considera-se que esta diferença seja o efeito causal do medicamento.

O que torna os ECAs importantes é o fato de que são controlados e aleatorizados. Neste contexto, “controlados” se refere à tentativa de isolar a variável que se supõe que seja a causa e a variável que

supostamente é o efeito, impedindo que elas sofram a interferência de outras variáveis. Esse objetivo é conhecido como “manter tudo o mais constante” ou *ceteris paribus* e é o motivo das luvas, jalecos e esterilizações nos laboratórios médicos e das estufas nas pesquisas agrônômicas. Nenhuma bactéria inesperada deve interagir com o medicamento sendo testado, nenhuma variação de temperatura anormal deve interferir no crescimento das mudas.

Outra maneira de controlar o experimento é verificar se os grupos tratamento e controle realmente se assemelham em termos da distribuição de variáveis que possam estar associadas à causa ou ao efeito que estão sendo estudados. No caso dos experimentos sobre pressão arterial, isto significaria verificar se os grupos são semelhantes em termos da idade, peso e sexo dos camundongos. Se em um dos grupos a proporção de fêmeas for maior, ao observar uma diferença na pressão arterial entre os grupos após o tratamento, não será possível identificar quanto dessa diferença se deve ao medicamento e quanto se deve à influência do sexo (talvez os machos tendam mais à hipertensão ou sejam menos sensíveis ao tratamento). Nesse caso, o efeito do medicamento e o efeito do sexo estarão confundidos e o sexo seria chamado de variável confundidora.

Além de serem controlados, os experimentos em ciências naturais são aleatorizados. Isto significa que a escolha de quais elementos (pessoas, camundongos, plantas etc.) receberão o tratamento é feita de maneira aleatória, ao acaso, por sorteio, de maneira que todos os elementos tenham a mesma chance de receber ou não o tratamento.

O objetivo da aleatorização do tratamento também é controlar a interferência de outras variáveis, mas ela tem importância fundamental no controle de variáveis *não observadas*, aquelas das quais os pesquisadores talvez ainda nem tenham conhecimento. Para facilitar a compreensão, seja **T** a variável tratamento, **Y** o efeito que está sendo estudado, **X** o conjunto das covariáveis observáveis e **Z** o conjunto das covariáveis não observáveis. No exemplo da pressão arterial, **T** é o medicamento, **Y** é a hipertensão, **X** é um vetor composto por sexo, idade, peso etc. e **Z** é outro vetor que poderia incluir mutações genéticas, diferenças hormonais ou quaisquer outras variáveis que ainda não chamaram a atenção dos pesquisadores.

O uso da aleatorização é baseado na suposição de que a distribuição dos elementos entre os grupos de maneira aleatória fará com que qualquer característica relevante desconhecida, **Z**, esteja presente de maneira semelhante tanto entre os tratados quanto entre aqueles que não foram tratados. Se, ao contrário, a decisão sobre quais elementos receberão o tratamento fosse baseada em determinada variável (peso, idade, ordem de chegada etc.), poderia acontecer que **Z** estivesse mais presente nos indivíduos com determinados valores daquela variável.

Contudo, em ciências sociais, na maior parte das vezes, é impossível ou antiético realizar esse tipo de experimento. Por exemplo, seria inaceitável decidir por meio de um sorteio quem vai conseguir uma vaga numa universidade pública. E seria impossível atribuir de maneira aleatória a cor da pele ou o sexo. Apesar disso, em algumas situações, ECAs têm sido realizados na avaliação de políticas públicas (para um panorama, veja Banerjee e Duflo, 2011). No caso de programas de transferência de renda, isso normalmente é feito sorteando quais serão as cidades ou bairros que receberão o benefício antes das outras (BANERJEE et al., 2017). No entanto, devido a dificuldades orçamentárias, técnicas e morais em sua implementação, os ECAs ainda não são um procedimento padrão nas ciências sociais.

Por isso, pesquisas sociais normalmente se baseiam em dados observacionais, aqueles surgidos de situações em que o tratamento não é controlado pelo pesquisador (COX; REID, 2000). Isto é, ao invés de o pesquisador decidir quem receberá a transferência de renda, ele estuda pessoas que já recebem essa transferência.

A principal desvantagem dos dados observacionais é a alta possibilidade de estarem contaminados por viés de seleção, isto é, quando alguns dos elementos possuem maior probabilidade de receber o tratamento. Isso pode fazer com que os indivíduos do grupo controle sejam sistematicamente diferentes do grupo de tratados, de maneira que os indivíduos com determinadas características tenham maiores chances de receber o tratamento. O objetivo da avaliação de impacto é separar o efeito do tratamento (no caso, a participação no programa) de variáveis que não foram observadas e reduzir esse viés.

No caso das políticas públicas, é possível que exista uma versão especial desse viés, o viés de autoseleção, pois, em certa medida, os próprios indivíduos têm influência na probabilidade de receberem o tratamento. Por exemplo, para receberem o PBF é preciso que eles providenciem a documentação necessária

para seu registro no Cadastro Único. Isto pode fazer com que, por exemplo, as famílias mais escolarizadas tenham maior probabilidade de participar do programa simplesmente porque têm menos dificuldade em organizar sua documentação.

À pergunta “o PBF faz os beneficiários trabalharem menos?”, uma resposta ingênua seria simplesmente comparar a taxa de atividade entre beneficiários e não beneficiários. Contudo, esta comparação é inadequada justamente por causa da possibilidade do viés de seleção, quer dizer, beneficiários e não beneficiários podem ser diferentes em outros aspectos que podem também diminuir a taxa de atividade (escolaridade, cor da pele, sexo, região etc.). Logo, não seria possível saber se a diferença na taxa de atividade foi causada pelo PBF ou por alguma dessas outras características, as variáveis confundidoras.

Para tratar adequadamente esta questão, o ideal seria comparar os mesmos indivíduos na situação em que receberam o PBF e em uma situação contrafactual (ou hipotética) em que não houvessem recebido o benefício (OLIVEIRA; SOARES, 2013). Nesse caso, a diferença entre as médias das taxas de participação seria o efeito do programa.

No entanto, não há dados sobre a situação contrafactual, pois os indivíduos não podem, ao mesmo tempo, receber e não receber o benefício. A solução é encontrar substitutos para o futuro alternativo dos indivíduos estudados, isto é, encontrar pessoas semelhantes a eles, exceto pelo fato de não terem recebido o tratamento. Este será o grupo controle e isto é feito usando o pareamento de observações semelhantes.

Esta é a abordagem dos resultados potenciais, baseada na comparação da situação observada com situações hipotéticas, contrafactuais, construídas pelo pesquisador (IMBENS; RUBIN, 2015; FOGUEL, 2012; ANGRIST; PISCHKE, 2008). Para detalhar essa estratégia, é necessário introduzir alguma formalização. Seja T_i a variável aleatória de identificação de tratamento, de natureza binária, para qualquer indivíduo i , em que 1 representa a exposição ao tratamento (a participação no programa) e 0 representa a não exposição (não participação no programa).

Seja $Y_i(1)$ o resultado obtido quando o indivíduo i é exposto ao tratamento e $Y_i(0)$ o 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. O resultado observado para o indivíduo i é dado por:

$$Y_i = T_i Y_i(1) + (1 - T_i) Y_i(0).$$

Se o indivíduo foi tratado, então $T_i = 1$, configura-se a situação de tratado, pois $Y_i = 1 * Y_i(1) + (1 - 1) * Y_i(0) = Y_i(1)$. Se o indivíduo não foi exposto ao tratamento, então $T_i = 0$, configurando-se a situação de não tratado ou controle, $Y_i(0)$. Assim, para cada indivíduo i , associa-se um par de resultados potenciais ($Y_i(1)$, $Y_i(0)$), 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:

$$\tau_i = Y_i(1) - Y_i(0).$$

Passando do nível individual para o conjunto dos indivíduos, o efeito médio do tratamento (EMT) é o agregado dos τ_i 's. Ele é calculado a partir das médias de Y_i dos indivíduos em diferentes situações. As médias observadas são as seguintes:

$E_{11} = E[Y_i(1) | T_i = 1]$: média dos tratados tendo sido tratados;

$E_{00} = E[Y_i(0) | T_i = 0]$: média dos não tratados sem terem recebido o tratamento.

A resposta ingênua seria considerar que:

$$EMT = E_{11} - E_{00}.$$

Como visto acima, esta comparação é inadequada pois não leva em consideração o viés de seleção. Para calcular corretamente o EMT é necessário utilizar duas médias contrafactuais, não observadas:

$E_{10} = E[Y_i(0) | T_i = 1]$: média dos tratados caso não tivessem sido tratados;

$E_{01} = E[Y_i(1) | T_i = 0]$: média dos não tratados caso tivessem sido tratados.

O ideal seria calcular o EMT utilizando as seguintes equações:

$$\begin{aligned}EMTT &= E_{11} - E_{10}, \\EMTC &= E_{01} - E_{00}, \\EMT &= EMTT - EMTC,\end{aligned}$$

em que EMTT se refere ao efeito médio do tratamento sobre os tratados e EMTC é o equivalente para os controles. Em situações normais, o tratamento não teria efeito sobre quem não recebeu o tratamento, então o EMTC seria igual a zero e o EMT seria igual ao EMTT.

No entanto, E_{10} e E_{01} não são observadas. A solução proposta pela abordagem dos resultados potenciais é construir uma versão de E_{00} que seja uma boa substituta para E_{10} . Isto é feito buscando indivíduos não tratados que sejam semelhantes aos tratados em diversos fatores, exceto pelo fato de não terem recebido o tratamento, e calculando E_{00} apenas para esse subconjunto de indivíduos. O mesmo deve ser feito para criar uma versão de E_{11} que seja uma boa substituta de E_{01} , selecionando entre os tratados aqueles que sejam bons representantes dos não tratados caso tivessem sido tratados.

Com o intuito de ilustrar a diferença entre os três efeitos (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 possuir um diploma de ensino superior. Dois desses valores são os valores observados, 7 e 2, referentes, respectivamente, às médias dos tratados e dos não tratados. Os outros dois valores, 3 e 5, são os respectivos contrafactuais, a média dos tratados caso não tivessem sido tratados e a média dos não tratados caso tivessem sido tratados, respectivamente.

Tabela 1 - Um exemplo hipotético

Grupo	$E[Y_i(0) T]$	$E[Y_i(1) T]$
tratamento (T=1)	3	7*
controle (T=0)	2*	5

Fonte: elaboração própria, baseado em (MORGAN; WINSHIP, 2014, p. 60).

Obs.: Os asteriscos indicam valores observados. Os demais são contrafactuais.

É possível notar que o salário do grupo controle é menor tanto na ausência de ensino superior, quanto no caso daqueles que 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.

O valor π indica a proporção da população que recebeu o tratamento. 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 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.

Tabela 2 - Ilustração do cálculo dos efeitos no exemplo hipotético

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

Fonte: elaboração própria.

O EMT se refere à diferença que seria observada na oferta de trabalho de alguém se fosse possível escolher aleatoriamente uma pessoa entre toda a população e vê-la vivendo duas vidas diferentes: uma tendo recebido o PBF e outra em que isso não houvesse acontecido (MORGAN; WINSHIP, 2009, p. 54). No caso do EMTT, o sorteio se daria apenas entre os beneficiários (no EMTC, apenas entre os não beneficiários).

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, a possibilidade do viés de seleção torna essa suposição inadequada no caso dos estudos observacionais.

Portanto, o viés de seleção é o principal problema a ser contornado nos estudos observacionais. Existem alguns métodos que podem ser utilizados para reduzi-lo diante da impossibilidade de realizar a aleatorização: o método das diferenças em diferenças, o métodos das variáveis instrumentais e o pareamento (ANGRIST; PISCHKE, 2009; WOOLDRIDGE, 2016; IMBENS; RUBIN, 2015). Este trabalho utiliza o pareamento por escore de propensão tal como proposto por Imbens e Rubin (2015).

O pareamento por escore de propensão

O pareamento ou *matching* é um método que busca construir um grupo de controle semelhante ao grupo de tratados para pareá-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). Por exemplo, para avaliar o efeito do PBF sobre a oferta de trabalho de uma mulher de 30 anos, solteira, com dois filhos, desempregada, que recebeu o benefício, ela deve ser comparada a outra mulher de 30 anos, solteira, com dois filhos, desempregada, mas que não recebeu o benefício. Em resumo, o pareamento busca observações no grupo controle que sejam mais parecidas possíveis com as observações tratadas em relação às covariáveis.

Há três tipos de variáveis no pareamento:

- a) variável de tratamento (T_i);
- b) variável de interesse (Y_i);
- c) um vetor com uma ou mais variáveis confundidoras ou covariáveis (X_i);

em que i se refere a cada indivíduo. No caso desta pesquisa, T_i é a participação no PBF, Y_i é o número de meses trabalhados e X_i é composto por sexo, escolaridade, região etc.

Existem várias técnicas de pareamento: pareamento simples, regressão linear, reponderação, pareamento por escore de propensão, além da combinação desses métodos. 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. É preciso definir a métrica utilizada para a definição dos vizinhos mais próximos, em termos do vetor X_i e também à quantidade de indivíduos do grupo de controle que serão relacionados a cada indivíduo do grupo de tratados para obter o contrafactual.

Quanto maior for a quantidade de variáveis contidas no vetor X_i , mais complexa é a estimação por pareamento, pois se tornará cada vez mais difícil encontrar, para cada indivíduo do grupo de tratados, um indivíduo (ou conjunto de indivíduos) que contenha características observáveis semelhantes. Rosenbaum e Rubin (1985) propuseram que, ao invés de parear o indivíduo em relação a todas as características das variáveis do vetor X_i , deve-se parear os indivíduos em relação a uma função de X_i que contenha todas as informações contidas nesse vetor. Essa função é denominada escore de propensão.

O escore de propensão constrói um grupo de controle baseado nas características observáveis das variáveis do vetor X_i e é definido como:

$$P(X_i) = Pr(T = 1 | X_i).$$

O escore de propensão é uma probabilidade condicional que não é conhecida e, por isso, é necessário estimá-lo. 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, seguindo Imbens e Rubin (2015) e Wong (2016), foi empregado o modelo *logit*. Em outras palavras, o escore de propensão usado no pareamento foi o resultado de uma regressão logística.

A intenção é realizar uma regressão tendo T como a variável dependente e X_i como variáveis explicativas. As variáveis em X_i são aquelas que supõe-se que tenham a possibilidade de afetar tanto a participação no PBF quanto a quantidade de trabalho ofertada. Na estimação do escore de propensão, a variável Y_i não é utilizada. Ela será estudada apenas após esta etapa.

Para que o escore de propensão seja válido, dois pressupostos são necessários. O primeiro deles é a hipótese de sobreposição (*overlap*). Ao avaliar o EMT considera-se que o vetor X_i precisa englobar tanto as características dos indivíduos do grupo de tratados quanto as características do grupo de controle, isto é, é necessário que cada indivíduo do grupo de tratados tenha um par no grupo de controle, de modo que as características do grupo de tratados estejam representadas no grupo de controle. É possível verificar esta hipótese depois que o escore de propensão for calculado.

A hipótese da inconfundibilidade (*unconfoundedness*) afirma não haver variáveis não observáveis que interfiram na decisão de participar ou não da intervenção, isto é, o vetor de variáveis observáveis X_i contém todas as informações necessárias para fazer o pareamento (IMBENS; RUBIN, 2015). Por isso, ao controlar o recebimento do tratamento (ou a participação no programa) a partir do vetor X_i , as variáveis de resultado potencial ($Y_i(0)$, $Y_i(1)$) se tornam independentes de T_i :

$$(Y_i(0), Y_i(1)) \perp T_i \mid X_i,$$

em que \perp indica independência.

Essa hipótese implica ser possível não confundir o efeito do tratamento com o efeito de outras características (o vetor X_i). Dessa forma, ao se controlar por X_i , 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 verificação dessa hipótese é mais complexa, o que faz com que ela normalmente fique como um pressuposto da análise.

O pareamento é uma forma de reorganizar um estudo observacional de maneira que as pressuposições de um estudo experimental sejam válidas, 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 (no caso deste trabalho, o efeito do programa sobre a quantidade de meses trabalhados), gerando viés. Assim, a inferência realizada a partir de estudos observacionais são inerentemente menos confiáveis do que aquelas baseadas em pesquisas experimentais.

O pareamento por escore de propensão possui duas fases: delineamento das amostras e estimação do efeito do tratamento. O objetivo da primeira fase é construir os grupos tratamento e controle. Ela consiste em ajustar um modelo logístico usando T_i como variável resposta e X_i como variáveis explicativas e usar os valores previstos por este modelo para identificar observações semelhantes entre os dois grupos. A segunda fase utiliza estes grupos para calcular a diferença média da variável Y_i entre todos os pares construídos na etapa anterior usando regressão linear, regressão em blocos ou teste de médias (ou proporções).

O propósito da fase de delineamento é selecionar uma amostra em que tratados e não tratados sejam mais semelhantes em relação à distribuição das covariáveis, X_i , do que na amostra original. Para avaliar esse equilíbrio (sobreposição ou balanço das covariáveis), Imbens e Rubin (2015) sugerem calcular diferenças normalizadas (ou padronizadas). As diferenças normalizadas 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. Segundo Wong (2016), as diferenças normalizadas se tornam preocupantes quando são maiores do que $|0,5|$.

Se houver indícios de desequilíbrio nas covariáveis é importante 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 o ter recebido) é tão alta que dificilmente haverá um indivíduo correspondente no outro grupo. Para excluir as observações é necessário definir qual será o ponto de corte α adotado. Seguindo a sugestão de Imbens e Rubin (2015), este trabalho adotou $\alpha = 0,1$.

Após a redução do tamanho amostral com a retirada de observações com valores extremos de escore, é 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. O método de estratificação adotado consiste em: (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 eles o forem, deve-se manter a divisão, caso não o sejam, a divisão não deve ser efetuada e o procedimento deve ser finalizado; e (c) repetir os passos anteriores dentro de cada estrato (IMBENS; RUBIN, 2015).

Após essa divisão da amostra, espera-se que cada estrato ou bloco contenha valores similares de escore de propensão médios. Isto põe fim à fase de delineamento. A fase de análise é o momento em que a pergunta principal do trabalho deve ser respondida (o PBF faz as pessoas trabalharem menos?), isto é, quando o efeito causal é estimado. Os dois principais métodos utilizados para estimar o EMT são a estimação por blocos e a estimação por pareamento. Além desses métodos, a estimação por regressão linear também foi executada para fins de comparação com os outros procedimentos.

O modelo de regressão linear especificado para o resultado observado Y_i é:

$$Y_i = \alpha + \tau T_i + \mathbf{X}_i\boldsymbol{\beta} + \varepsilon_i, \quad (1)$$

em que α é o intercepto, ou seja, o resultado médio considerando os controles; τ é o efeito do tratamento; \mathbf{X}_i é o vetor de covariáveis; $\boldsymbol{\beta}$ representa os coeficientes das covariáveis e ε_i é o resíduo do modelo, capturando os determinantes não observados do resultado (IMBENS; RUBIN, 2015).

A estimação por bloco consiste em calcular o EMT como a média ponderada das estimativas dos coeficientes de regressões lineares em cada bloco criado na fase de estratificação da amostra. Na estimação por bloco, o modelo de regressão linear para Y_i usando as observações contidas no j -ésimo bloco é:

$$Y_i = \alpha(j) + \tau(j)T_i + \mathbf{X}_i\boldsymbol{\beta}(j) + \varepsilon_i,$$

em que os termos do modelo têm as mesmas definições descritas na equação (1) (IMBENS; RUBIN, 2015).

Por sua vez, a estimação por pareamento consiste simplesmente em calcular o EMT como a diferença média entre as unidades pareadas. Se a fase de delineamento for executada corretamente, os dois métodos de estimação (por bloco e por pareamento) devem se aproximar (IMBENS; RUBIN, 2015).

Metodologia

Esta pesquisa consiste na análise dos dados do Cadastro Único para Programas Sociais (CadÚnico) utilizando pareamento por escore de propensão para verificar se o PBF faz os beneficiários trabalharem menos.

O CadÚnico é um registro administrativo com diversas informações sobre as famílias de baixa renda, definidas como aquelas com renda familiar mensal de até meio salário mínimo por pessoa ou renda familiar total de até três salários mínimos (Ministério do Desenvolvimento Social, 2018). Em abril de 2018, o CadÚnico incluía cerca de 27 milhões de famílias, das quais 13,9 milhões recebiam o benefício do PBF e 13,1 não o recebiam. São aproximadamente 76 milhões de pessoas, dos quais 44,3 milhões são beneficiários e 31,7 milhões não são beneficiários (informações retiradas do tabulador de informações agregadas do CadÚnico, TabCad do Ministério do Desenvolvimento Social, disponível em: aplicacoes.mds.gov.br/sagi/).

O cadastro atualizado nessa base de dados é uma exigência para participar de diversos programas sociais, não apenas do PBF: Tarifa Social de Energia Elétrica, Benefício de Prestação Continuada, Minha Casa Minha Vida, Programa Bolsa Verde, Programa de Fomento e Assistência Técnica às Atividades Produtivas Rurais, Programa Cisternas, Programa Nacional de Reforma Agrária e isenção de taxa de inscrição em concursos públicos.

Em 2017, o Ministério do Desenvolvimento Social passou a disponibilizar uma versão pública dos microdados do CadÚnico na página da Secretaria de Avaliação e Gestão da Informação (SAGI, disponível em:

aplicacoes.mds.gov.br/sagi/portal/). Até então, o acesso a esses dados dependia de algum convênio institucional ou da submissão de um projeto de pesquisa.

A versão pública do CadÚnico, utilizada neste trabalho, consiste em uma amostra anonimizada correspondente a 20% do total de famílias. Os dados estão divididos em dois arquivos em formato csv (*comma separated values*), um referente às famílias, outro referente às pessoas, conectáveis por meio de uma chave que indica a qual família a pessoa pertence. O arquivo sobre as famílias contém 31 variáveis, por exemplo, código do município, renda familiar per capita, quantidade de cômodos do domicílio e participação no PBF (não há informações sobre o valor recebido pela família). O arquivo sobre as pessoas contém 34 variáveis, entre as quais sexo, idade, curso mais elevado que a pessoa frequentou, se trabalhou na semana anterior e renda do trabalho. A lista com todas as variáveis disponíveis pode ser encontrada em: aplicacoes.mds.gov.br/sagi/portal/.

As análises deste trabalho utilizaram a linguagem de programação Python (PYTHON SOFTWARE FOUNDATION, 2019), incluindo o pacote CausalInference (WONG, 2016). Este último é uma implementação detalhada da versão do pareamento por escore de propensão proposto por Imbens e Rubin (2015). Mais informações estão disponíveis em github.com/laurencium/CausalInference (WONG, 2016).

As variáveis normalmente utilizadas para medir a influência do PBF no mercado de trabalho são a quantidade de horas trabalhadas e a variável binária indicando ocupação ou desocupação (TAVARES, 2010; OLIVEIRA; SOARES, 2013). Este trabalho investiga uma variável diferente, a quantidade de *meses* trabalhados no último ano.

Essa variável possui a vantagem de permitir captar a instabilidade das ocupações disponíveis à população mais pobre, tratando a ocupação como uma variável contínua indo da ausência de trabalho (o valor zero) passando por gradações até a ocupação completa ao invés de tratá-la como uma variável binária, ocupado/desocupado. Isso é especialmente importante considerando o fato de que o mercado de trabalho para as pessoas mais pobres é marcado pela vulnerabilidade e informalidade.

Para a construção do escore de propensão foram utilizadas variáveis semelhantes àquelas normalmente empregadas na análise dos efeitos do PBF no mercado de trabalho (BANERJEE *et al.*, 2017; CAVALCANTI *et al.*, 2016; CHITOLINA; FOGUEL; MENEZES-FILHO, 2016; COSTA; CUNHA, 2014; DE BRAUW, 2015; MEDEIROS; BRITTO; SOARES, 2007; OLIVEIRA; SOARES, 2012; RIBEIRO, SHIKIDA; HILLBRECHT, 2017; TAVARES, 2010). Elas estão especificadas na Tabela 3.

Tabela 3 - Variáveis utilizadas na construção do escore de propensão

Variável	Valores
Sexo	0 ou 1
Curso frequentado	0 a 4
Situação do domicílio	0 ou 1
Região (cinco <i>dummies</i>)	0 ou 1
Renda familiar per capita	1 a 11
Idade (anos)	25 a 108

Fonte: elaboração própria.

A variável região refere-se às cinco macrorregiões geográficas brasileiras (Norte, Nordeste, Centro-Oeste, Sudeste e Sul).

A variável curso frequentado possui cinco categorias, de 0 a 4, se referindo ao nível mais elevado que foi frequentado, não necessariamente concluído. As categorias surgiram do agrupamento de 15 categorias mais detalhadas que são apresentadas no CadÚnico e correspondem às pessoas sem escolaridade, que frequentaram o ensino fundamental I, o ensino fundamental II, o ensino médio e o ensino superior. A situação do domicílio os divide em urbanos ou rurais. A renda familiar per capita é composta por 11 categorias, correspondendo às

seguintes faixas: R\$ 0 a R\$ 50, R\$ 51 a R\$ 100, sucessivamente até R\$ 451 a R\$ 500 e, por fim, valores maiores do que R\$ 501.

O escore de propensão foi calculado ajustando um modelo logístico tendo a participação no PBF como variável dependente e as variáveis apresentadas na Tabela 3 como variáveis explicativas. O resultado dessa regressão é o escore de propensão. Em consonância com a discussão teórica apresentada na seção anterior, a partir dele ocorreu a fase de delineamento em que o conjunto de dados foi aparado, pareado e estratificado, construindo a amostra composta por grupos de tratamento e controle a ser utilizada na fase seguinte.

A fase de análise consistiu no cálculo do efeito da participação no PBF, o EMT, sobre a quantidade de meses trabalhados aplicando três métodos aos grupos construídos na fase anterior: a regressão múltipla comum (mínimo quadrados ordinários, MQO), regressão por blocos e a estimação por pareamento (a diferença média entre as observações pareadas). É importante notar que este é um segundo pareamento. O primeiro pareamento serve para construir os grupos tratamento e controle a partir do escore de propensão, os quais serão usados pelos três métodos. O segundo pareamento é usado para estimação da diferença média entre os grupos como uma alternativa não paramétrica à regressão. Portanto, todos os métodos utilizam o pareamento por escore de propensão, mas há um tipo específico de estimação que utiliza um segundo pareamento.

A análise descritiva que será apresentada na próxima seção foi realizada restringindo as 14.562.354 observações da amostra do CadÚnico 2017 (20% do total de cadastrados) apenas àqueles maiores de 25 anos, tomada como a idade em que a vida escolar normalmente se encerra para aqueles que tiveram uma trajetória escolar ininterrupta até o ensino superior. Por isso, o conjunto de dados usado nas análises a seguir possui 6.925.438 observações.

O terceiro método de estimação do EMT, o segundo pareamento apresentado acima, é computacionalmente muito intensivo. Por isso, ele foi aplicado apenas a uma amostra reduzida dos dados. Foi selecionada aleatoriamente uma amostra de 200 mil observações a partir das 14,5 milhões de observações do CadÚnico. Nesta amostra também foi aplicada a restrição de idade, retirando as pessoas menores de 25 anos, reduzindo a amostra a 92.250 observações.

Portanto, a estimação do EMT na amostra pareada pelo escore de propensão por regressão comum e por regressão por blocos será feita tanto para o conjunto de dados com 6,9 milhões de observações quanto para o conjunto reduzido, de cerca de 92 mil observações. A estimação usando o segundo tipo de pareamento será apresentada apenas para o conjunto de dados de cerca de 92 mil observações. Porém, esta não é uma limitação muito séria, pois, como será visto a seguir, as estimativas dos três métodos são semelhantes entre si tanto para o conjunto de dados completo quanto para sua versão reduzida.

Resultados e discussão

A Tabela 4 apresenta características gerais dos 6,9 milhões de pessoas maiores de 25 anos no CadÚnico 2017. Os beneficiários do PBF, cerca de metade das observações, são mais jovens, possuem uma idade mediana 10 anos menor do que a dos não beneficiários. Com relação ao sexo dos indivíduos, há mais mulheres tanto entre os beneficiários quanto entre os não beneficiários. Porém, a proporção de mulheres é ainda maior entre os beneficiários (67%), o que provavelmente é explicado pelo fato de o PBF adotar preferencialmente as mães como titulares do benefício, incluindo as mães solteiras.

Em relação à escolaridade, os dois grupos são semelhantes, exceto pelo fato de que entre os beneficiários há menos pessoas sem escolaridade (10% contra 14% entre os não beneficiários) e mais pessoas com fundamental II (32% contra 24% entre os não beneficiários).

A renda média do trabalho é quase duas vezes e meia menor entre os beneficiários (R\$297,00, contra R\$755,00 no caso dos não beneficiários). Como há quase uma pessoa a mais por domicílio entre os beneficiários (3,6 pessoas), isso faz com que sua renda familiar per capita seja menos de um sétimo da renda das famílias não beneficiárias que estão no CadÚnico (R\$61,00 contra R\$440,00 entre os não beneficiários).

Tabela 4 - Características gerais dos presentes no CadÚnico 2017, maiores de 25 anos, de acordo com a participação no PBF

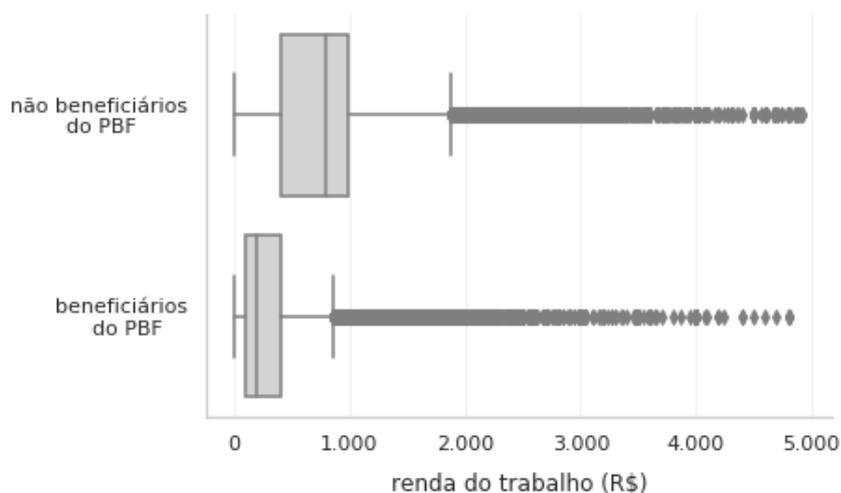
Variável	Categorias	Não beneficiários	Beneficiários
PBF		52%	48%
Idade mediana		48	38
Pessoas no domicílio		2,8	3,6
Sexo	Masculino	39%	33%
	Feminino	61%	67%
Nível de ensino	Nenhum	14%	10%
	Fundamental I	30%	29%
	Fundamental II	24%	32%
	Médio	30%	30%
	Superior	2%	1%
Renda do trabalho (\$)	Media	755	297
	desvio padrão	442	262
	Mínimo	1	1
	Mediana	788	200
	Máximo	4.927	4.800
Renda familiar per capita (\$)	Media	440	61
	desvio padrão	316	63
	Mínimo	0	0
	Mediana	362	50
	Máximo	2.811	468

Fonte: elaboração própria.

Obs.: nível de ensino se refere ao curso mais elevado que foi frequentado, não necessariamente concluído. Os quatro níveis apresentados são agrupamentos a partir de 15 categorias mais específicas.

Estes são, portanto, indícios de que o PBF tem boa focalização, isto é, que ele atinge os mais pobres dentre os pobres. Isto fica ainda mais claro quando observam-se os *boxplots* da Figura 3, que apresentam a dispersão da renda do trabalho e renda familiar per capita separada por beneficiários e não beneficiários do PBF:

a)



b)

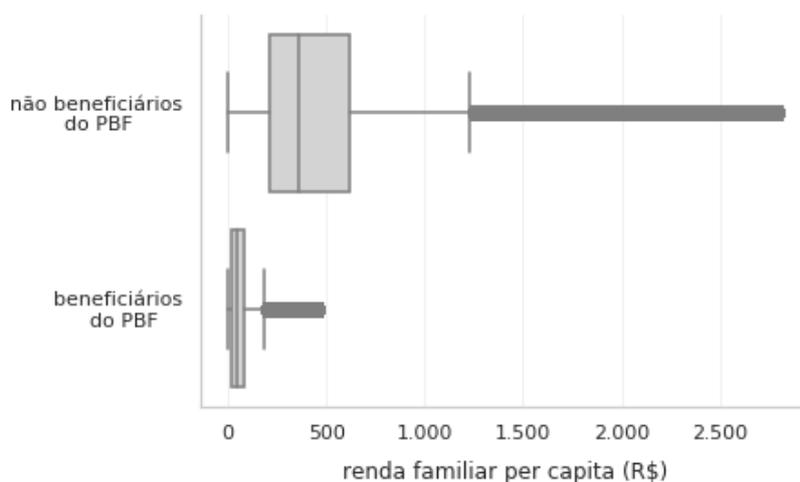


Figura 3 - Distribuição da renda do trabalho (a) e renda familiar per capita (b), segundo participação no PBF. **Fonte:** elaboração própria.

Como explicado anteriormente, este desequilíbrio entre os dois grupos em relação às covariáveis é a justificativa para o uso do pareamento por escore de propensão ao invés da regressão múltipla tradicional. O escore de propensão serve para reduzir a dimensionalidade das covariáveis e o pareamento serve para reduzir o desequilíbrio entre os grupos. Em outras palavras, o escore de propensão reduz as diversas covariáveis a uma única variável e o pareamento seleciona observações com valores semelhantes dessa variável, mas que se diferenciam em relação a ter recebido ou não o tratamento.

A medida utilizada para avaliar o desequilíbrio das covariáveis é a diferença normalizada: a diferença entre a média dos valores das covariáveis, dividida pela raiz quadrada da média das variâncias do grupo de tratamento e do grupo de controle (IMBENS; RUBIN, 2015; WONG, 2016). É desejável que ela seja menor do que $|0,5|$. Antes de realizar o pareamento, idade e renda familiar per capita estavam acima deste valor (-0,74 e -2,6, respectivamente). A situação do domicílio estava em -0,33 e algumas variáveis *dummies* das regiões estavam acima de $|0,2|$, embora abaixo do valor de referência, estes valores indicam que os grupos tratamento e controle são diferentes em relação às variáveis analisadas.

O pareamento utilizando o escore de propensão selecionou, dentre as 6,9 milhões de observações, 1.123.775 para o grupo controle e 1.838.748 para o grupo tratamento. Após este pareamento, as diferenças normalizadas entre os grupos foram muito reduzidas. Com a exceção da renda familiar, todas as covariáveis passaram a ter diferenças normalizadas abaixo de $|0,05|$, isto é, dez vezes menores do que o valor de referência. A diferença normalizada da renda familiar per capita entre os grupos foi reduzida pela metade (de -2,6 para -1,3). Embora ainda fora do valor adequado, esta diferença é compreensível dado que a definição do público-alvo do PBF é baseada justamente nesta variável. Portanto, este é um problema dificilmente contornável e é preciso ter em mente que o grupo controle é formado por pessoas, em média, menos pobres do que o grupo de tratamento.

A Tabela 5 apresenta diferenciação entre beneficiários e não beneficiários de acordo com características relacionadas à participação no mercado de trabalho. Ao contrário do que a crítica supõe, a proporção de ocupados entre beneficiários é maior, 47% deles responderam que trabalharam na última semana - contra 38% entre os não beneficiários. Contudo, como já foi visto, esta é uma análise inadequada porque não considera outros fatores que podem influenciar a oferta de trabalho. Um pequeno indício negativo sobre a oferta de trabalho dos beneficiários é o fato de que sua média de meses trabalhados é um décimo menor.

A instabilidade do mercado de trabalho para as pessoas mais pobres aparece na distribuição das pessoas por quantidade de meses trabalhados no último ano. Os não beneficiários estão mais concentrados nos extremos da distribuição, isto é, aqueles que não trabalharam em nenhum mês (59%) e aqueles que trabalharam

todos os meses (29%). As duas taxas são menores no caso dos beneficiários, 49 e 22%, respectivamente, pois entre eles há mais pessoas que trabalharam apenas alguns meses (especialmente de 1 a 6 ou 10 meses).

Esta é uma indicação de como o mercado de trabalho para os beneficiários é mais precário, composto em grande parte por trabalhos intermitentes e informais.

Tabela 5 - Características relacionadas ao trabalho dos presentes no CadÚnico 2017, maiores de 25 anos, de acordo com a participação no PBF

Variáveis	Categorias	Não beneficiários	Beneficiários
Ocupados	não	62%	53%
	sim	38%	47%
Média de meses trabalhados		4,18	4,02
Meses trabalhados	0	59%	49%
	1	1%	4%
	2	1%	4%
	3	1%	4%
	4	1%	3%
	5	1%	3%
	6	2%	4%
	7	1%	1%
	8	1%	2%
	9	1%	1%
	10	2%	4%
	11	1%	0%
12	29%	22%	

Fonte: elaboração própria. Obs.: a quantidade de meses trabalhados se refere ao último ano a partir da data do cadastro.

As estimativas do efeito do PBF sobre a quantidade de meses trabalhados, o EMT, estão apresentadas na Tabela 6. São apresentadas as estimativas de três métodos diferentes, todos usando os grupos construídos com o pareamento por escore de propensão. Como explicado anteriormente, além da estimativa com o conjunto de dados de 6,9 milhões, são apresentadas também estimativas para um conjunto de dados de apenas 92 mil observações, pois a estimativa por pareamento (um segundo tipo de pareamento) é computacionalmente muito intensiva.

Tabela 6 - Efeito médio do tratamento (EMT) do PBF sobre a quantidade de meses trabalhados, segundo três métodos de estimação

Nº. observações	MQO	Blocos	Pareamento
92 mil	0,78	0,55	0,47
6,9 milhões	0,90	0,67	-

Fonte: elaboração própria. Todos os valores são estatisticamente significativos a $\alpha = 0,01$. MQO: mínimos quadrados ordinários.

Todas as estimativas foram estatisticamente significativas (valor-p < 0,01), indicando que o PBF aumenta a quantidade de meses trabalhados, ao contrário do que supõe aqueles que pensam que o PBF desestimula as pessoas a trabalharem.

Os três métodos convergiram em indicar que a participação no programa aumenta a quantidade de meses trabalhados, variando de 0,47 a 0,9 mês, de acordo com o método e o tamanho da amostra. As maiores estimativas foram do método MQO, seguindo da estimação por blocos e, por fim, a estimação por pareamento.

De acordo com o MQO, na amostra de 6,9 milhões de observações, os beneficiários do PBF trabalham 0,9 mês a mais do que os não beneficiários. Usando a amostra reduzida, ele valor diminui para 0,78 mês.

A estimação por blocos indicou valores ligeiramente menores: 0,67 mês no caso da amostra de 6,9 milhões de observações e 0,55 mês no caso da amostra menor. No caso da estimação por pareamento, como dito acima, a estimação foi feita apenas para a amostra menor, pois esse método é computacionalmente muito exigente. O resultado foi um aumento de 0,47 mês a mais de trabalho entre os beneficiários.

Em todos as variações da análise, o resultado foi um pequeno aumento, menor do que um mês. No entanto, é uma boa resposta à crítica de que o programa desestimula as pessoas a trabalhar.

Portanto, os resultados deste trabalho confirmam o que tem sido mostrado pela literatura, a ausência de evidências de que o PBF reduza a oferta de trabalho dos beneficiários em geral (CAVALCANTI *et al.*, 2016; CHITOLINA; FOGUEL; MENEZES-FILHO, 2016; COSTA; CUNHA, 2014; DE BRAUW *et al.*, 2015; MEDEIROS; BRITTO; SOARES, 2007; OLIVEIRA; SOARE, 2012; RIBEIRO; SHIKIDA; HILLBRECHT, 2017; TAVARES, 2010). Embora alguns trabalhos encontrem pequenas reduções da oferta de trabalho de certos subgrupos, como resumido em uma seção anterior, também há estudos identificando que o PBF aumenta a quantidade de trabalho de certos subgrupos de beneficiários (SANTOS *et al.*, 2017; CAVALCANTI *et al.*, 2016). Nesta mesma direção, a presente pesquisa identificou um aumento na quantidade de meses trabalhados dos beneficiários em geral.

Considerações finais

O objetivo do Programa Bolsa Família é aliviar a pobreza atual e reduzir a pobreza intergeracional. Existe uma suspeita bastante difundida de que o benefício concedido pelo programa (em média, R\$ 180) possa fazer com que os beneficiários trabalhem menos.

Este trabalho mostrou que esta suspeita é infundada. Utilizando dados da versão pública do CadÚnico de 2017 e a técnica de pareamento por escore de propensão, identificou-se que o PBF provoca um pequeno aumento na quantidade de meses trabalhados.

O efeito da participação no PBF sobre a quantidade de meses trabalhados foi calculado utilizando três métodos diferentes: MQO, estimação por blocos e estimação por pareamento. Todos eles apresentaram resultados semelhantes: a participação no programa aumenta a quantidade de meses trabalhados. As estimativas variaram de acordo com o método e o tamanho da amostra, assumindo valores de 0,47 a 0,9 mês.

A pesquisa também apontou a realidade instável do mercado de trabalho da população atendida pelo programa. Embora tenham uma taxa de emprego maior, há mais variação na quantidade de meses do ano em que estão trabalhando. Isto é, a proporção daqueles que trabalharam apenas alguns meses do ano é maior entre os beneficiários do que entre os não beneficiários. Isso indica uma situação marcada pela informalidade, ausência de direitos trabalhistas e imprevisibilidade de rendimentos.

Por isso, é essencial que o Programa Bolsa Família seja cada vez mais acompanhado de programas de inclusão produtiva, para assim quebrar o ciclo intergeracional da pobreza por meio da melhoria das oportunidades de trabalho.

Referências

AMORIM, R. Bolsa Família desestimula a busca de trabalho e virou manipulação política. **Gazeta do Povo**, 15 de novembro de 2017. Disponível em: <https://www.gazetadopovo.com.br/blogs/ricardo-amorim/2017/11/15/bolsa-familia-desestimula-busca-de-trabalho-e-virou-manipulacao-politica/> Acesso em: 18 mar 2019.

ANGRIST, J.; PISCHKE, J. **Mostly harmless econometrics**: an empiricist's companion. New York, Princeton University Press, 2008.

- BANERJEE, A.; DUFLO, E. **Poor economics**: a radical rethinking of the way to fight global poverty. New York, Public Affairs, 2011.
- BANERJEE, A. *et al.* Debunking the stereotype of the lazy welfare recipient: Evidence from cash transfer programs. **The World Bank Research Observer**, v. 32, n. 2, p. 155-184, 2017.
- BRASIL. **Lei no 10.836**, de 9 de janeiro de 2004: cria o Programa Bolsa Família e dá outras providências. 2004. Disponível em: http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_ato2004-2006/2004/lei/110.836.htm Acesso em: 18 mar 2019.
- CARAZZAI, E. Bolsa Família “escraviza as pessoas”, diz Maia em Washington. **Folha de São Paulo**, 17 de janeiro de 2018. Disponível em: <https://www1.folha.uol.com.br/poder/2018/01/1951131-bolsa-familia-escraviza-as-pessoas-diz-maia-em-washington.shtml> Acesso em: 18 mar 2019.
- CAVALCANTI, D. *et al.* Impactos do programa Bolsa Família na renda e na oferta de trabalho das famílias pobres: uma abordagem usando o efeito quantílico de tratamento. **Economia Aplicada**, v. 20, n. 2, 2016.
- CHITOLINA, L.; FOGUEL, M.; MENEZES-FILHO, N. The Impact Of The Expansion Of The Bolsa Familia Program On The Time Allocation Of Youths And Their Parents. **Revista Brasileira de Economia**, v. 70, n. 2, p. 183-202, 2016.
- COSTA, D.; CUNHA, M. O Programa Bolsa Família e a oferta de trabalho: evidências para o Brasil e Paraná. **Revista de Economia**, v. 40, n. 2, p. 105–128, 2014.
- COX, D.; REID, N. **The theory of the design of experiments**. New York, CRC Press, 2000.
- DE BRAUW *et al.* Bolsa Família And Household Labor Supply. **Economic Development And Cultural Change**, v. 63, n. 3, p. 423-457, 2015.
- FISZBEIN, A.; SCHADY, N. R. **Conditional cash transfers**: reducing present and future poverty. New York, World Bank Publications, 2009.
- FOGUEL, M. Modelo de resultados potenciais. In: MENEZES-FILHO, N. (Ed.) **Avaliação econômica de projetos sociais**. São Paulo, Dinâmica, cap. 2, p. 35–48, 2012.
- IMBENS, G. Matching methods in practice: Three examples. **Journal of Human Resources**, v. 50, no. 2, 2015.
- IMBENS, G.; RUBIN, D. **Causal inference in statistics, social, and biomedical sciences**. New York, Cambridge University Press, 2015.
- MEDEIROS, M.; BRITTO, T.; SOARES, F. Transferência de renda no Brasil. **Revista Novos Estudos**, v. 79, p. 5-21, 2007.
- MINISTÉRIO DO DESENVOLVIMENTO SOCIAL. **Manual do pesquisador**: gestão do Cadastro Único. 2018. Disponível em: https://aplicacoes.mds.gov.br/sagirms/ferramentas/docs/manual_do_pesquisador_gestao_cadastro_unico.pdf Acesso em: 18 mar 2019.
- MORGAN, S. L.; WINSHIP, C. **Counterfactuals and causal inference**. Cambridge, Cambridge University Press, 2014.

OLIVEIRA, L.; SOARES, S. O que se sabe sobre os efeitos das transferências de renda sobre a oferta de trabalho. **Textos para discussão do Ipea**, n. 1738, 2012.

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

PYTHON SOFTWARE FOUNDATION. **The Python language reference**: version 3.7. Disponível em: docs.python.org Acesso em: 18 mar 2019.

RIBEIRO, F.; SHIKIDA, C.; HILLBRECHT, R. Bolsa Família: Um survey sobre os efeitos do programa de transferência de renda condicionada do Brasil. **Estudos Econômicos**, v. 47, n. 4, p. 805-862, 2017.

ROCHA, S. **Transferências de renda no Brasil**: o fim da pobreza? Rio de Janeiro, Elsevier, 2013.

ROSENBAUM, P.; RUBIN, D. The central role of the propensity score in observational studies for causal effects. **Biometrika**, v. 70, n. 1, p. 41–55, 1983.

SANTOS, D. *et al.* Os efeitos do Programa Bolsa Família sobre a duração do emprego formal dos indivíduos de baixa renda. **Revista de Administração Pública**, v. 51, n. 5, p. 708-733, 2017.

SKOUFIAS, E.; Di MARO, V. Conditional cash transfers, adult work incentives, and poverty. **The Journal of Development Studies**, v. 44, n. 7, p. 935-960, 2008.

TAVARES, P. Efeito do Programa Bolsa Família sobre a oferta de trabalho das mães. **Economia e Sociedade**, v. 19, n. 3 p. 613-635, 2010.

TEIXEIRA, C. Efeitos da transferência de renda na oferta de trabalho. **Mercado de trabalho: conjuntura e análise**, n. 46, p. 37-46, 2011.

WONG, L. Causal Inference in Python: a vignette. 2016. Disponível em: <https://github.com/laurencium/causalinferencce/blob/master/docs/tex/vignette.pdf>. Acesso em: 18 mar 2019.

WOOLDRIDGE, J. **Introductory econometrics**: a modern approach - 6^a ed. Boston, Cengage Learning, 2016.