

AVALIANDO RESULTADOS DE UM PROGRAMA DE TRANSFERÊNCIAS DE RENDA: O IMPACTO DO BOLSA-ESCOLA SOBRE OS GASTOS DAS FAMÍLIAS BRASILEIRAS

Anne Caroline Costa Resende
Cedeplar/UFMG

Ana Maria Hermeto Camilo de Oliveira
Cedeplar/UFMG

RESUMO

Este trabalho tem como objetivo analisar os efeitos de programas de transferências monetárias sobre os gastos totais bem como sobre seus componentes para as famílias beneficiárias no Brasil, através do programa Bolsa-Escola. Para se alcançar tal objetivo é utilizado um método não experimental conhecido como pareamento baseado no escore de propensão (*propensity score matching*), utilizando os microdados da Pesquisa de Orçamentos Familiar (POF) 2002-2003. Realiza-se ainda uma análise de sensibilidade dos resultados obtidos a fim de se verificar a robustez do método à presença de variáveis não observadas, bem como à especificação do modelo de escore de propensão. Os resultados estimados sugerem um efeito positivo das transferências monetárias sobre o consumo das famílias pobres beneficiárias. O fato dos recursos serem prioritariamente destinados a despesas com alimentos, educação, produtos de higiene e vestuário em detrimento de itens como bebidas e cigarros, despesas diversas e bens duráveis, significa que, em alguma medida, estes recursos estão sendo gastos de forma eficiente. E é provável que o aumento do consumo destas famílias eleve o seu nível de bem estar, representando um “alívio” imediato sobre pobreza.

Palavras-chave: Programas de Transferências Condicionais, escore de propensão, gastos.

Classificação JEL: I38, C14

Área ANPEC: Área 11 - Economia Social e Demografia Econômica

ABSTRACT

The aim of this work is to analyze the effects of cash transfers of public programs on household's expenditures and their components, taking the Brazilian program Bolsa-Escola as a representative example. To achieve such objectives, we use a non experimental method called *propensity score matching* on microdata from the Pesquisa de Orçamentos Familiares (POF) 2002-2003. Further, a sensibility analysis is made to certify that the propensity score model is well specified and still works in the presence of unobservable variables. Results suggest a positive effect of money transfers on the poor beneficiary household's consumption. The fact that household's expenditures are concentrated on education, hygiene products, clothing and general food instead of drinks, cigarettes and durable goods means that, at some level, the money transferred is being efficiently spent. Hence, the increased consumption of the observed households enhances their welfare, which means an immediate relief from poverty conditions.

Key-Words: Conditional Cash Transfers, propensity score matching, expenditures.

JEL classification: I38, C14

Avaliando resultados de um programa de transferências de renda: O impacto do Bolsa-Escola sobre os gastos das famílias brasileiras.

1 INTRODUÇÃO

Programas de transferência condicionada de renda são políticas sociais cada vez mais empregadas no combate à pobreza em países em desenvolvimento. Estes programas têm como finalidade prover assistência no curto prazo para as famílias pobres atenuando a pobreza corrente, enquanto propiciam ao mesmo tempo, o investimento no desenvolvimento de capital humano através das condicionalidades do recebimento do benefício, combatendo, no longo prazo, a pobreza futura. Outros objetivos menos explícitos, mas não menos importantes incluem a melhoria do bem estar das famílias, inclusive a redistribuição de renda e a promoção da inclusão social. Estudos recentes (ROCHA, 2004; SOARES, 2006; FERREIRA, LEITE e LITCHFIELD, 2006) evidenciam os potenciais efeitos dos programas de transferência sobre a redução das desigualdades e pobreza no país, destacando a importância deste tipo de política.

Uma questão que emerge em relação à eficácia destes programas é: como verificar o impacto de um programa social sobre o bem estar das famílias? Esta é uma questão ampla que pode ser respondida sob várias perspectivas. Pode-se avaliar o impacto de um determinado programa analisando o cumprimento das condicionalidades exigidas, como por exemplo, o aumento da frequência à escola. Do mesmo modo, podem-se verificar os efeitos sobre o número de consultas pré-natais para as mães beneficiárias. No entanto, a despeito dos objetivos diretos, estes programas também apresentam efeitos não esperados, não explícitos como objetivos. A mensuração de tais efeitos por sua vez, também permite fazer inferências a respeito do nível de bem estar destas famílias. Dentre os efeitos não esperados destacam-se os impactos das transferências monetárias sobre os gastos e, portanto sobre o consumo das famílias beneficiárias.

Uma primeira geração de avaliações de programas condicionais de transferência de renda encontrou efeitos positivos sobre as taxas de matrícula, frequência à escola e redução no trabalho infantil para as crianças brasileiras. Outros países apresentam adicionalmente avaliações sobre os níveis de consumo das famílias. Para o Brasil há apenas um estudo, sobre o Bolsa-Alimentação, que realiza este tipo de avaliação concentrando-se no entanto apenas no consumo de alimentos. Neste sentido, há uma lacuna de estudos deste tipo, sobretudo tendo em vista a disponibilidade de microdados que permitem explorar metodologias de avaliação em relação a uma vasta gama de resultados.

Deste modo, a finalidade deste trabalho é a análise dos impactos das transferências monetárias advindos de programas sociais de transferências de renda, em gerais, sobre os gastos das famílias beneficiárias e, portanto sobre o bem estar destas e de suas crianças. Contudo, tal análise será realizada através da aplicação específica do programa Bolsa-Escola (B.E) supondo que este seja um exemplo representativo de programas de transferência condicional de renda.

Além dos impactos sobre os gastos totais, será realizada uma análise sobre os componentes do consumo (alimentação, habitação, vestuário, educação, saúde e demais despesas). A avaliação dos efeitos sobre cada componente dos gastos e sobre itens específicos permitirá verificar como as famílias beneficiárias alocam os recursos advindos do programa, e se há uma apropriação desproporcional dos benefícios por parte dos adultos.

Em geral, espera-se que as transferências recebidas do programa tenham um efeito positivo sobre as despesas de consumo, dado que tais transferências aumentam a renda disponível das famílias. ATTANASIO e MESNARD (2005) argumentam, no entanto, que este efeito não é tão imediato quanto parece. Primeiramente, a renda disponível não necessariamente irá aumentar no mesmo montante das transferências recebidas, uma vez que as condições impostas pelo programa podem reduzir outras formas de rendimentos, como por exemplo, a renda do trabalho infantil. Segundo, os valores recebidos podem não ser inteiramente gastos para o consumo de bens, já que as famílias podem decidir poupar uma fração, utilizá-los para o pagamento de débitos correntes ou no investimento de atividades produtivas.

Entende-se que o aumento dos gastos, e conseqüentemente do consumo, tenham por finalidade atenuar as adversidades das famílias mais pobres. O bem estar destas famílias pode ser mensurado através

do “alívio” imediato em termos de consumo, e, assim sobre as condições adversas que estas enfrentam. Segundo ATTANASIO *et al* (2005) existem diversas razões pelos quais os programas condicionados de transferências podem não obter os efeitos desejados, tais como: o fato de o programa existir não significa que as famílias alvos irão participar; o custo de se monitorar o cumprimento das condicionalidades pode ser relativamente superior aos valores das transferências. Apesar da existência da condicionalidade, a transferência de recursos monetários para as famílias pobres não necessariamente significa que estes serão gastos da maneira ambicionada. As famílias podem utilizar parte destes recursos para o consumo de tabaco, bebidas alcoólicas e outros bens destinados para adultos, que geralmente são considerados indesejáveis. Ou de forma similar, podem destinar a maior parte dos recursos para outros membros das famílias em detrimento das crianças.

2 PROGRAMAS CONDICIONAIS DE TRANSFERÊNCIA E O BOLSA-ESCOLA

Programas de transferência condicionada de renda, que têm como objetivo prioritário à redução das desigualdades, são políticas sociais cada vez mais empregadas no combate à pobreza em países em desenvolvimento. Agrupados sobre a sigla de “MISA” – *Minimum Income for School Attendance* – estes programas têm como finalidade atenuar a pobreza corrente e combater a pobreza futura condicionando as transferências à participação no sistema formal de ensino, alguns apresentam ainda outras condicionalidades geralmente associadas à saúde e alimentação. Tais programas são também conhecidos como programas condicionais de transferências de renda (ou *Conditional Cash Transfers* (CCT)).

Os chamados CCT’s vêm se tornando ferramentas amplamente utilizadas com a finalidade de se obter melhorias nos status de educação, saúde e nutrição das crianças pobres. Alguns exemplos destes são: o mexicano *Progresá* (*Programa Nacional de Educación, Salud y Alimentación*), que está em vigor desde 1997; na Nicarágua, o programa *Red de Protección Social* (RPS) atuando desde 2000; na Colômbia o *Famílias em Acción* que teve início em 2001; e o indiano *Food-for-Education* (FFE) que se iniciou em 1995, entre outros.¹

No Brasil, o Bolsa-Escola foi um dos precursores destes programas. Adotado inicialmente no âmbito municipal, o Bolsa-Escola teve início no primeiro semestre de 1995 com a experiência pioneira do município de Campinas seguido pelo Distrito Federal e por outros municípios. Entretanto, as várias tentativas de implementação por iniciativa municipal passaram a demonstrar a necessidade de federalização do programa, uma vez que a grande maioria dos municípios não possuía capacidade financeira e operacional para garantir o seu funcionamento. Devido a esse fato, em 2001, o Governo Federal passou a arcar com as responsabilidades de financiamento, gestão e operacionalização do Bolsa-Escola (ROCHA, 2005).

O foco do programa Bolsa-Escola são as famílias pobres e com crianças em idade escolar. Sua população alvo constitui-se em famílias com renda mensal per capita de até R\$ 90,00 que possuem crianças entre 6 e 15 anos de idade. O benefício mensal por criança é de R\$ 15,00 até o máximo de R\$ 45,00 por família e o seu recebimento está condicionado ao fato de todas as crianças em idade escolar estarem matriculadas e freqüentando a escola. O percentual mínimo de freqüência exigida é de 85% e as escolas ficariam encarregadas de reportar tais números aos governos municipais beneficiários do programa.

3 METODOLOGIA

O termo avaliação se refere à mensuração do impacto de intervenções, tais como a participação em um programa de treinamento ou o recebimento de uma transferência de renda de um programa social, sobre os efeitos de interesse. O termo efeito refere-se a mudanças no *status* das variáveis relevantes. O problema central na avaliação de impacto é a inferência de uma conexão causal entre o tratamento (a participação em um determinado programa) e o efeito (CAMERON e TRIVEDI, 2005). A relevância das

¹ Para uma apresentação dos estudos empíricos sobre as avaliações de programas nacionais e internacionais ver Resende (2006).

avaliações de impacto é direta, pois seus efeitos podem ser associados a programas sociais ou melhorias em programas existentes para o atingir os objetivos da política social.

3.1 Matching - Um estimador econométrico para avaliações.

Para as finalidades deste trabalho, será utilizada a metodologia conhecida como *matching* ou pareamento. O pareamento é um método amplamente utilizado na literatura de avaliação, tornando-se popular na estimativa de efeitos causais de tratamento, isto é, nas avaliações de impactos sobre os resultados de interesse. No presente estudo tal método será empregado com a finalidade de avaliar os efeitos das transferências do programa Bolsa-Escola sobre os gastos das famílias beneficiárias, bem como sobre os componentes do consumo², tais como alimentos, habitação, vestuário, educação, saúde e demais despesas.

O objetivo do pareamento é encontrar um grupo de comparação ideal em relação ao grupo de tratamento a partir de uma amostra de não participantes, a relação de proximidade entre os grupos é medida em termos das características observáveis. O método consiste basicamente em tomar como base as características das unidades tratadas e tentar encontrar unidades em um grupo de controle não experimental que possuam as mesmas características, previamente definidas no grupo de tratamento. Em seguida estimam-se os efeitos do tratamento (efeito do programa) por meio da diferença entre os resultados médios dos grupos de tratamento e controle. O grupo de comparação é emparelhado ao grupo de tratamento através de uma série de características observáveis ou usando o *propensity score* (escore de propensão ou probabilidade predita de participação).

O problema essencial da avaliação de impacto é que não observamos os resultados dos participantes se eles não tivessem participado. Dessa forma um grupo de comparação é usado para identificar o contrafactual do que teria ocorrido sem o programa. O grupo de comparação deve ser representativo do grupo de tratamento, com a diferença de que o primeiro não participa do programa.

Utilizando a terminologia de HECKMAN, ICHIMURA e TODD (1997), representamos o status de tratamento de um indivíduo através de uma variável *dummy* D que possui valor igual a 1 se o indivíduo participa do programa e valor 0 caso ele não participe. Representemos ainda por Y_{1i} o valor da variável de interesse (resultado esperado) para o indivíduo i , caso ele esteja sujeito ao tratamento (1), e Y_{0i} o valor da mesma variável, caso este indivíduo esteja exposto ao controle (0). Podemos então computar o efeito do tratamento sobre o indivíduo i da seguinte forma:

$$\Pi_i = Y_{1i} - Y_{0i}$$

E o impacto médio do treinamento sobre os participantes seria:

$$\Pi_i = E [Y_{1i} - Y_{0i} | D_i = 1]$$

Na literatura de avaliação, $E [Y_{1i} - Y_{0i} | D_i = 1]$ é chamado de efeito do tratamento ou efeito médio do tratamento sobre o tratado (average treatment effect on treated (ATT)).

$$\text{Tem-se que: } E (Y_{1i} - Y_{0i} | D_i = 1) = E (Y_{1i} | D_i = 1) - E (Y_{0i} | D_i = 1) \quad (1)$$

O problema é que o resultado contrafactual de um indivíduo sob tratamento $E (Y_{0i} | D_i = 1)$ não pode ser observado, uma vez que um indivíduo só pode ser tratamento ou controle em um ponto específico do tempo. Ou seja, não podemos observar os mesmos indivíduos nas duas situações, já que não observamos a situação dos participantes caso não tivessem participado. Conseqüentemente devemos impor certas hipóteses em (1) afim de que o ATT possa ser estimado. Uma forma é substituir o resultado esperado do indivíduo que participou se ele não tivesse participado $E (Y_{0i} | D_i = 1)$, com o resultado esperado dos indivíduos que de fato não participaram $E (Y_{0i} | D_i = 0)$. Entretanto, como a escolha dos participantes no programa não foi conduzida aleatoriamente, não podemos assumir que substituindo $E (Y_{0i} | D_i = 1)$ por $E (Y_{0i} | D_i = 0)$ nos dará um estimativa não viesada, porque é improvável que $E (Y_{0i} | D_i = 1) = E (Y_{0i} | D_i = 0)$. Tal improbabilidade deve-se a existência de vies, que surge devido a diferenças nas características observáveis e a diferenças nos atributos não observáveis entre os grupos de tratamento e controle.

Ao levarmos em consideração as características observáveis do processo de seleção bem como as características que potencialmente influenciam o resultado de interesse nos indivíduos tratados, então podemos reescrever a última equação como:

² Os termos gasto e consumo referem-se às despesas monetárias realizadas pelas famílias e são utilizados de forma equivalente neste trabalho.

$$E(Y_{1i} - Y_{0i} | D_i = 1, X) = E(Y_{1i} | D_i = 1, X) - E(Y_{0i} | D_i = 0, X) \quad (2)$$

em que X representa um vetor das características observáveis. De acordo com a hipótese de identificação geralmente adotada, o processo de seleção ocorre segundo características observáveis, tal que as pessoas com tais características idênticas possuem a mesma probabilidade de serem alocadas como tratamento ou controle. Isto significa que:

$$(Y_{0i}, Y_{1i} \perp D_i | X) \text{ e } E(Y_{0i} | X_i, D_i = 1) = E(Y_{0i} | X_i, D_i = 0)^3$$

em que \perp denota independência, significando que os resultados potenciais independem da participação do programa dadas as características observáveis X – esta hipótese é conhecida como Hipótese da Independência Condicional ou *Conditional Independence Assumption* (CIA). Isto implica que a seleção é baseada somente nas características observáveis e que todas as variáveis que influenciam a participação no programa e os resultados potenciais são simultaneamente observados pelo pesquisador. Claramente, esta é uma hipótese forte. Neste trabalho assume-se que esta condição seja verdadeira.

Segundo HIRANO, IMBENS e RIDDER (2000), se a participação no programa é independente dos resultados potenciais condicionais nas variáveis de pré-tratamento, o efeito médio para uma subpopulação com um dado valor para as variáveis observáveis pode ser estimado simplesmente tirando a diferença entre as médias dos grupos de tratamento e controle nestas subpopulações. Então, para que possamos obter uma estimativa não viesada do tratamento sobre o tratado temos que identificar um grupo de controle que seja o mais próximo possível do grupo de tratamento em termos das características gerais que são capturadas por X .

O problema de utilizarmos tal método é que quanto mais características são utilizadas como base, maior o número de observações pertencentes ao grupo de controle serão necessárias para que se possa encontrar e parear com o grupo de tratamento. Ou seja, quando o número de características observáveis do grupo de tratamento cresce em número e em sub-categorias/ estratos, a probabilidade de encontrarmos uma observação equivalente no grupo de controle diminui mesmo que existam bons dados em abundância. Dessa forma, quanto maior o número de características observáveis utilizadas para realizar o pareamento mais difícil será encontrar unidades no grupo de controle que tenham exatamente as mesmas características que as definidas no grupo de tratamento, o que se torna ainda mais complexo quando as variáveis observáveis são variáveis contínuas.

3.2 O Escore de Propensão

Como mencionado anteriormente, o método de avaliação é baseado na comparação entre os participantes e os não participantes do programa. Pelo fato da participação não ter sido desenhada de forma aleatória, segundo ATTANASIO *et al* (2004), uma simples comparação entre esses dois grupos poderia ser bastante equivocada, por duas razões. Primeiro, diferenças *ex-post* nos resultados poderiam refletir simplesmente diferenças pré-programa. Segundo, o efeito do programa pode ser uma função de variáveis de background (escolaridade do chefe, número de crianças e etc) que podem ser diferentes entre os grupos de tratamento e controle. Estes problemas podem ser solucionados utilizando o método do escore de propensão que busca comparar famílias participantes e não participantes que sejam similares em termos das características observáveis.

Neste trabalho a metodologia utilizada para identificar um bom grupo de controle, que produza estimativas não viesadas do ATT, será o chamado *Matching* nos Observáveis, mais especificamente utilizando o *Propensity Score Matching* (PSM) ou Pareamento baseado no Escore de Propensão.⁴

Para lidar com o problema da dimensionalidade do pareamento, ROSENBAUM e RUBIN (1983) desenvolveram um método conhecido como *Propensity Score Matching*. Estes autores mostraram que tal método pode ser implementado através de uma única variável de controle, o escore de propensão. O escore de propensão $P(x)$ é definido como a probabilidade condicional de um indivíduo receber o tratamento dado suas características observáveis X . Isto é,

$$P(X) = \text{Probabilidade}(D = 1 | X).$$

³ Para mais detalhes ver HIRANO, IMBENS e RIDDER (2000).

⁴ O método do escore de propensão e o efeito do tratamento serão calculados a partir de algumas funções do STATA que foram desenvolvidos recentemente por BECKER e ICHINO (2002).

Desta forma, o uso do escore de propensão apresenta-se como uma solução prática para o problema da multidimensionalidade do pareamento, uma vez que este passa a basear-se em um escalar. ROSENBAUM e RUBIN (1983) mostraram que na expressão (2), X pode ser substituído por $P(X)$, assim:

$$E(Y_1 - Y_0 | D=1, P(X)) = E(Y_1 | D=1, P(X)) - E(Y_0 | D=0, P(X)) \quad (3)$$

Se o tratamento e os resultados esperados são independentes condicionais às variáveis de pré-tratamento, estes também serão independentes condicionais à probabilidade de receber o tratamento dadas as características observáveis, isto é, condicional ao escore de propensão.⁵

$$(Y_0, Y_1 \perp D | P(X))$$

ROSENBAUM e RUBIN (1983) mostraram que ajustando as diferenças entre as unidades de tratamento e controle apenas através do escore de propensão todo o viés associado às diferenças nas variáveis prévias observáveis é removido.

A utilização do escore de propensão baseia-se em duas hipóteses chaves. Primeiro como já mencionado, a seleção nos observáveis requer que a participação no programa seja independente dos resultados, condicional nas covariáveis. A segunda hipótese refere-se à existência de um suporte comum. Esta condição requer que existam unidades de ambos os grupos, tratamento e controle, para cada característica X para o qual deseja-se comparar.

$$0 < P(X) < 1.$$

Isto assegura que para cada indivíduo tratado exista outro indivíduo não tratado pareado, com valores similares de X . (HECKMAN, LALONDE e SMITH, 1999). Dessa forma, os indivíduos devem possuir uma probabilidade de serem participantes ou não participantes que se situe entre 0 e 1, não podendo ser esta igual aos extremos (perfeita predição).

3.3 Considerações a respeito do Viés

Admitindo que:

$$C = E(Y_{1i} | D_i = 1) - E(Y_{0i} | D_i = 0) \quad (4)$$

A identidade associando (1) e (4) será:

$$(4) = (1) + V$$

Em que o V é o viés na estimativa, dado por:

$$V = E(Y_{0i} | D_i = 1) - E(Y_{0i} | D_i = 0) \quad (5)$$

Ou seja, o viés é a diferença no resultado sem o programa entre as pessoas que participaram e as que não participaram. Este viés seria corrigido se $E(Y_{0i} | D_i = 1)$ fosse conhecido, mas como visto anteriormente, não é possível estimar este valor. Assim o viés surge devido à utilização dos resultados médios do grupo de comparação como *proxy* para os resultados médios dos participantes do programa caso ele não tivessem participado.

De acordo com HECKMAN, ICHIMURA e TODD (1997) o viés pode ser dividido em três componentes básicos. O primeiro componente surge devido à falta de suporte comum⁶. Para alguns participantes não existem não participantes comparáveis e para alguns não participantes não existem participantes comparáveis. O segundo componente surge devido a diferenças na distribuição das características observáveis entre os grupos de tratamento e controle (viés devido aos observáveis). O terceiro componente deve-se as diferenças nos resultados que permanecem mesmo após levarmos em consideração as características observáveis e realizarmos as comparações em uma região de suporte comum. Este componente é devido a diferenças nos não observáveis, conhecido como viés de seleção. Este viés surge quando para dados valores de X há uma relação sistemática entre a participação no programa e os resultados, ou seja, há variáveis não observadas que conjuntamente influenciam os resultados e a participação no programa, condicionais às variáveis observáveis.

Para lidar com o viés a melhor maneira seria alocar o programa aleatoriamente, pois dessa forma poderíamos garantir que participantes e não participantes teriam o mesmo resultado esperado na ausência do programa. A randomização possui a vantagem chave em relação aos métodos não experimentais de

⁵ Ver ROSENBAUM e RUBIN (1983) ou IMBENS (2000) para a prova.

⁶ De acordo com HECKMAN, ICHIMURA e TODD (1997) violar a condição de suporte comum, isto é comparar o incomparável, é a principal fonte de viés na avaliação.

gerar um grupo de controle que possui a mesma distribuição das características observáveis e não observáveis que as do grupo de tratamento. Entretanto, como já mencionado, a participação no programa não foi conduzida aleatoriamente, mas seguiu certos processos de seleção.

Uma importante observação a ser feita a respeito do método de pareamento é que este elimina duas das três fontes de viés. O primeiro componente é eliminado através da realização do pareamento em uma região de suporte comum. O pareamento cuidadoso do grupo de comparação baseado nas características observáveis elimina o segundo componente de viés. Contudo, os métodos de pareamento somente lidam com características observáveis, restando o problema de heterogeneidade latente que leva a um possível viés na estimação do impacto do programa.

Portanto deve-se ter em mente que o método do escore de propensão permite reduzir, mas não eliminar, o viés gerado pelos fatores não observáveis. A extensão no qual o viés é reduzido depende crucialmente da riqueza e da qualidade das variáveis de controle onde o escore de propensão é computado e o pareamento é realizado (BECKER e ICHINO, 2002).

3.4 O cálculo do escore de propensão e a geração do grupo controle

Dado que o escore de propensão $P(X)$ usualmente não é conhecido é necessário estimá-lo, o que pode ser feito da seguinte forma: a partir das amostras dos dois grupos estima-se uma regressão logit/probit a fim de se obter os valores preditos da probabilidade de participação dos indivíduos dadas suas características observáveis, os escores de propensão. Incluem-se nesta regressão todas as variáveis presentes nos dados que são passíveis de influenciar a participação no programa, neste caso utilizam-se variáveis que são *proxies* de pobreza. A variável dependente é uma *dummy* (1,0) que possui valor (1) para o grupo de tratamento de (0) para o grupo de controle. É gerado um escore de propensão para todos os indivíduos da amostra. Para cada indivíduo i do grupo de tratamento são calculadas as diferenças dos escores de propensão com todos os indivíduos do grupo de controle. Os indivíduos com as k menores diferenças são escolhidos para serem emparelhados com o indivíduo i .

Após a estimativa dos escores de propensão são obtidos subgrupos dentro do grupo de controle que possuem valores de escores similares aos dos indivíduos do grupo de tratamento. Em seguida, para cada bloco $i=1, \dots, k$ do escore de propensão, testa-se se média de cada variável predita utilizada no modelo não difere entre tratamento e controle. Se a média de uma ou mais variáveis diferir, então se deve especificar um modelo menos parcimonioso para a estimativa do escore de propensão.

Contudo, se todos os testes para cada variável dentro de cada intervalo mostrarem que as médias não diferem significativamente, então um número final de blocos é definido e segue-se para o cálculo do ATT. O objetivo desta estimativa é encontrar um grupo de controle que seja o mais semelhante possível ao grupo de tratamento em termos do escore de propensão, dadas as características observadas.

3.5 Calculando o ATT utilizando estimadores não-experimentais baseados no escore de propensão⁷

Como descrito acima, o efeito médio do tratamento sobre o tratado é dado pela seguinte expressão:

$$ATT = E \{E[Y_{1i} | D_i=1, p(X_i)] - E[Y_{0i} | D_i=0, p(X_i)] | D_i=1\} \quad (6)$$

Onde o primeiro termo é estimado através do grupo de tratamento e o segundo termo através do resultado médio do grupo de comparação pareado (em $p(X)$). A estimativa do escore de propensão não é suficiente para estimar o efeito médio do tratamento. A causa disso é que a probabilidade de encontrarmos dois indivíduos com exatamente o mesmo valor de escore de propensão é em princípio zero uma vez que $p(X)$ é uma variável contínua. Vários métodos foram propostos na literatura para lidar com este problema, neste trabalho utilizaremos os estimadores mais comumente empregados.

A estimativa do ATT será realizada considerando o uso do suporte comum para todas as observações. Se o suporte comum não for satisfeito no grupo de tratamento, isto é, se alguns indivíduos possuem características que são apenas encontradas nos indivíduos tratados ou $P(X)=1$, então estes indivíduos serão descartados e o ATT será estimado apenas para aqueles que possuam $P(X)<1$.

⁷ Esta sessão baseia-se em BECKER e ICHINO (2002).

Dentre os diversos algoritmos de pareamento empregados na literatura optou-se pela utilização do pareamento estratificado (*stratification matching* (SM)). Tal decisão decorre do fato de que a estimativa do ATT e do número final de blocos gerados no escore de propensão, serem ambos baseados no princípio da estratificação da amostra.⁸

O método do pareamento estratificado consiste em dividir a variação dos escores de propensão em intervalos tal que em cada um destes, as unidades tratadas e as unidades de controle possuam na média o mesmo escore de propensão. Em seguida em cada intervalo é calculada a diferença dos resultados médios entre os grupos de participantes e não-participantes. O ATT é finalmente obtido através da média ponderada dessas diferenças, com os pesos sendo determinados pela distribuição das unidades tratadas entre os blocos. No SM as observações nos blocos que não possuem tratamento ou controle são descartadas. Se q representa o índice dos blocos definidos no intervalo do escore de propensão, dentro de cada bloco é computado:

$$T_q^S = \frac{\sum_{i \in I(q)} Y_i^T}{N_q^T} - \frac{\sum_{j \in I(q)} Y_j^C}{N_q^C} \quad (7)$$

onde $I(q)$ representa o conjunto das unidades no bloco q enquanto N_q^T e N_q^C representam as quantidades de unidades tratadas e de controle no bloco q .

3.6 Análise de sensibilidade utilizando o método de limites de Rosenbaum⁹

Como discutido anteriormente, os estimadores baseados no escore de propensão não são estimadores consistentes do efeito do tratamento se a participação no programa é endógena, isto é, se variáveis não observadas que afetam o processo de seleção também afetam os resultados. Fatores não observados, como a motivação, por exemplo, provavelmente correlacionam-se com D e Y . Portanto, a omissão de tal característica individual pode enviesar os resultados do efeito médio do tratamento sobre o tratado estimado sob a hipótese de exogeneidade.

Visto que não é possível estimar a magnitude do viés de seleção em dados não experimentais, uma importante ferramenta pode ser empregada para avaliá-lo na estimação dos efeitos causais. A chamada “análise de limites” (*bounds analysis*), que se popularizaram nos anos recentes, avalia o impacto potencial do viés de seleção que surge devido a variáveis não observadas. Neste estudo será utilizado o método conhecido como *Rosenbaum bounds* (ROSENBAUM, 2002; DIPRETE e GANGL, 2004), que por sua vez permite determinar quão “forte” deve ser a influência de uma variável omitida sobre a seleção na participação a fim de prejudicar as conclusões a respeito dos efeitos causais, obtidos com as análises de pareamento. Este método será esboçado brevemente, uma discussão extensiva pode ser encontrada em ROSENBAUM (2002).

A análise de sensibilidade pode ser utilizada para testar a robustez dos resultados à presença de viés devido a uma covariável omitida. O objetivo desta análise no presente trabalho é avaliar como uma variável não observável que afeta tanto a participação no programa Bolsa-Escola como os resultados (impacto sobre o consumo), podem alterar as conclusões a respeito do efeito do tratamento.

Considerando-se que a probabilidade de participação de um indivíduo i seja dado por:¹⁰

$$\pi_i = \Pr(D_i = 1 | x_i) = F(\beta x_i + \gamma u_i) \quad (8)$$

Como já explicitado D_i é igual a 1 se o indivíduo recebe o tratamento e 0 caso não receba; x_i são as características observadas do indivíduo i , u_i corresponde a variável não observada e γ representa o efeito de u_i sobre a decisão de participação no programa. Se não existir viés de seleção então γ será igual a zero e a probabilidade de participação será exclusivamente determinada pelas características

⁸ Para uma apresentação dos demais estimadores baseados no escore de propensão usualmente empregados, bem como para uma comparação metodológica entre estes ver Resende (2006).

⁹ Para uma discussão sobre análise de sensibilidade utilizando o método das variáveis instrumentais ver DIPRETE e GANGL (2004).

¹⁰ HUIJER, CALIENDO e THONSEN (2004).

observáveis. Entretanto, na presença de viés de seleção, dois indivíduos com as mesmas covariáveis observadas x , terão diferentes chances de receber tratamento.

Assumindo que dois indivíduos sejam pareados, i e j , e que F tenha uma distribuição logística. A *odds* dos indivíduos receberem tratamento é dado por:

$$\frac{\pi_i}{1-\pi_i} e^{\frac{\pi_j}{1-\pi_j}}$$

e a *odds ratio* é dado por:

$$\frac{\frac{\pi_i}{1-\pi_i}}{\frac{\pi_j}{1-\pi_j}} = \frac{\pi_i(1-\pi_j)}{\pi_j(1-\pi_i)} = \frac{\exp(\beta x_j + \gamma u_j)}{\exp(\beta x_i + \gamma u_i)} = \exp[\gamma(u_i - u_j)] \quad (9)$$

Se os indivíduos possuírem as mesmas características observáveis, então o vetor x se cancela. Deste modo, se não houver diferenças nas variáveis não observadas ($u_i = u_j$) e se estas variáveis não influenciarem a probabilidade de participação ($\gamma=0$), a *odds ratio* será igual a 1, implicando a não existência de viés de seleção. Segue-se então, que se suas *odds* de participação diferirem – isto é, se a *odds ratio* for diferente de 1 – só pode ser devido à presença de não observáveis. A análise de sensibilidade avalia o quanto do efeito do programa é alterado pela mudança nos valores de γ e de $u_i - u_j$.

De acordo com WATSON (2005), na prática isto significa examinar os limites da *odds ratio* de participação que se encontra entre (ROSENBAUM (2002) mostra que (9) implica nos seguintes limites para a *odds ratio*):

$$\frac{1}{e^\gamma} \leq \frac{\pi_i(1-\pi_j)}{\pi_j(1-\pi_i)} \leq e^\gamma \quad (10)$$

Os indivíduos pareados possuem a mesma probabilidade de participação apenas se $e^\gamma=1$. Entretanto, se $e^\gamma=2$ então indivíduos aparentemente similares em termos de x , irão diferir em suas probabilidades de receberem tratamento por um fator de até 2. Neste sentido, segundo ROSENBAUM (2002), e^γ seria uma medida do grau ruptura a partir de um estudo livre de viés de seleção.

Apesar deste método não testar formalmente a hipótese CIA, ele fornece uma forma de julgar o quão grande deve ser a influencia dos não observáveis a fim de que os resultados do tratamento sejam alterados (ROSENBAUM, 2002, p.106 *apud* WATSON 2005).

4 DESCRIÇÃO DOS DADOS E DAS VARIÁVEIS

Os dados deste trabalho foram extraídos da Pesquisa de Orçamentos Familiares (POF) 2002-2003. A POF, que é realizada pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE), é uma pesquisa amostral na qual são investigados os domicílios particulares permanentes, com representatividade por Unidade da Federação (UF). A coleta de dados da pesquisa foi realizada em todo território nacional nas áreas urbanas e rurais no período de julho de 2002 a julho de 2003.

A amostra é constituída por 48.171 unidades de consumo (UC). De acordo com a POF, o conceito de unidade de consumo compreende um único morador ou conjunto de moradores que compartilham da mesma fonte de alimentação ou compartilham as despesas com moradia. Para efeito de divulgação de resultados, o termo família tem sido utilizado para representar o conceito de Unidade de Consumo.

Do total de famílias da amostra 9,23% delas são beneficiárias do programa Bolsa-Escola sendo que a sua maioria concentra-se na região Nordeste e em áreas urbanas. De acordo com os microdados da POF o valor mensal médio recebido pelas famílias participantes era de R\$ 31,68. Como a unidade de análise proposta neste trabalho é o conceito de família (unidade de consumo), considerou-se como

variáveis individuais as características do chefe e as variáveis de despesas e rendimentos individuais foram agregadas por UC.

4.1 Variáveis Dependentes

Além do efeito total sobre os gastos de consumo, será realizada também uma análise sobre os efeitos na sua composição, com base nos valores absolutos. Pelo fato do consumo de alimentos representar a maior proporção dos gastos das famílias participantes, a análise de seus componentes é particularmente importante. Através desta decomposição pode-se, ainda, fazer algumas considerações a respeito dos efeitos sobre o status nutricional das famílias e de suas crianças. Deste modo, as seguintes variáveis serão analisadas.

Quadro 1. Variáveis Dependentes – Valores Absolutos

Variáveis	Descrição
Despesa Total	Somatório de todas as despesas
Despesas com Alimentos	Despesas com a aquisição de alimentos tanto para consumo dentro como fora do domicílio.
Despesas com Habitação	Estas despesas representam o somatório dos seguintes itens: 1) Aluguel 2) Serviços e Taxas 3) Manutenção do Lar 4) Eletrodomésticos 5) Consertos de Artigos do Lar
Despesas com Vestuário	Despesas com vestuário feminino, masculino e infantil.
Despesas com Transportes	Despesas com transporte público e privado.
Despesas com produtos de Higiene (cuidados pessoais) e Serviços Pessoais	Despesas com a aquisição de artigos de higiene e beleza e serviços pessoais tais como: cabeleireiro, esteticista, consertos de artigos pessoais e etc.
Despesas com Saúde	Despesas com produtos e serviços relativos a assistência à saúde, tais como consultas, remédios, plano de saúde e etc.
Despesas com Educação	Neste tópico incluem-se despesas efetuadas com mensalidades, livros-didáticos, matrículas, uniformes escolares e etc.
Despesas com Recreação e Cultura	Incluem-se despesas com brinquedos, diversões, esportes, livros e revistas não-didáticos e etc.
Despesas com Fumo e Bebidas Alcoólicas	Incluem-se despesas com cigarros, fumo e bebidas alcoólicas consumidas dentro e fora do domicílio.
Despesas Diversas	Referem-se às despesas com jogos e apostas, cerimônias e festas familiares, serviços profissionais e etc.
Outras Despesas Correntes	Despesas com impostos, serviços bancários, pensões, previdência privada e etc.

4.2 Variáveis Independentes

Como visto, o modelo *logit(probit)* pelo qual o escore de propensão é calculado deve incluir variáveis preditoras que influenciam a participação no programa e os resultados de interesse. As variáveis utilizadas relacionam-se basicamente ao status de pobreza, uma vez que estas irão determinar tanto a elegibilidade para o programa como os efeitos sobre o consumo.

O escore de propensão estimado fornece a probabilidade predita de participação no programa de uma determinada família e através dos seus valores realiza-se o pareamento entres os grupos de

tratamento e comparação. Deste modo, a inclusão de variáveis de região, domicílio, bem como as características do chefe têm por finalidade não só o cálculo da probabilidade de participação, mas também o pareamento das famílias em termos das características observáveis. Assim o cálculo do ATT é realizado entre famílias que sejam de fato comparáveis, sendo esta comparabilidade alcançada através das variáveis incluídas no modelo de escore de propensão, tais como anos de estudo, raça, cor, características domiciliares e etc. Estas variáveis representam por sua vez um controle para o cálculo do ATT. A hipótese adotada é que tais variáveis são ortogonais ao tratamento, dado que determinam a participação no programa, mas não são afetadas por este.

Quadro 2: Variáveis Independentes

Variáveis	Descrição
rendapc	Renda <i>per capita</i> mensal (líquida das transferências do B.E)
filhosUC2	Número de filhos com idade menor ou igual a 15 anos.
anosest	Número de anos de estudos do chefe
draca1	Variável <i>dummy</i> para raça do chefe (branco=1, negro=0)
dsexo1	Variável <i>dummy</i> sexo do chefe (homem=1, mulher=0)
Sul	Variável <i>dummy</i> de região
Nordeste	Variável <i>dummy</i> de região
Norte	Variável <i>dummy</i> de região
Centrooeste	Variável <i>dummy</i> de região
urb1	Variável <i>dummy</i> para situação do domicílio (rural=1, urbana=0)
metrop1	Variável <i>dummy</i> para área metropolitana (metropolitana=1, não metropolitana=0)
setor1	Variável <i>dummy</i> para ocupação do chefe (formal=1, outros, incluindo desocupados=0)
setor2	Variável <i>dummy</i> para ocupação do chefe (informal=1, outros, incluindo desocupados=0)
dcartcred	Variável <i>dummy</i> para cartão de crédito
descoad1	Variável <i>dummy</i> para escoadouro sanitário
dabastag1	Variável <i>dummy</i> para rede geral de abastecimento
pavrua1	Variável <i>dummy</i> para pavimentação na rua
denergelet1	Variável <i>dummy</i> para energia elétrica
qtdebanhpp	Número de banheiros por pessoa na UC
qtdecomp	Número de cômodos por pessoa na UC

5 RESULTADOS

Os resultados serão analisados em quatro seções. Na seção 5.1 serão desenvolvidas algumas considerações a respeito do modelo probit construído para estimar os escores de propensão. Na seção 5.2 serão examinados os resultados obtidos para as estimativas do efeito do tratamento. A sensibilidade das estimativas a pequenas mudanças na especificação do modelo de escore de propensão será analisada na seção 5.3. E finalmente, na seção 5.4 realiza-se uma análise de sensibilidade utilizando o método de ROSENBAUM (2002), para as estimativas do efeito do tratamento sobre os resultados de interesse.

5.1. O modelo *Probit*

O modelo *probit* é estimado a fim de predizer a probabilidade de participação no programa. Na geração dos modelos, deve-se considerar como grupo de comparação apenas os indivíduos elegíveis. Assim sendo, realizou-se um corte em relação à renda *per capita* mensal familiar para o valor de R\$

100,00. Este corte têm por finalidade manter na amostra apenas os indivíduos do grupo de tratamento e controle que sejam de fato comparáveis.¹¹

A TAB. 1 apresenta o resultado para o modelo de escore de propensão estimado. As especificações finais de tais modelos foram obtidas através de várias tentativas a fim de se chegar a especificações menos parcimoniosas e que satisfizessem a hipótese do “equilíbrio” (*Balancing Hypothesis*) entre as variáveis incluídas no modelo. A adoção de um modelo menos parcimonioso se justifica pelo fato de que quanto maior o número de variáveis incluídas, melhor será o pareamento realizado, já que quanto maior o número de características observáveis utilizadas, mais similares serão os indivíduos dos grupos de tratamento e controle.

Através da análise dos preditores verifica-se que de fato alguns deles não são significativos, mas segundo VENETOKLIS (2004) isso não significa necessariamente que estas variáveis não devam ser incluídas no modelo. RUBIN e THOMAS (1996) (*apud* CALIENDO e KOPEINING (2005)) argumentam que uma variável só deve ser excluída da análise se houver um consenso de que esta não é apropriada (não relacionada com o resultado), de outra forma é aconselhável incluí-la na estimativa do escore de propensão mesmo que não seja estatisticamente significativa. Os resultados obtidos por ZHAO (2005) sugerem ainda, que a inclusão de variáveis irrelevantes no modelo de escore de propensão não irão causar viés, no entanto uma sobre especificação deste (*e.g.* a inclusão de termos não lineares desnecessários) irá possivelmente viesar os resultados.

Tabela 1. Modelo Probit

Variáveis	Coefficiente	Erro Padrão (Robusto)	z	P> z	Intervalo de Confiança de 95%	
rendapc	-0,0013	0,0010	-1,27	0,203	-0,0033	0,0007
filhosUC2	0,1961	0,0183	10,70	0,000	0,1601	0,2320
anosest	-0,0339	0,0092	-3,69	0,000	-0,0519	-0,0159
dsexo1	-0,1079	0,0611	-1,77	0,077	-0,2276	0,01188
draca1	-0,0310	0,0539	-0,58	0,565	-0,1366	0,0745
Sul	0,1721	0,1094	1,57	0,116	-0,0423	0,3865
Nordeste	0,3857	0,0797	4,84	0,000	0,2294	0,5420
Norte	-0,0889	0,0963	-0,92	0,356	-0,2776	0,0998
Centrooeste	0,0080	0,0983	0,08	0,935	-0,1846	0,2006
metrop1	0,3863	0,0770	5,02	0,000	0,2354	0,5371
setor1	-0,0368	0,0997	-0,37	0,712	-0,2323	0,1587
setor2	0,1348	0,0954	1,41	0,158	-0,0522	0,3219
dcartcred1	-0,1909	0,1203	-1,59	0,113	-0,4268	0,0450
descoad1	0,1042	0,0766	1,36	0,174	-0,0459	0,2544
denergelet1	0,2578	0,0558	4,62	0,000	0,1484	0,3671
pavrua1	-0,0150	0,0523	-0,29	0,773	-0,1175	0,0874
cons	-1,6646	0,1592	-10,46	0,000	-1,9766	-1,3526

Fonte: Pesquisa de Orçamentos Familiares – POF/IBGE, 2002-2003. Microdados. Elaboração Própria.

¹¹ A renda *per capita* média mensal para famílias beneficiárias é cerca de R\$ 180,00 e de R\$ 640,00 para os não participantes.

Tabela 1.1. Limite inferior, número de tratamentos e número de controles para cada bloco.

Limite inferior do Escore de Propensão (com suporte comum)	Controle	Tratamento	Total
0,0470273	361	40	401
0,1	691	96	787
0,15	856	199	1.055
0,2	998	279	1.277
0,25	800	344	1.144
0,3	1.206	675	1.881
0,4	466	400	866
0,5	158	186	344
0,6	95	120	215
0,8	7	7	14
Total	5.638	2.346	7.984

Fonte: Pesquisa de Orçamentos Familiares – POF/IBGE, 2002-2003.Microdados. Elaboração Própria.

De acordo com o modelo estimado constata-se que em geral as variáveis de controle apresentam os sinais esperados. Observa-se que o número de filhos aumenta a probabilidade de participação no programa. O fato de o chefe ser do sexo masculino ou mais escolarizado diminui esta probabilidade. Este último fator está fortemente correlacionado com a renda, uma vez que, normalmente os indivíduos mais escolarizados apresentam maiores rendimentos. Os indivíduos localizados na região Nordeste e em áreas não metropolitanas apresentam uma maior probabilidade de serem elegíveis para o programa.

5.2 O “Impacto” do Programa

A análise será feita com base em três pontos: (a) a magnitude do valor estimado para o ATT; (b) seu sinal e (c) sua significância estatística.

5.2.1 Os efeitos sobre a despesa total

Tabela 2: Cálculo do efeito do tratamento para a despesa total

Variável Dependente	Estimativa
Despesa Total (Modelo Rendapc<=100)	307,558 (3,037)*

Fonte: Pesquisa de Orçamentos Familiares – POF/IBGE, 2002-2003.Microdados. Elaboração Própria.

Notas: Valores das despesas em R\$, deflacionados e anualizados.

Os valores entre parênteses representam a estatística t baseada no erro padrão calculado através do método de bootstrap (50 repetições). * Significativo a 1%. ** Significativo a 5%. *** Significativo a 10%

Na TAB.2 é reportada a estimativa do valor do efeito do tratamento para a despesa total. Observa-se que o valor médio dos gastos anuais para uma família beneficiária que possui renda per capita de até R\$ 100, 00, é cerca de R\$ 300,00 superior a média dos gastos totais das famílias não participantes. Considerando que o valor médio anual recebido por estas famílias é de R\$ 347, 53, pode-se inferir que cerca 85% deste valor é utilizado para gastos em geral.

5.2.2 Os efeitos sobre os componentes do consumo

O aumento dos gastos como consequência das transferências monetárias talvez não seja muito surpreendente; o ponto a ser destacado, inclusive sob o ponto de vista da efetividade da política social, é o conhecimento de quais componentes apresentam maiores dispêndios. Segundo ATTANASIO e MESNARD (2005) a avaliação do programa será muito distinta se este resultar em um aumento nos gastos com educação do que se resultar em um aumento nos gastos com tabaco e bebidas alcoólicas.

A TAB. 3 fornece os valores do efeito médio do tratamento sobre os componentes do consumo. Esta tabela sugere que a maior parte das transferências recebidas é gasta em alimentação, neste caso mais de 60% do valor das transferências é destinada para a compra de alimentos. Pode-se também destacar que parte das transferências é destinada para despesas com vestuário, uma vez que os dados apontam que tais

gastos são positivos e significativos. Verifica-se ainda que os gastos com produtos de higiene e serviços pessoais são superiores para as famílias beneficiárias, significando que uma parte das transferências é destinada para compra de artigos de higiene e beleza e serviços como cabeleireiro e consertos de artigos pessoais.

Em relação às despesas com itens relacionados à habitação, os dados sugerem que não há diferenças para estes gastos entre os grupos de tratamento e controle, uma vez que os valores encontrados não são significativos. Do mesmo modo não se verifica uma maior incidência de gastos em itens de assistência à saúde.

Os gastos com educação, como esperado, apresentam valores positivos e significativos. Este resultado mostra que de fato uma parcela das transferências do Bolsa-Escola está sendo utilizada para as despesas com educação, o que pode ser atribuído a condicionalidade imposta pelo programa, reforçando positivamente o cumprimento desta.

Os resultados sugerem que as transferências recebidas não são alocadas para gastos com fumo e bebidas alcoólicas, dado que as famílias beneficiárias não parecem apresentar maiores níveis de gastos para estes itens. Em relação aos demais componentes verifica-se que aparentemente os gastos com transportes, recreação e cultura, itens classificados como despesas diversas e gastos com aquisição de bens duráveis não são superiores quando comparados às despesas das famílias não participantes. Do mesmo modo não se observaram maiores dispêndios para os itens incluídos na rubrica outras despesas correntes. Pode-se concluir que dentre os diversos componentes analisados, os recursos recebidos do programa Bolsa-Escola são alocados principalmente para os gastos com alimentação, vestuário, educação e produtos de higiene e serviços pessoais os demais não apresentaram distinção significativas entre os dois grupos.

Logo os resultados indicam que a parcela das transferências que é gasta é quase que exclusivamente destinada para o aumento dos gastos de consumo. Sugerindo que parte das transferências recebidas são de fato destinadas para o aumento do consumo corrente. Esta ampliação por sua vez é inferior a unidade, dado que as famílias não dependem todo o incremento da renda, pois de acordo com resultados para a despesa total é provável que uma parcela das transferências seja destinada para a poupança.

Tabela 3: Cálculo do efeito do tratamento para os componentes do consumo (Continua)

Variáveis Dependentes	Estimativas
Despesas com Alimentação	225,772 (4,370)*
Despesas com Habitação	-18,639 (-0,597)
Despesas com Vestuário	33,823 (3,133)*
Despesas com Transportes	11,791 (0,360)
Despesas com Higiene e Serviços Pessoais	23,120 (3,090)*
Despesas com Assistência à Saúde ¹²	9,796 (0,774)
Despesas com Educação	24,684 (7,755)*
Despesas com Recreação e Cultura	3,351 (0,986)

Fonte: Pesquisa de Orçamentos Familiares – POF/IBGE, 2002-2003. Microdados. Elaboração Própria.

Notas: Valores das despesas em R\$, deflacionados e anualizados. Os valores entre parênteses representam a estatística t baseada no erro padrão calculado através do método de *bootstrap* (50 repetições). * Significativo a 1%. ** Significativo a 5%. *** Significativo a 10%

¹² Para o cálculo do efeito das despesas com saúde não foram considerados eventuais choques nos gastos uma vez que a POF não capta este tipo de efeito. No entanto supõe-se que as diferenças para os choques na saúde não são significativas entre os grupos de tratamento e comparação.

Tabela 3: Cálculo do efeito do tratamento para os componentes do consumo (Conclui)

Variáveis Dependentes	Estimativas
Despesas com Fumo e Bebidas Alcoólicas	-6,478 (-1,409)
Valor das Despesas com Despesas Diversas	-6,846 (-0,535)
Valor das Despesas com Despesas Correntes	7,185 (1,273)
Despesas com Bens Duráveis	-6,724 (-1,022)

Fonte: Pesquisa de Orçamentos Familiares – POF/IBGE, 2002-2003. Microdados. Elaboração Própria.

Notas: Valores das despesas em R\$, deflacionados e anualizados. Os valores entre parênteses representam a estatística t baseada no erro padrão calculado através do método de *bootstrap* (50 repetições). * Significativo a 1%. ** Significativo a 5%. *** Significativo a 10%

5.2.3 Desagregando os componentes de alimentação

Dada a importância dos gastos com alimentação será analisado em mais detalhes o efeito do programa no consumo desse item. A TAB. 4 fornece o resultado para o itens de alimentação Os dispêndios com alimentos foram desagregados nos seguintes subgrupos: (1) despesas com alimentos básicos (grãos, frutas, legumes, vegetais, farinhas, massas, pães, leite e etc) e (2) despesas com alimentos não básicos (alimentos processados, carnes, peixes, alimentos de origem animal e etc).

Tabela 4: Cálculo do efeito do tratamento para os componentes de Alimentação: Alimentos Básicos e Alimentos Não Básicos

Variáveis Dependentes	Estimativas
Grãos	90,557 (4,737)*
Frutas, legumes e vegetais.	15,051 (2,473)**
Farinhas, massas e pães.	20,154 (2,377)**
Leite	-21,584 (-5,551)*
Alimentos Processados	80,313 (4,520)*
Carnes e Peixes	40,205 (3,264)*
Alimentos de Origem Animal	2,823 (1,150)

Fonte: Pesquisa de Orçamentos Familiares – POF/IBGE, 2002-2003. Microdados. Elaboração Própria.

Notas: Para alimentos consumidos dentro de casa. Valores das despesas em R\$, deflacionados e anualizados.

Os valores entre parênteses representam a estatística t baseada no erro padrão calculado através do método de *bootstrap* (50 repetições). * Significativo a 1%. ** Significativo a 5%. *** Significativo a 10%

A importância desta análise está no efeito indireto do programa sobre o status nutricional das famílias participantes. Como visto anteriormente, os dados sugerem que a maior parte dos recursos entregues aos beneficiários do Bolsa-Escola está sendo destinada a despesas com alimentos. Este acréscimo de recursos destinados à alimentação pode afetar a dieta das famílias de duas formas: Primeiramente, isso pode fazer com que as famílias beneficiárias passem a consumir alguns alimentos que não eram consumidos antes por falta de renda (alimentos mais caros). Segundo, o aumento de renda pode permitir que estas famílias aumentem a quantidade consumida de alimentos que já vinham sendo consumidos antes. (BRASIL, 2003b).

A TAB. 4 mostra que as despesas dos beneficiários do B.E são superiores para o consumo de alimentos básicos e não básicos, sendo em média os gastos com últimos maiores que os primeiros. O que

pode sugerir efeitos positivos sobre a qualidade e diversificação da dieta devido ao aumento do consumo de ambas classes de alimentos indicando uma possível melhora na condição nutricional destas famílias, sobretudo de suas crianças. De acordo com os resultados uma parcela significativa dos gastos com alimentação é destinada à aquisição de produtos como grãos, frutas, vegetais, farinhas, massas, carnes, peixes e etc. Esses resultados indicam um efeito positivo do programa, uma vez que a melhoria na qualidade da alimentação apresenta efeitos benéficos sobre a saúde e conseqüentemente sobre a produtividade dos adultos bem como sobre a saúde e o bem estar destas crianças possibilitando o acúmulo de capital humano.

5.3 Sensibilidade á especificação do Escore de Propensão

Nesta seção será verificada a sensibilidade da estimação dos efeitos do tratamento a pequenas mudanças na especificação do modelo de escore de propensão, como por exemplo, a inclusão ou retirada de termos de ordem superior. No caso do escore de propensão ser estimado parametricamente, o quão sensível são as estimativas do efeito de tratamento as especificações do modelo torna-se uma importante questão. (ZHAO, 2005).

Se os resultados obtidos com a nova especificação forem similares aos resultados alcançados através do modelo original então, pode-se considerar que as estimativas são robustas a pequenas mudanças na especificação do modelo. Segundo DEHEJIA (2005), se, no entanto, os resultados forem altamente sensíveis a mudanças na especificação, então tal método pode torna-se inválido. Ainda de acordo com o autor, mesmo na falta de um experimento aleatório deve-se hesitar em adotar estimativas que sejam sensíveis a especificação do escore de propensão.

Tabela 5: Cálculo do efeito do tratamento utilizando a nova especificação do modelo de escore de propensão (Continua)

Variáveis Dependentes	Estimativas
Despesas com Alimentação	224,134 (5,241)*
Despesas com Habitação	-19,391 (-0,636)
Despesas com Vestuário	34,640 (3,382)*
Despesas com Transportes	8,160 (0,269)
Despesas com Higiene e Serviços Pessoais	23,398 (3,315)*
Despesas com Assistência à Saúde	8,863 (0,781)
Despesas com Educação	24,338 (7,125)*
Despesas com Recreação e Cultura	3,223 (1,113)
Despesas com Fumo e Bebidas Alcoólicas	-6,623 (-1,242)
Valor das Despesas com Despesas Diversas	-7.202 (-0.497)

Fonte: Pesquisa de Orçamentos Familiares – POF/IBGE, 2002-2003.Microdados. Elaboração Própria.

Notas: A nova especificação exclui a variável *dummy* de sexo. Valores das despesas em R\$, deflacionados e anualizados.

Os valores entre parênteses representam a estatística *t* baseada no erro padrão calculado através do método de *bootstrap* (50 repetições). * Significativo a 1%. ** Significativo a 5%. *** Significativo a 10%

Tabela 5: Cálculo do efeito do tratamento utilizando a nova especificação do modelo de escore de propensão (Conclui)

Variáveis Dependentes	Estimativas
Valor das Despesas com Despesas Correntes	6,620 (1,211)
Despesas com Bens Duráveis	-7,410 (-0.958)

Fonte: Pesquisa de Orçamentos Familiares – POF/IBGE, 2002-2003. Microdados. Elaboração Própria.

Notas: A nova especificação exclui a variável *dummy* de sexo. Valores das despesas em R\$, deflacionados e anualizados.

Os valores entre parênteses representam a estatística *t* baseada no erro padrão calculado através do método de *bootstrap* (50 repetições). * Significativo a 1%. ** Significativo a 5%. *** Significativo a 10%

Os resultados apresentados na TAB. 5 demonstram que as estimativas do efeito do tratamento não são particularmente sensíveis à especificação utilizada no modelo de escore de propensão, uma vez que os resultados obtidos são semelhantes aos apresentados na TAB. 3. Deste modo, pode-se concluir que os resultados são robustos a pequenas mudanças na especificação do modelo e que o emprego de tal método é viável.

5.4 Análise de Sensibilidade

A análise de sensibilidade questiona o “quanto” de viés de seleção deverá estar presente a fim de tornar aceitável a hipótese nula de que não há efeito de tratamento. Segundo DIPRETE e GANGL (2004), a metodologia empregada inicia-se com a estimativa do ATT utilizando métodos de pareamento (o escore de propensão), baseado na hipótese de independência condicional. No passo seguinte postula-se a existência de uma variável omitida *Z*, que afeta a probabilidade de participação no programa (i.e., a probabilidade de $D=1$), condicional em *X*. Conforme o impacto potencial de *Z* sobre *D* (expresso em termos dos limites das *odds ratio*) torna-se mais forte, o intervalo de confiança dos efeitos estimados amplia-se, e o nível de significância do teste da hipótese nula, de que não há efeito de *D* sobre *Y*, aumenta (i.e, o p-valor eleva-se).

Tabela 6: Análise de Sensibilidade (*Rosenbaum Bounds*) para despesas totais e seus componentes (Continua)

Variáveis	Γ	p-crítico
Despesa Total	1	<0,0001
	1,05	0,003019
	1,10	0,19941
Alimentação	1	<0,0001
	1,05	0,001497
	1,10	0,022996
	1,15	0,143014
Habitação	1	0,718162
	1,05	0,327901
Vestuário	1	<0,0001
	1,05	0,00348
	1,10	0,042171
	1,15	0,212596
Transportes	1	0,967944
	1,05	0,800071
Higiene e Serviços Pessoais	1	<0,0001
	1,05	0,009136
	1,10	0,082709

Fonte: Pesquisa de Orçamentos Familiares – POF/IBGE, 2002-2003. Microdados. Elaboração Própria.

Nota: A segunda coluna contém os valores de p^+ para os limites de Rosenbaum. Se $\Gamma = e^{\gamma} = 1$ implica a não existência de viés devido a não observáveis.

Tabela 6: Análise de Sensibilidade (*Rosenbaum Bounds*) para despesas totais e seus componentes (Conclui)

Variáveis	Γ	p-crítico
Saúde	1	0,121935
	1,05	0,413102
Educação	1	0
	1,05	0
	1,10	0
	1,15	<0,0001
	1,20	<0,0001
	1,25	<0,0001
	1,30	<0,0001
	1,40	<0,0001
	1,50	0,006715
	1,60	0,120755
Recreação e Cultura	1	0,001698
	1,05	0,017532
	1,10	0,092536
Fumo e Bebidas Alcoólicas	1	0,576545
	1,05	0,252507
Despesas Diversas	1	0,566189
	1,05	0,861275
Despesas Correntes	1	<0,0001
	1,05	<0,0001
	1,10	0,001405
	1,15	0,013732
	1,20	0,072655
Despesas com Eletrodomésticos	1	0,156628
	1,05	0,002404

Fonte: Pesquisa de Orçamentos Familiares – POF/IBGE, 2002-2003. Microdados. Elaboração Própria.

Nota: A segunda coluna contém os valores de p+ para os limites de Rosenbaum. Se $\Gamma = e^\gamma = 1$ implica a não existência de viés devido a não observáveis.

Os resultados da TAB. 6 mostram que a robustez ao viés de seleção varia entre as variáveis de resultado. Em geral o efeito do tratamento parece ser robusto a uma possível presença de viés de seleção, pois quanto maior o valor do nível crítico Γ , mas robusta a variável se apresenta.

Para a variável alimentação o nível crítico de Γ é de 1,15, significando que se a presença de variáveis não observadas levarem a uma diferença na *odds ratio* de receber tratamento entre os indivíduos dos grupos de tratamento e controle por um fator de 1,15, então pode-se questionar o efeito positivo das transferências do programa sobre os gastos com alimentação. Os resultados sugerem que as despesas com vestuário e educação também parecem ser robustas à presença de viés de seleção. No caso da variável educação o nível crítico de Γ é de 1,6. No entanto, variáveis como despesas com habitação, transportes, saúde, fumo e bebidas alcoólicas aparentam ser menos robustas a presença de não observáveis, dado que apresentam um valor crítico mais próximo da unidade. Segundo DIPRETE e GANGL (2004) é importante notar que estes resultados são considerados como os piores cenários. Cabe ressaltar que o valor de 1,10, por exemplo, não sugere necessariamente que não exista um efeito positivo sobre as despesas totais, de acordo com os autores, isso implica apenas que o intervalo de confiança para o efeito do tratamento irá incluir zero se a presença de viés de seleção levar a *odds* de participação a diferirem entre os grupos de tratamento e controle por um fator de 1,10. No caso de uma variável omitida possuir forte influencia sobre a participação no programa, mas apenas uma pequena influência sobre a variável de resultado, o intervalo de confiança não irá conter zero. Apesar da análise de sensibilidade de Rosenbaum apresentar os resultados para o pior cenário, ele demonstra quão grande deve ser a influência

de uma variável não observada a fim de questionar as conclusões obtidas através de métodos de pareamento.

6. CONSIDERAÇÕES FINAIS

Este trabalho pretendeu analisar os impactos das transferências monetárias advindas de programas sociais de transferências de renda sobre os gastos das famílias beneficiárias, utilizando-se para isso dados referentes ao programa Bolsa-Escola (B.E), tomando como um exemplo representativo de programas de transferência condicional de renda. Buscou-se mensurar os efeitos das transferências do B.E sobre os gastos totais e sobre seus componentes, para as famílias beneficiárias, e, deste modo sobre o bem estar destas e de suas crianças, visando a preencher uma lacuna deste tipo de estudo para o Brasil.

Programas de transferência condicional de renda, como o B.E, apresentam como objetivo a redução dos níveis de desigualdade e pobreza corrente através da transferência de renda para as famílias pobres e a provisão de incentivos para o combate a pobreza futura, através do aumento da frequência escolar entre as crianças participantes e, portanto do acúmulo de capital humano. Tais políticas, no entanto apresentam também efeitos “indiretos”, relacionados à melhoria do bem estar das famílias. Estudos recentes¹³ evidenciam os potenciais efeitos dos programas de transferência sobre a redução das desigualdades e pobreza no país, destacando a importância deste tipo de política.

A restrição imposta pelos dados fez com que optássemos pelo uso do método de escore de propensão, utilizando informações coletadas em apenas um ponto no tempo. A disponibilidade de dados em dois pontos no tempo permitiria a utilização do método da diferença em diferenças, que produz melhores resultados quando comparados aos estimadores *cross-section*, uma vez que é mais robusto à presença de viés de seleção. Dada a restrição de dados, a utilização do pareamento baseado no escore de propensão parece ser a metodologia mais indicada, pois tal método permite parear os indivíduos do grupo de tratamento e controle através das características observáveis, reduzindo assim o viés. Ressalta-se também a importância da utilização de métodos de análise de sensibilidade visando concluir o emprego desta metodologia.

De acordo com os resultados obtidos o valor médio dos gastos anuais para uma família beneficiária que possui renda *per capita* de até R\$ 100,00, é cerca de R\$ 300,00 superior a média dos gastos totais das famílias não participantes. Considerando que o valor médio anual recebido por estas famílias é de R\$ 347,53, pode-se inferir que cerca 85% deste valor é utilizado para gastos em geral.

Os resultados estimados sugerem um efeito positivo das transferências monetárias sobre o consumo das famílias pobres beneficiárias. O fato dos recursos serem prioritariamente destinadas a despesas com alimentos, educação, produtos de higiene e vestuário em detrimento de itens como bebidas e cigarros, despesas diversas e bens duráveis, significam que, em alguma medida, estes recursos estes sendo gastos de forma “eficiente”. E é bastante provável que o aumento do consumo destas famílias elevem o seu nível de bem estar, representando um “alívio” imediato sobre a pobreza. Deve-se ressaltar que o aumento do consumo para os itens especificados ameniza as adversidades destas famílias no curto prazo, mas também proporcionam efeitos no longo prazo. Considerando-se que tais gastos sejam destinados principalmente para a melhoria da dieta das famílias e conseqüentemente de suas crianças e para obtenção de itens relacionados à educação infantil, higiene e saúde, então podem apresentar impactos de longo prazo uma vez que a melhoria do status nutricional, o incentivo à educação, e os cuidados com a saúde irão permitir o acúmulo de capital humano destas crianças e deste modo permitir a quebra do ciclo de pobreza destas famílias.

A relevância das avaliações de impacto é direta, pois seus efeitos podem ser associados a programas sociais ou melhorias em programas existentes para o atingir os objetivos da política social. Por meio dos estudos de avaliação podem ser analisados os impactos dos programas condicionais de transferência de renda no curto, no médio e no longo prazo sobre as variáveis de interesse, e através disto fazer inferências a respeito de sua eficácia no combate a pobreza e desigualdade.

¹³ ROCHA, 2004; SOARES, 2006; FERREIRA, LEITE e LITCHFIELD, 2006

O programa Bolsa-Família criado em 2003 destaca-se como um dos maiores programas de transferência de renda existentes no país. Este programa apresenta uma vasta cobertura em relação à proporção de famílias pobres apresentando também valores superiores para as transferências monetárias. Neste sentido, o B.F apresenta implicações políticas e sociais muito maiores em relação ao B.E, que reforçam a grande importância de se realizar avaliações de seus impactos. A sugestão de uma agenda de pesquisa envolveria, portanto a análise do B.F. em todas as possíveis esferas de impactos, ou seja, não só analisando o cumprimento de suas condicionalidades, mas também os seus efeitos não explícitos, destacando-se os efeitos das transferências monetárias sobre os gastos de consumo das famílias. Programas com formatos bastante similares ao B.F. como o Progres (México) e FA (Colômbia) apresentam avaliações em relação a este item. A importância de se proceder a uma análise completa destes programas tem por objetivo a mensuração de seus impactos sobre a pobreza a partir de diversos aspectos. A análise sobre o consumo das famílias torna-se particularmente importante na medida em que seu aumento e diversidade contribuem para a construção de uma “infra-estrutura” doméstica, que, por sua vez permite o cumprimento das condicionalidades. E, assim, considerados de forma abrangente, tais programas de transferência de renda teriam a capacidade de promover à inclusão social, contribuindo para a emancipação das famílias beneficiárias e para a construção de meios e condições para que estas possam sair da situação de vulnerabilidade em que se encontram.

7 REFERÊNCIAS

ATTANAZIO, O., BATTISTIN, E., FITZSIMONS, E., MESNARD, A., VERA-HERNÁNDEZ, M. *How effective are conditional cash transfers? evidence from Colombia*. London: The Institute for Fiscal Studies, 2005. (Briefing Note, n.54) Disponível em: <<http://www.ifs.org.uk/publications.php>>.

ATTANAZIO, O., MEGHIR, C., VERA-HERNANDEZ, M. et al. *Baseline report on the evaluation of familias en acción*. London: The Institute for Fiscal Studies, 2004. Disponível em: <<http://www.ifs.org.uk/publications.php>>.

ATTANAZIO, O., MESNARD, A. The impact of a conditional cash transfer programme on consumption in Colombia. London: The Institute for Fiscal Studies, 2005. Disponível em: <<http://www.ifs.org.uk/publications.php>>.

BECKER S.O., ICHINO, A. Estimation of average treatment effects based on propensity score. *Stata Journal*, v.2, n.4, p.358-377, 2002. Disponível em: <<http://www.sobecker.de/pscore.html>>.

BRASIL. Ministério da Saúde. *Avaliação do programa Bolsa-Alimentação*. Brasília, DF: Ministério da Saúde, 2003. Estudo 02: Análise de impacto preliminar.

CALIENDO, M., KOPEINING, S. *Some practical guidance for the implementation of propensity score matching*. Bonn, Germany: Institute for the Study of Labor (IZA), 2005. (IZA Discussion Papers, 1588)

CAMERON, A. C., TRIVEDI, P. K. *Microeconometrics: methods and applications*. New York: Cambridge University Press, 2005.

DEHEJIA, R. Practical propensity score matching: a reply to Smith and Todd. *Journal of Econometrics*, v.125, n.1-2, p.355-364, 2005.

DIPRETE, T; GANGL, M. *Assessing bias in the estimation of causal effects: Rosenbaum bounds on matching estimators and instrumental variables estimation with imperfect instruments*. *Sociological Methodology*, v.34, n.1, p.271-310, Abr. 2004. Disponível em: <http://www.wjh.harvard.edu/~winship/cfa_papers/HBprop_021204.pdf>.

- FERREIRA, F., LEITE, P., LITCHFIELD, J. *The rise and fall of Brazilian inequality: 1981–2004*. Washington, D.C.: World Bank, 2006. (World Bank Policy Research Working Paper, 3867)
- HECKMAN, J., ICHIMURA H., TODD P. Matching as an econometric evaluation estimator: evidence from evaluating a job training program. *Review of Economic Studies*, v.64(4), n.221, p.605-654, Oct. 1997.
- HECKMAN, J., LALONDE, R., SMITH, J. The economics and econometrics of active labor market programs. In: ASHENFELTER, O., CARD, D. (Eds.) *The Handbook of Labor Economics*. Amsterdam: North Holland 1999. v.3A, part.6, cap.31, p.1865-2097.
- HIRANO, K., IMBENS, G. W., RIDDER, G. *Efficient estimation of average treatment effects using the estimated propensity score*. Cambridge, MA.: National Bureau of Economic Research, 2000. (NBER Technical Working Paper, n.251). Disponível em: <<http://ideas.repec.org/s/nbr/nberwo.html>>.
- HUJER, R., CALIENDO, M., THOMSEN, S. *New evidence on the effects of job creation schemes in Germany: a matching approach with threefold heterogeneity*. Bonn, Germany: IZA, 2004. (Working Paper, 750)
- IMBENS, G.W. The role of propensity score in estimating dose: response functions. *Biometrika*, v.87, n.3, p.706-710, 2000.
- RESENDE, A.C.C. 2006. Avaliando resultados de um programa de transferência de renda: O impacto do Bolsa-Escola sobre os gastos das famílias brasileiras. Dissertação de Mestrado, CEDEPLAR/UFMG.
- ROCHA, S. Impacto sobre a pobreza dos novos programas federais de transferência de renda. *Revista Economia Contemporânea*, v.9, n.1, p.153-185, jan./abr. 2005.
- ROCHA, S. *Pobreza no Brasil: o que mudou nos últimos 30 anos?* Rio de Janeiro: INAE – Instituto Nacional de Altos, 2004. (Estudos e pesquisas, n.83)
- ROSENBAUM, P. *Observational Studies*, Springer, New York. 2002.
- ROSENBAUM, P. R., RUBIN D. B. The Central role of the propensity score in observational studies for causal effects. *Biometrika*, v.70, n.1, p.41-55, 1983.
- SOARES, S. *Distribuição de renda no Brasil de 1976 a 2004 com ênfase no período entre 2001 e 2004*. Brasília: IPEA, 2006. (Texto para discussão, n.1166) Disponível em: <http://www.ipea.gov.br/pub/td/2006/td_1166.pdf>.
- VENETOKIS, T. *An Evaluation of wage subsidy programs to SMEs utilizing propensity score matching*. Helsinki: Government Institute for Economic Research, 2004. (VATT Research Reports, 104) Disponível em: <http://en.vatt.fi/file/vatt_publication_pdf/t106.pdf>.
- WATSON, I. *The earnings of casual employees: the problem of unobservables*. Paper presented to HILDA Survey Research Conference, University of Melbourne, 28-29 September 2005)
- ZHAO, Z. *Sensitivity of propensity score methods to the specifications*. Bonn, Germany Institute for the Study of Labor (IZA), 2005. (IZA Discussion Papers, 1873)