

Área de submissão 3: Teoria Aplicada/Métodos Quantitativos

O Impacto do *Background* Familiar Sobre o Resultado Econômico dos Indivíduos: um Modelo de Roy com Interações Sociais para o Brasil

Wallace Patrick Santos de Farias Souza

Doutorando em Economia Aplicada
Programa de Pós Graduação em Economia
Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Brasil
Rua Djalma Coelho, 100, Apartamento 101, Bancários
CEP: 58051-124 - João Pessoa/PB - Brasil
E-mail: wpsfarias@gmail.com
Tel: + 55 83 98158802

Erik Alencar de Figueiredo

Programa de Pós Graduação em Economia
Universidade Federal da Paraíba, Brasil
Pesquisador do CNPq
Endereço: Campus Universitário I, Jardim Cidade Universitária 58059-900 - Joao Pessoa, PB -
Brasil
Telefone: (83) 3216-7453
E-mail: eafigueiredo@gmail.com

O Impacto do *Background* Familiar Sobre o Resultado Econômico dos Indivíduos: um Modelo de Roy com Interações Sociais para o Brasil

Resumo: O objetivo deste trabalho é mensurar a influência do *background* familiar sobre o nível de rendimento individual. A estratégia empírica de estimação foi baseada em três passos: i) a estimação do efeito de tratamento médio por diferentes métodos, seguindo Heckman e Honoré (1990) e Heckman e Vytlačil (1999); ii) os *bounds* de variação de Shaikh e Vytlačil (2004) para o impacto do tratamento e iii) um teste de robustez para as estimativas com a escolaridade do cônjuge e dos pais do cônjuge como instrumentos para endogeneizar os anos de estudo dos indivíduos. Os resultados indicam um efeito significativo da educação dos pais, sobretudo nos indivíduos menos escolarizados. Isso pode ser explicado, entre outros fatores, pelo menor nível de renda e conseqüentemente um maior grau de dependência desses indivíduos do seu *background* familiar, seguindo os pressupostos da desigualdade de oportunidades. Por fim, com a utilização dos instrumentos, tem-se um impacto maior no rendimento, dado que podem ser vistos como *proxies* para as características não observadas dos indivíduos.

Palavras-Chave: Desigualdade de Oportunidades, Modelo de Roy, Efeito de Tratamento.

Classificação-JEL: C14, C21, D63

Abstract: The objective of this study is to measure the influence of family background on the level of individual income. The empirical estimation strategy was based on three steps: i) estimating the effect of different methods for mean treatment, following Heckman and Honore (1990) and Heckman and Vytlačil (1999); ii) the variation bounds of Shaikh and Vytlačil (2004) for the impact of treatment and iii) a test for robustness of the estimates with the schooling of the spouse and parents of spouse as instruments to endogenize year study of individuals. The results indicate a significant effect of parents' education, especially in less educated individuals. This can be explained, among other factors, the lower level of income and consequently a higher degree of dependence on these individuals of their family background, following the assumptions of unequal opportunities. Finally, with the use of instruments has a greater impact on the yield, since it can be viewed as proxies for characteristics of subjects not observed.

Keywords: Inequality of Opportunity, Roy Model, Treatment Effect.

JEL-Classification: C14, C21, D63

1. Introdução

O conceito de desigualdade de oportunidades, formulado por John Roemer (1993), surgiu como resultado das discussões filosóficas sobre teorias de justiça iniciadas em Rawls (1971). Influenciado pelo princípio da compensação social estabelecida em Dworkin (1981a, 1981b),¹ Roemer (1993) postulou que os resultados econômicos dos indivíduos são consequência de dois grupos de variáveis:² i) as de não responsabilidade (circunstâncias), i.e., aquelas as quais estão fora do controle dos agentes econômicos, tais como, região de nascimento, raça e *background* familiar (escolaridade e ocupação dos pais) e; ii) as de responsabilidade são os fatores que os indivíduos possuem controle, isto é, anos de estudo, horas trabalhadas, decisão de migrar, entre outras. (Roemer, 1998). Este conceito tem sido largamente corroborado pela literatura empírica (Checchi e Peragine, 2009 e Ooghe et al., 2007), embora exista uma série de dificuldades relacionadas à identificação de um modelo, em especial, devido a má definição do conjunto de variáveis de esforço (ver Bourguignon, Ferreira e Menéndez, 2007).

Ciente disso, este estudo pretende investigar a influência do *background* familiar sobre o resultado econômico individual. Postula-se que: *dois indivíduos (ou grupos) que exercem um nível de esforço aproximado podem auferir diferentes níveis de rendimentos devido às características que estão fora do seu controle*. Para tanto, o nível educacional individual, controlado por outras características, será usado como *proxy* de esforço e; a educação dos pais (*background* familiar) como principal fator de circunstância dos indivíduos.³ Em um primeiro momento, serão verificadas quais as circunstâncias que impactam o fato de o indivíduo ter ou não determinado nível de esforço, representado pelo nível educacional superior. Essa característica é usada para definir um nível de esforço maior (indivíduos com nível superior) ou menor (indivíduos sem nível superior), resultando em dois grupos a partir da amostra inicial.

Em resumo, o trabalho propõe uma avaliação do impacto do *background* familiar (controlado para um subconjunto de covariáveis o qual inclui raça, local de nascimento, sexo, gênero, entre outras), no resultado econômico sobre indivíduos que exercem um nível aproximado de esforço. Será adotado um Modelo de Roy de interações sociais, baseado em Cicala et al. (2011), onde os grupos de indivíduos (comparados em pares) são determinados pelas suas circunstâncias. Este modelo tem implicações para o efeito da identificação dos pares, pois algumas características intrínsecas dos indivíduos tais como as habilidades cognitivas não são observadas. Isso implica que parte dos determinantes do resultado econômico dos indivíduos, dadas às circunstâncias, opera sobre o termo de erro. São usados também alguns aspectos teóricos da versão do Modelo de Roy difundido em trabalhos como Heckman e Honoré (1990) e Heckman e Vytlačil (1999).⁴

O Modelo de Roy permite distinguir o efeito de uma variável (tratamento) em dois grupos, logo é possível comparar o impacto da variável de circunstância no resultado econômico dos indivíduos dentro de conjuntos específicos de variáveis de esforço. Assim, a previsão do modelo revela que indivíduos semelhantes que enfrentam as mesmas circunstâncias tem uma vantagem de ter um nível de escolaridade maior, dado que a propensão a se esforçar deve ser correlacionada com a posição ordinal na distribuição de habilidade.

¹ Os estudos de Ronald Dworkin propõem um mecanismo de compensação social para aqueles com uma má dotação de talentos naturais ou má sorte na loteria do nascimento.

² Para discussões sobre esse conceito ver também: Dworkin (1981), Arneson (1989).

³ Ferreira e Veloso destacam a alta persistência entre as gerações, onde o *background* familiar corresponde a cerca de 80% da influência na renda e na educação do indivíduo.

⁴ Ver também Heckman e Vytlačil (2005), Carneiro et al (2011), D'Haultfoeuille e Maurel (2009) entre outros.

Será usada a educação do pai e da mãe (separadamente) como tratamento, dividindo assim, cada subgrupo em duas partes: uma com os indivíduos que tem pais com nível superior (grupo de tratamento) e a outra com indivíduos que tem pais que não tem nível superior (grupo de controle). Assim, a estimação da renda (salário) para os grupos contém informações dos diferenciais de oportunidades e da interação intergeracional das circunstâncias com o esforço. É possível estimar a distribuição dos resultados potenciais a partir de um único corte transversal de dados sobre salários e covariáveis, sabendo apenas a qual grupo as pessoas pertencem.

A identificação do modelo segue uma série de pressupostos⁵ e sua inferência é possível a partir de uma abordagem semi-paramétrica com base nos Efeitos de Tratamento Médios Locais (LATE),⁶ sendo possível gerar contrafactuais para características específicas, a fim de mensurar o real impacto na desigualdade de oportunidades dos indivíduos. Após a identificação, a estimação será feita por métodos com variáveis instrumentais e métodos com *Pairwise-Matching* para pares simétricos com estados de tratamento opostos.

Alternativamente, adotar-se-á uma abordagem para identificação dos efeitos do tratamento com base em análises de sensibilidade que limitam a apresentar faixas de estimativas de parâmetros de tratamento estimado. Para tanto, serão aplicados os *bounds* de Shaikh e Vytlacil (2004), que exploram hipóteses estruturais para o tratamento utilizado.

O Modelo básico de interações sociais utilizado trata que a educação dos indivíduos é endógena e a qualificação não interfere como externalidade direta. Os indivíduos têm habilidades diferentes e, portanto podem escolher ter ou não nível superior, influenciados pela educação dos seus pais e demais circunstâncias. Também se supõe que as decisões de um indivíduo não são influenciadas pelo comportamento dos demais.⁷

Portanto será utilizada a escolaridade do cônjuge e dos pais do cônjuge como instrumento para tratar a endogeneidade dos anos de estudo dos indivíduos.⁸ Para a sua utilização, exige-se que a variável instrumental afete o tratamento, mas não afete diretamente o resultado. A justificativa é que estes instrumentos podem ser vistos como *proxies* para características não observadas dos indivíduos, dado que o Brasil é um país com anormalmente elevados retornos para escolaridade e uma das distribuições mais desiguais de renda no mundo.

2. Procedimentos Teóricos e Metodológicos

Esta seção é destinada a apresentar os procedimentos da estratégia empírica adotada no estudo. Em primeiro lugar, serão destacados os conceitos teóricos acerca da literatura de desigualdade de oportunidades ou desigualdade injusta, assim como o problema de identificação das abordagens tradicionais. Em seguida, nas subseções 2.2 e 2.3 são apresentadas, respectivamente, a forma de identificação e o Modelo de Roy de interações sociais, visando tornar claros os procedimentos de análise de estudo. A subseção 2.4 apresenta os *bounds* de variação que também serão estimados e por fim o método de inferência é descrito na subseção 2.5.

⁵ Ver seção 2.

⁶ Do inglês *local average treatment effects*.

⁷ Ver Heckman e Scheinkman (1987)

⁸ Na apresentação dos resultados (subseção 4.3) é justificada a utilização desse instrumento.

2.1 Desigualdade de Oportunidades: Aspectos Teóricos

A subseção analisa brevemente a desigualdade de oportunidades à luz dos desenvolvimentos recentes da literatura, assim como as dificuldades de mensuração devido a problemas de identificação dos modelos. Assim, abre-se espaço para a identificação e o emprego de uma nova abordagem do Modelo de Roy, baseado em uma variável de tratamento específica.

Para analisar a desigualdade de oportunidades é necessário identificar as variáveis pelas quais os indivíduos são responsáveis e aquelas variáveis que estão fora do seu controle, sendo possível mensurar seu conjunto de oportunidades. Em outras palavras, como já destacado anteriormente, a desigualdade de oportunidades considera o resultado do indivíduo como fruto de fatores de circunstância e esforço (Roemer, 1998).⁹

Assim, dado que os indivíduos não são responsáveis pelas suas circunstâncias, apenas a desigualdade devido a estas é considerada socialmente indesejável. Portanto, a igualdade de oportunidades segue o princípio da responsabilidade, onde os agentes devem arcar com as consequências de suas escolhas, e o princípio da compensação, onde o efeito de diferenças nas circunstâncias deve ser eliminado.¹⁰ Em suma, a igualdade de oportunidades significa corrigir as circunstâncias desiguais e manter inalteradas as diferenças de esforço.

Em consonância com a desigualdade de oportunidades, estudos têm sido desenvolvidos na tentativa de esboçar políticas ótimas de compensação (Roemer, 2003), teorias de justiça e bem-estar social (Fleurbaey e Maniquet, 2011) e métodos de mensuração da desigualdade, entre outros. Para este último, nem sempre é simples a operacionalização da desigualdade de oportunidades, dada a dificuldade verificada na definição do conceito de esforço. Borguingnon et al (2007) considera o esforço como observável, usando um modelo paramétrico no qual este depende endogenamente das circunstâncias. Fleurbaey (1998), por outro lado, considera o esforço como não observado, baseado na *Roemer's Identification Assumption* (RIA).¹¹ Em resumo, o esforço pode ser ou não considerado uma variável observável, dependendo da abordagem utilizada.

Para estimação da função de rendimentos, nem sempre é possível ter um conjunto de variáveis de circunstância e esforço bem definido. Com isso, os métodos de estimação usados podem conter um viés causado pela má identificação do modelo, assim como pela indefinição quanto ao conjunto de variáveis que correspondem ao grupo de responsabilidade e de não responsabilidade.

Na tentativa de contornar essas dificuldades, será usado o Modelo de Roy, apresentado na próxima subseção através da separação da população em um grupo de tratamento e um grupo de controle, sendo a educação do pai e da mãe, separadamente, o tratamento aplicado. É importante salientar que toda a estratégia empírica será empregada para dois subgrupos, ou seja, para o grupo dos indivíduos com e sem nível superior.

2.2 O Problema de Identificação no Modelo de Roy

Para a identificação do modelo, a presente subseção expõe os pressupostos acerca do tratamento utilizado e das condições necessárias para a utilização dos efeitos de tratamento médios locais

⁹ Outras abordagens da desigualdade de oportunidades podem ser encontradas em Ooghe et al. (2007)

¹⁰ Para uma síntese da discussão sobre normas de justiça social ver Fleurbaey e Maniquet (2011).

¹¹ A *Roemer's Identification Assumption* implica que dois indivíduos com diferentes conjuntos de oportunidades, mas com o mesmo percentil da distribuição dentro do seu tipo, exercem o mesmo nível de esforço. Para uma suposição de fator não observável usando RIA, ver Checchi e Peragine (2009).

(LATE). O tratamento é considerado como uma variável binária, e são descritas medidas de comparação do efeito do tratamento sobre a desigualdade entre o grupo tratado e não tratado.

A literatura empírica sobre os efeitos de pares de indivíduos é dividida em quatro categorias mutuamente excludentes: análises de efeitos de pares não significativos; efeitos lineares positivos com base na média do grupo; efeitos heterogêneos positivos; e efeitos negativos.¹² Para o presente trabalho espera-se um efeito de tratamento médio positivo, dado que o resultado econômico dos indivíduos está diretamente relacionado com a educação dos pais, devido à dependência intergeracional.

Assume-se que o efeito do tratamento (nesse caso pais com nível superior), é representado por uma variável binária D_i , sobre o diferencial de um resultado Y_i (tal como o log dos salários) continuamente distribuído. A relação causal entre o tratamento e o resultado é caracterizada por resultados potenciais Y_{Di} que o indivíduo obteria dado o status do tratamento $D_i = D$ (Rubin, 1977). Assim, Y_{1i} é o salário potencial do agente que tem pais com nível superior, enquanto Y_{0i} é o salário potencial do agente com pais sem formação superior.

Dado o conjunto de características individuais conhecidas, tem-se Y_1 para o grupo de tratamento e Y_0 para o grupo de controle. Assim o efeito de tratamento médio *ATE* (*average treatment effect*) é dado pela equação

$$ATE = E[Y_1(i) - Y_0(i)] = i^* - i,$$

onde i^* e i representa o indivíduo marginal com e sem o tratamento, respectivamente. Portanto, o efeito de tratamento médio é apenas a proporção de indivíduos que “mudaram” de setor. Assim a mudança na escolaridade dos pais aumenta tanto o nível dos indivíduos menos quanto os mais escolarizados.

Contudo, para observar uma mudança de um indivíduo do grupo sem tratamento para o grupo tratado, a estatística relevante é observar indivíduos com as mesmas circunstâncias no novo grupo. No entanto não é possível ter *ex ante* o mesmo indivíduo pertencente aos dois grupos. Os métodos convencionais também podem superestimar o efeito causal do tratamento sobre a desigualdade entre os grupos. Diante disso, estimadores não paramétricos assim como a construção de contrafactuais podem solucionar o problema de identificação.

Para identificação, os métodos LATE usam uma variável instrumental exógena Z_i condicionada às covariáveis, para induzir variação no status de tratamento. A dependência entre o instrumento e o status de tratamento é reconhecida pelo indicador de tratamento potencial D_{zi} . O instrumento pode ser uma variável binária ou uma variável continuamente distribuída.

Indivíduos com $D_{0i} = 0$ e $D_{1i} = 1$, são chamados *compliers*.¹³ Segundo os pressupostos LATE, o efeito do tratamento para *compliers* pode ser identificado apenas pela parte da variabilidade do tratamento que não é correlacionada com variáveis omitidas. Assim, o diferencial de resultados potenciais, dado a variável de tratamento binária, pode ser escrito como:

¹² Ver Angrist e Land (2004), Hanushek et al (2003) e Carrell et al (2009), entre outros, para exemplos de aplicações desses efeitos.

¹³ São os agrupamentos de acordo com o status de tratamento

$$E[Y_{1i} - Y_{0i} | D_{1i} > D_{0i}, x_i] = \frac{E[Y_i | z_i = 1, x_i] - E[Y_i | z_i = 0, x_i]}{E[D_i | z_i = 1, x_i] - E[D_i | z_i = 0, x_i]}, \quad (1)$$

onde Y_i denota o resultado observado, e deixando Y_{1i} e Y_{0i} denotar os resultados potenciais.¹⁴

2.3 O Modelo de Roy com Interações Sociais

Como visto na seção anterior, além do esforço dispendido pelos indivíduos para adquirir determinado nível educacional, suas circunstâncias de um modo geral também determinam o comportamento de seus pares.

Considere o resultado econômico dos indivíduos com nível superior e sem nível superior sendo Y_1 e Y_0 , respectivamente. X representa o conjunto de covariáveis individuais e D o nível de educação dos pais como tratamento utilizado. O resultado médio é dado por \bar{y} enquanto v_i representa o termo de erro conhecido para o indivíduo, que captura todos os fatores não observados que influenciam no diferencial de resultados entre os grupos. Portanto, um indivíduo é incentivado a buscar o nível de educação superior se, e somente se, seu benefício for:

$$Y_1 - Y_0 = \kappa + \delta_0 X_i + \gamma_0 D + \alpha_0 \bar{y} + v_i \geq 0. \quad (2)$$

Dado que as habilidades individuais e fatores como a qualidade da educação não são diretamente observáveis, a abordagem pode se vista como uma teoria mais explícita do termo de erro. Assim, é possível decompor v_i no retorno líquido de ser mais educado e alguma outra parte aleatória.

$$v_i = (\sigma_{1i} - \sigma_{0i}) + \varepsilon_i,$$

onde ε_i e σ_{ji} $j \in \{0,1\}$ são possivelmente independentes e identicamente distribuídos entre indivíduos.

Como salientado na subseção anterior, é destacado que na presença de variáveis não observáveis nem todos os parâmetros da escolha binária podem ser identificados a partir de dados transversais (Blume et al. 2010). O δ_0 pode ser estimado de forma consistente¹⁵, enquanto que γ_0 e α_0 podem não ser. A não identificação é devido ao fato que v_i depende de D e \bar{y} por uma função desconhecida. Portanto, apenas uma combinação linear de observáveis e não observáveis é identificada. (Brock e Durlauf 2007).

Mesmo com a presença de variáveis não observáveis e falta de identificação, o modelo continua com conteúdo empírico, pois o grupo de indivíduos sem nível superior é uma função decrescente do esforço de ter nível superior. Indivíduos com um conjunto de circunstâncias desfavoráveis são mais propensos a não conseguirem um nível de educação elevado. Assim, se as

¹⁴ Para outras regras de identificação ver Imbens and Rubin (1997) e Abadie (2002, 2003).

¹⁵ Heckman (1990)

circunstâncias afetam as interações sociais, então o comportamento dos indivíduos deve depender da classificação em relação aos demais indivíduos do grupo analisado.¹⁶

O tratamento usado será uma variável binária de escolha D , onde $D=1$ se o indivíduo está no grupo de tratamento obtendo o resultado Y_1 e $D=0$ se o indivíduo não está no grupo de controle obtendo Y_0 , de modo que os resultados são observados.

O benefício marginal do tratamento é o efeito causal associado à mudança de uma pessoa idêntica, *ceteris paribus*, do estado “0” para o estado “1”. Portanto o benefício marginal é caracterizado pela diferença entre os resultados observados nos dois estados.

$$ATE = Y_1 - Y_0, \quad (3)$$

onde $Y_i = \mu_i(X) + v_i$ com $i = 0, 1$, sendo μ a função que relaciona X a Y tal como a equação (2).

No modelo de Roy original (1951) o custo do tratamento é zero e o vetor de variáveis não observadas segue uma normal com média zero e variância constante, $(v_i) \sim N(0, \sigma)$. A suposição de custo de tratamento zero é plausível, dado que o tratamento está fora do controle dos indivíduos ou que qualquer custo já está implicitamente incorporado no benefício subjetivo do tratamento.

Além destas, são utilizadas as seguintes hipóteses no modelo:

- 1) (v_i) é independente de X . Essa suposição assume que D é endógeno, mas os outros regressores da equação de tratamento e da equação de resultados são exógenos. Essa condição deve ser interpretada como a hipótese de independência dos termos de erro condicionados a X .
- 2) Os valores de $E|Y_1|$, $E|Y_0|$ são finitos. A hipótese satisfaz as condições de integração padrão e garante que o benefício médio seja bem definido.
- 3) $0 < \Pr(D=1|X) < 1$. É o pressuposto de um grupo de tratamento e um grupo de controle na população para X .

2.4 Bounds sobre o Efeito de Tratamento Médio

A estimação por pares de correspondência pode não apresentar resultado confiável se a amostra for muito heterogênea e com isso o real impacto do tratamento pode não ser verificado. Nesta seção serão apresentados os *bounds* de Shaikh e Vytlacil (2004) com a utilização de variáveis instrumentais, assim como a justificativa para a utilização de tal variável.

Os pressupostos de Shaikh e Vytlacil (2004), mantendo-se a natureza não paramétrica, são mais fortes do que as impostas por Manski (1990)¹⁷.

Lembre-se que Z é solicitado para que $\Pr\{D=1|Z=1\} > \Pr\{D=1|Z=0\}$, e dadas às suposições do Modelo de Roy, implica em um resultado potencial maior para o grupo tratado. Assim, se $r(1) > r(0)$, sendo r o parâmetro que distingue o status de tratamento D .

¹⁶ Heckman e Sedlacek (1985), usa informações sobre características individuais e escolhas setoriais para estimar um modelo de auto seleção em mercado de trabalho, usando variáveis observadas e não observadas.

¹⁷ Ver Manski (1990).

$$\Pr\{Y = 1 | Z = 1\} > \Pr\{Y = 1 | Z = 0\} \Leftrightarrow r(1) > r(0)$$

$$\Pr\{Y = 1 | Z = 1\} < \Pr\{Y = 1 | Z = 0\} \Leftrightarrow r(1) < r(0).$$

Portanto, os *bounds* resultantes sobre o efeito do tratamento médio são dados pela equação (4):

$$B_{SV}^L \leq E[Y_1 - Y_0] \leq B_{SV}^U, \quad (4)$$

onde:

$$B_{SV}^L = \Pr\{Y = 1 | Z = 1\} - \Pr\{Y = 1 | Z = 0\}$$

$$B_{SV}^U = \Pr\{D = 1, Y = 1 | Z = 1\} + \Pr\{D = 0 | Z = 1\} - \Pr\{D = 0, Y = 1 | Z = 0\}$$

quando $\Pr\{Y = 1 | Z = 1\} > \Pr\{Y = 1 | Z = 0\}$

$$B_{SV}^L = \Pr\{D = 1, Y = 1 | Z = 1\} - \Pr\{D = 0, Y = 1 | Z = 0\} - \Pr\{D = 1 | Z = 0\}$$

$$B_{SV}^U = \Pr\{Y = 1 | Z = 1\} - \Pr\{Y = 1 | Z = 0\}$$

quando $\Pr\{Y = 1 | Z = 1\} < \Pr\{Y = 1 | Z = 0\}$

$$\text{e } B_{SV}^L = B_{SV}^U = 0$$

quando $\Pr\{Y = 1 | Z = 1\} = \Pr\{Y = 1 | Z = 0\}$

Os *bounds* de Shaikh e Vytlacil sempre identificam o sinal do efeito do tratamento médio. Esses *bounds* são menores do que aqueles de Manski (1990). O trade-off entre as análises de Shaikh e Vytlacil (2004) e Manski e Pepper (2000) é que este último requer que se saiba a priori se $Y_1 \geq Y_0$ ou $Y_1 \leq Y_0$, enquanto o primeiro exige impor uma estrutura para ser capaz de determinar o sinal do efeito de tratamento médio da distribuição dos dados observados.

2.5 Inferência

É proposto o estimador de pares de correspondência baseado na variância através da utilização de Métodos *Pairwise-Matching*, que podem mensurar o efeito de tratamento médio através de um modelo Probit, Logit, entre outros, além das estimativas com a utilização de variáveis instrumentais.

O estimador de correspondência baseado na variância usa *scores* de propensão estimados $\hat{p}(X, Z)$ para procurar e atribuir pesos aos pares simétricos (i, j) com status de tratamento opostos, dados os valores de X e Z .

O ideal é encontrar pares para os quais a soma das probabilidades dentro de cada par é igual a um. No entanto, dado que essas estimativas são difíceis de serem encontradas, é construída uma função *Kernel* que atribui um maior peso aos pares em que a soma das probabilidades estão mais próximas de um.

Para tanto, o peso de *Kernel* para cada par de indivíduos (i, j) com $(D_i, D_j) = (1, 0)$ é dado pela equação (5), onde K_{in} é uma função *Kernel*.

$$\hat{k}_{ij} = K_{1n}(1 - \hat{p}(X_i, Z_i) - \hat{p}(X_j, Z_j)). \quad (5)$$

Os *scores* de propensão para um indivíduo que recebe tratamento $\hat{p}(X_i, Z_i)$, e para um que não recebe tratamento $\hat{p}(X_j, Z_j)$, são obtidos a partir da função *Kernel* ϕ_{ij} .

$$\hat{p}(X_i, Z_i) = \sum_j \phi_{ij} D_j / \sum_j \phi_{ij},$$

$$\hat{p}(X_j, Z_j) = \sum_i \phi_{ij} (1 - D_i) / \sum_i \phi_{ij}.$$

Em seguida, a razão de escala para cada par, dadas os valores das covariáveis $X_i = X_j = X$, é calculada como $\hat{V}(Y_i | D_i = 1, X_i = X) / \hat{V}(Y_j | D_j = 0, X_j = X)$.

Por fim, o estimador da razão de escala é a média ponderada das razões das variâncias condicionais ao longo de pares simétricos ponderados pelas estimativas de \hat{k}_{ij} da equação (4), sabendo os valores de X . O estimador da razão baseado na variância é dado por:

$$\hat{r}_v(X) = \frac{\sum_{\{(i,j):X_i=X_j=X\}} D_i(1-D_j)\hat{k}_{ij}[\hat{V}(Y_i | D_i = 1, X_i) / \hat{V}(Y_j | D_j = 0, X_j)]}{\sum_{\{(i,j):X_i=X_j=X\}} D_i(1-D_j)\hat{k}_{ij}}. \quad (6)$$

É importante salientar, que os estimadores propostos envolvem a seleção de *bandwidths*. A regra de Silverman¹⁸ proporciona uma fórmula substituindo os parâmetros desconhecidos por *bandwidths* ótimos, com sua amostra analógica.

3. Dados

Os dados utilizados no estudo serão fornecidos pela Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios (PNAD) para o ano de 1996. Será utilizado esse ano por conta do suplemento de mobilidade social, onde são sumarizadas as informações relacionadas ao *background* familiar, i.e., educação, escolaridade e ocupação dos pais dos indivíduos selecionados. Os resultados encontrados com base nesse ano não serão ultrapassados, dadas as hipóteses assumidas no modelo e também ao fato que há um repasse intergeracional de circunstâncias, tornando-as imutáveis por um período considerável às conclusões obtidas.

O vetor de variáveis de circunstâncias inclui a posição ocupacional do pai proposta por Pastore e Silva (1999);¹⁹ uma *dummy* para as regiões, que assume valor 1 se o indivíduo reside nas Regiões mais dinâmicas do país: Sul, Sudeste e Centro-Oeste; e uma *dummy* para raça, que assume valor 1 para os não-brancos (i.e. negros, pardos e indígenas). Além destas, a educação do pai (da mãe) é o fator de não responsabilidade usado como tratamento, assumindo valor 1 se o pai (mãe) tem nível superior e 0 caso contrário.

¹⁸ Ver Silverman (1986) e Jones, Marron e Sheather (1996).

¹⁹ Categorias: 1) Baixo Inferior: Lavrador, pescador, lenhador, etc.; 2) Baixo Superior: braçal, servente, vigias, etc.; 3) Médio Inferior: pedreiro, eletricista, marceneiro, etc.; 4) Médio Médio: praticistas, viajantes, chefes de nível baixo, etc.; 5) Médio Superior: assessores, gerentes de alto nível, diretores, etc. e; 6) Alto: grandes proprietários, magistrados, nível superior, etc.

Como *proxy* de esforço individual será utilizado indivíduos com nível superior e indivíduos sem nível superior separados em dois subgrupos, na tentativa de homogeneizar amostras de indivíduos com um nível aproximado de esforço, para um determinado grupo de circunstâncias. Os rendimentos serão representados pelo salário por hora²⁰ (em logaritmo), expressos em reais daquele ano.

Tabela 1 - Estatísticas Descritivas: PNAD de 1996

	Amostra	
	Média	Desvio Padrão
Renda	641,70	1048,02
Idade	38,97	10,49
Anos de estudo	6,61	4,66
Educação*	14%	-
Escolaridade do Pai*	3%	-
Escolaridade da Mãe*	2%	-
Escolaridade (Cônjuge)*	10%	-
Escolaridade (Pais do Cônjuge)*	2%	-
Raça**	42%	-
Gênero***	62%	-
Migração	60%	-
Nº de Observações	54.056	

* Variável que assume valor 1 para indivíduos que possuem nível superior.

** Variável que assume valor 1 para indivíduos não brancos.

*** Variável que assume valor 1 para indivíduos do sexo masculino.

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados.

Por último, as escolaridades do cônjuge e dos pais do cônjuge serão usadas como instrumentos para tornar a educação dos indivíduos endógena, dadas as assimetrias existentes entre as características dos pais e as características dos pais do cônjuge em relação ao rendimento dos indivíduos.

As estatísticas descritivas estão sumarizadas na Tabela 1. Pode-se observar um percentual muito pequeno de pais, cônjuges e pais do cônjuge com nível superior, assim como a maioria dos indivíduos migrantes, homens de cor branca. As informações apresentadas são restritas apenas as principais variáveis utilizadas nas estimações.

De um modo geral, além da escolaridade dos pais, raça e gênero apresentados na Tabela, a ocupação do pai e o local de nascimento completam o conjunto de variáveis de não responsabilidade. Portanto, esse é o vetor de variáveis de circunstâncias que impactam no resultado econômico e educacional dos indivíduos usado nas estimações.

4. Resultados

Esta seção apresenta os resultados e discussões deste estudo, dada à estratégia empírica adotada. Primeiro serão mostrados, apenas como uma abordagem inicial, os resultados para o efeito de

²⁰ Renda de todos os trabalhos dividida pelo número de horas trabalhadas.

tratamento médio convencional, calculado por diferentes métodos de estimação. Na seção 5.2 serão apresentados os resultados estimados através da utilização dos *bounds* sobre o efeito de tratamento médio, enquanto que a seção 5.3 faz uma estimativa incluindo as variáveis instrumentais citadas acima.

4.1 Efeito de Tratamento Médio

Esta subseção é conduzida pela estimação do efeito de tratamento médio através da utilização de diferentes métodos, apresentados como uma abordagem inicial que antecede aos principais resultados do presente estudo. A Tabela 2 mostra os resultados da equação de renda dos indivíduos usando como variável dependente o salário por hora individual, em logaritmo. A variável explicativa é uma *dummy* para a educação do pai e da mãe, respectivamente, dividida entre os que possuem e os que não possuem nível superior.

Tabela 2: Equação de Renda dos Indivíduos (Log do salário por hora)

Estimação por MQO – Diferença de Médias Simples				
	Educação do Pai		Educação da Mãe	
	Coefficiente	Constante	Coefficiente	Constante
Educação dos pais	1,4396*	2,2391*	1,2789*	2,2639*
	(0,0226)	(0,0041)	(0,0325)	(0,0044)
R ²	0,05		0,02	
Nº de observações	59.805		59.805	

Nota: *p-valor < 0,01.

Desvio padrão entre parênteses

De acordo com as estimativas por Mínimos Quadrados Ordinários, a diferença de médias entre o grupo de pai com nível superior e a média dos indivíduos com pai menos instruídos é de 1,43. Isso significa que ter pai mais educado, *ceteris paribus*, impacta quase 1,5 vezes a mais no resultado econômico do indivíduo quando comparado ao filho de pai sem nível superior. Usando como tratamento a escolaridade da mãe, o resultado é menor, porém a diferença entre os grupos ainda é bastante elevada. Os resultados foram obtidos usando o *bootstrap* com 1.000 replicações.

Entretanto, dado que não foram usadas outras variáveis de controle nesta primeira abordagem, os resultados não podem ser utilizados como os verdadeiros efeitos médios da escolaridade dos pais, servindo apenas como apresentação do tratamento a ser utilizado.

Dito isso, a Tabela 3 apresenta o Efeito de Tratamento Médio a partir de três diferentes métodos de estimação, sendo a escolaridade do pai o tratamento utilizado. Para cada modelo foi estimado o efeito do tratamento para o grupo “Baixo” que inclui somente os indivíduos sem o nível de instrução superior e “Alto” apenas com indivíduos que possuem ao menos nível superior, controlado para o conjunto de covariáveis descritas na seção de dados. A Tabela 4 apresenta as mesmas informações, porém o Efeito de Tratamento é a escolaridade da mãe.

Tabela 3: Efeito de Tratamento Médio – Educação do Pai (Tratamento)

	Rendimento Individual (Log do Salário por Hora)					
	MQO-cf		Probit		Logit	
	Baixo	Alto	Baixo	Alto	Baixo	Alto
ATE	0,6613*	0,3285*	0,4966*	0,3490*	0,4892*	0,3385*
	(0,0913)	(0,3896)	(0,0829)	(0,0431)	(0,0892)	(0,0457)
Nº de observações	24.943	3.787	28.187	4.172	28.187	4.172

Nota: *p-valor < 0,01.

Desvio padrão entre parênteses

Tabela 4: Efeito de Tratamento Médio – Educação da Mãe (Tratamento)

	Rendimento Individual (Log do Salário por Hora)					
	MQO-cf		Probit		Logit	
	Baixo	Alto	Baixo	Alto	Baixo	Alto
ATE	0,6122*	0,2015**	0,4723*	0,2240**	0,4484*	0,1988**
	(0,1267)	(0,0795)	(0,1615)	(0,9801)	(0,1591)	(0,0887)
Nº de observações	24.822	3.777	29.278	4.205	29.278	4.205

Nota: *p-valor < 0,01. **p-valor < 0,05.

Desvio padrão entre parênteses

O primeiro modelo é o controle da função estimado por Mínimos Quadrados Ordinários (MQO-cf), introduzido por Rosenbaum e Rubin (1983) onde é adotada a suposição que os resultados potenciais condicionados as covariáveis são independentes do tratamento. Os modelos Probit e Logit foram estimados usando a reponderação do *propensity score*, usado quando o tratamento não é atribuído aleatoriamente.

Em todos os casos o efeito de tratamento apresentou sinal positivo, mas a magnitude reduziu consideravelmente em comparação com os resultados da diferença de médias simples reportados na Tabela 2. Isso indica que o controle do tratamento por um conjunto de covariáveis torna a amostra mais homogênea e pode eliminar superestimções de tais efeitos. Observa-se também que o efeito do tratamento é maior nos indivíduos com menor grau de instrução (grupo “Baixo”), dado que estes são geralmente grupos com menor nível de renda e, portanto mais suscetíveis ao *background* familiar dos pais.

Em suma, os resultados sugerem que pais com nível superior tem um impacto maior no rendimento dos filhos, sobretudo naqueles indivíduos menos escolarizados, como mostra os resultados mais elevados para o grupo “Baixo”, chegando a 0,66 quando a educação do pai é usada como tratamento e 0,61 para a educação da mãe.

As próximas subseções mostram os resultados mais específicos do estudo, tendo assim um maior grau de robustez nas estimativas. No entanto, já é possível observar que o *background* familiar e as circunstâncias de um modo geral exercem um impacto considerável no esforço e, por conseguinte no resultado econômico dos indivíduos.

4.2 Estimação por *Bounds*

Dada à dificuldade de se obter uma estimativa pontual precisa acerca do efeito de tratamento médio, optou-se também pela estimação incluindo *bounds* de variação, estabelecendo limites inferior e

superior onde possivelmente o efeito está contido. Usando como tratamento o nível educacional dos pais, a Tabela 5 mostra o efeito de tratamento médio estimado acompanhado dos limites de variação de tal efeito, com 1000 replicações via *bootstrap*.

Tabela 5: Estimação de Bounds - Educação do Pai (Tratamento)

	Efeito de Tratamento Médio			
	Baixo		Alto	
	LBound	UBound	LBound	UBound
ETM	0,3340	0,6490	0,2541	0,4236
R ²	0,18		0,15	
Nº de observações	46.627		7.252	

Nota: Para cada grupo é apresentado as estimativas do valor mínimo (LBound) e máximo (UBound) com um intervalo de confiança de 95%.

Os resultados mostram uma menor variação entre os limites para o grupo de indivíduos com nível superior (“Alto”), assim como valores menores para tais limites em comparação ao grupo (“Baixo”), associado a um menor R². Isso corrobora os resultados da seção anterior ao mostrar que o impacto do tratamento é maior no grupo de indivíduos sem nível superior, tendo assim um maior repasse intergeracional devido à educação dos pais.

Tabela 6: Estimação de Bounds – Educação da Mãe (Tratamento)

	Efeito de Tratamento Médio			
	Baixo		Alto	
	LBound	UBound	LBound	UBound
ETM	0,1466	0,7703	0,0348	0,3861
R ²	0,18		0,12	
Nº de observações	48.429		7.302	

Nota: Para cada grupo é apresentado as estimativas do valor mínimo (LBound) e máximo (UBound) com um intervalo de confiança de 95%.

Em suma, o impacto da educação do pai é maior nos indivíduos que não possuem nível superior, porém esse impacto é associado a um maior limite de variação, o que faz desse grupo, possivelmente, mais dependente do seu *background* familiar. A Tabela 6 apresenta o mesmo raciocínio da Tabela 5, tendo como tratamento a educação da mãe.

Percebe-se na Tabela 6 a mesma situação apresentada no caso anterior, com o grupo menos escolarizado tendo limites maiores em termos de valores mínimo e máximo assim como maior variação entre estes. Porém quando se comparam os dois tratamentos utilizados (Tabela 5 com a Tabela 6), as estimativas dos *bounds* tendo a Educação da Mãe como tratamento apresenta uma variação superior à educação do pai. Isso denota que os indivíduos, em média, podem ser mais suscetíveis a serem impactados pelo nível de escolaridade da mãe.

4.3 Estimação com Variável Instrumental

A aplicação das estimações nesta subseção tem o intuito de tornar à escolaridade dos indivíduos endógena, usando assim a educação do cônjuge e dos pais do cônjuge como instrumentos binários que assumem valor 1 se o cônjuge/pais têm nível superior e 0 caso contrário.

A escolaridade dos pais, do cônjuge e dos pais do cônjuge pode ser interpretada como *proxies* para as características não observadas dos indivíduos, tais como a capacidade e qualidade do ensino.

A Tabela 7 apresenta o Efeito de Tratamento Médio instrumentado para a escolaridade do cônjuge. Os resultados corroboram as subseções anteriores no sentido de que o efeito estimado para o grupo de indivíduos sem nível superior (Baixo) é maior, tanto quando o tratamento é a educação do pai ou da mãe. Todas as estimativas desta seção foram obtidas usando o *bootstrap* com 1.000 replicações.

Tabela 7: Efeito de Tratamento Médio – Escolaridade do Cônjuge (Instrumento)

	Tratamento			
	Educação do Pai		Educação da Mãe	
	Baixo	Alto	Baixo	Alto
ETM	0,7643*	0,3991*	0,6843*	0,2381*
	(0,0506)	(0,0270)	(0,0874)	(0,0506)
Nº de observações	42.467	6.687	42.199	6.667

Nota: *p -valor < 0,01. **p-valor < 0,05. ***p-valor < 0,10

Desvio padrão entre parênteses

Na Tabela 8, observa-se a mesma situação apresentada na Tabela 7, agora com a escolaridade dos pais do cônjuge como instrumento. No entanto, tendo a educação da mãe como tratamento, o resultado é maior comparado à educação do pai, o que esta de acordo com a estimação por *bounds* descrita anteriormente. Esse resultado vai novamente de acordo com a intuição de que as mães tem um papel importante na educação dos indivíduos.

Vários estudos, incluindo Heckman e Hotz (1986) para os homens panamenhos e Behrman e Wolfe (1984) para as mulheres nicaraguenses, encontraram que a escolaridade da mãe tem um efeito maior sobre os salários do que a escolaridade do pai.

Tabela 8: Efeito de Tratamento Médio – Escolaridade Pais do Cônjuge (Instrumento)

	Tratamento			
	Educação do Pai		Educação da Mãe	
	Baixo	Alto	Baixo	Alto
ETM	1,1270*	0,4814*	1,3155*	0,5275*
	(0,1145)	(0,0606)	(0,1802)	(0,0910)
Nº de observações	41.502	6.654	41.502	6.654

Nota: *p -valor < 0,01. **p-valor < 0,05. ***p-valor < 0,10

Desvio padrão entre parênteses

Um resultado interessante é que a escolaridade dos pais do cônjuge tem um efeito maior sobre o rendimento do que quando é considerada apenas a escolaridade dos próprios pais do indivíduo. Este resultado da suporte a interpretação do *background* familiar como *proxy* para as características não observadas dos indivíduos. Este resultado embora contra intuitivo, é consistente com a transmissão de escolaridade entre gerações e “casamento seletivo”.

Uma explicação natural desses altos retornos da educação é que eles refletem à escassez relativa de capital humano, um argumento particularmente relevante onde a escolaridade média é baixa como no Brasil (Langoni 1977; Lam e Levison 1992).

As estimativas das Tabelas 7 e 8 para o efeito de tratamento médio com variável instrumental seguem Manski e Pepper (2000) e Cerulli (2012). Por fim, o teste de Wald foi realizado e indica os instrumentos válidos para os anos de estudo dos indivíduos.

5. Considerações Finais

Este trabalho analisou o impacto das circunstâncias no resultado econômico dos indivíduos para níveis específicos de esforço, utilizando dados da PNAD de 1996 devido às informações sobre a educação e ocupação dos pais (*background* familiar). Os resultados foram baseados na estimação dos Efeitos de Tratamento Médio, utilizando como variável de tratamento a educação do Pai e da Mãe, condicionada a um vetor de covariáveis de circunstâncias, e como variável de resultado o salário por hora dos indivíduos (em logaritmo). Os indivíduos foram divididos entre os que têm e os que não têm nível superior.

Foi desenvolvido um modelo de Roy de interações sociais que, através de comparação entre pares, tem o potencial de fornecer uma explicação parcimoniosa para evidências empíricas díspares. O efeito da escolaridade aparece endogenamente devido à ordenação de indivíduos de acordo com suas circunstâncias. Consequentemente, a abordagem tem importantes implicações para a (não) identificação de pares efeitos, mesmo que os indivíduos sejam distribuídos aleatoriamente entre os grupos.

A mensuração dos resultados seguiu três abordagens de estimação: o efeito de tratamento convencional através de diferentes métodos de estimação como uma apreciação inicial; a estimação dos *bounds* de variação do efeito de tratamento dado que as estimações pontuais muitas vezes não são confiáveis; e a estimação através da utilização da educação do cônjuge e seus respectivos pais como variáveis instrumentais, como forma de endogeneizar os anos de estudo dos indivíduos.

No geral, as estimativas mostram que o impacto da educação dos pais é maior no grupo de indivíduos sem nível superior (“Baixo”), corroborando a ideia de que por serem menos escolarizados, provavelmente tem um nível de rendimento médio menor e assim são mais suscetíveis a serem impactados pelo seu *background* familiar. Em outras palavras, estes indivíduos são mais influenciados e de certa forma, mais dependentes do nível educacional dos pais, sobretudo nas suas decisões sobre educação.

Com relação ao tratamento utilizado, a educação do pai apresentou um impacto maior no rendimento dos indivíduos nos modelos iniciais. No entanto, na estimação por *bounds* e quando é utilizada as variáveis instrumentais, a escolaridade da mãe apresenta um coeficiente maior, enfatizando a influência cada vez maior sobre os indivíduos. São observados ainda coeficientes maiores para o efeito de tratamento nesse casos, constatando que estas variáveis podem ser usadas como *proxies* para as características não observadas, dando maior robustez aos resultados.

Em suma, as estimativas evidenciam a importância da educação dos pais na escolha educacional e no rendimento dos indivíduos, evidenciando assim o repasse intergeracional de educação como um fator relevante na explicação das diferenças de renda e nível de esforço empreendido.

6. Referências

- ABADIE, A. Bootstrap tests for distributional treatment effects in instrumental variable models. *Journal of the American Statistical Association*, 97(457): 284-292, 2002.
- ABADIE, A. Semiparametric instrumental variable estimation of treatment response models. *Journal of Econometrics*, 113: 231-263, 2003.
- ANGRIST, J.D. e LANG, K. Does School Integration Generate Peer Effects? Evidence from Boston's Metco Program. *American Economic Review* 94, n. 5, 1613-1634, 2004.
- ARKES, J. Using unemployment rates as instruments to estimate returns to schooling. *Southern Economic Journal* 76(3), 711-722, 2010.
- ARNESON, R. Equality and Equal Opportunity for Welfare. *Philosophical Studies*, 56, 77-93, 1989.
- BEHRMAN, J. R., e WOLFE, B. L. The Socioeconomic Impact of Schooling in a Developing Country. *Rev. Econ. and Statis.* 66, 296-303, 1984.
- BLUME, Lawrence E.; BROCK, W. A., DURLAUF, S. N. e YANNIS M. I. Identification of Social Interactions. *Handbook of Social Economics*, editado por J. Benhabib, A. Bisin, and M. Jackson. Amsterdam: Elsevier, 2010.
- BOURGUIGNON, F.; FERREIRA, F. e MENÉNDEZ, M. Inequality of opportunity in Brazil. *Review of Income and Wealth*, 53, 585-618, 2007.
- BROCK, W. A., e DURLAUF, S. N. Identification of Binary Choice Models with Social Interactions. *Journal of Econometrics* 140, 52-75, 2007.
- CARNEIRO, P.; HECKMAN, J. J.; VYTLACIL, E. J. Estimating Marginal Returns to Education. *American Economic Review, American Economic Association*, vol. 101(6), pages 2754-81, 2011.
- CARRELL, S. E., FULLERTON R. L.; e West J. E. Does Your Cohort Matter? Measuring Peer Effects in College Achievement. *Journal of Labor Economics* 27, n. 3, 439-464, 2009.
- CERULLI, G. Ivtreatreg: a new Stata routine for estimating binary treatment models with heterogeneous response to treatment under observable and unobservable selection, *Working Paper CNR-Ceris*, 2012.
- CHECCHI, D. & PERAGINE, V. Regional disparities and inequality of opportunity: the case of Italy. *Journal of Economic Inequality*, forthcoming, 2009.
- CHEN, S. H. e KHAN, S. Estimating the Causal Effects of Education on Wage Inequality Using IV Methods and Sample Selection Models, working paper, SUNY at Albany, 2007.
- CHEN, S. H. Estimating the variance in wages in the presence of selection and unobservable heterogeneity. *Review of Economics and Statistics*, 90(2), 2008.
- CICALA, S.; FRYER Jr., R. G.; e SPENKUCH, J. L. A Roy Model of Social Interactions. NBER Working Papers 16880, *National Bureau of Economic Research*, 2011.

D'HAULTFOEUILLE, X. e MAUREL, A. Inference on a Generalized Roy Model, with an Application to Schooling Decisions in France. IZA Discussion Papers 4606, Institute for the Study of Labor (IZA), 2009.

DWORKIN, R. What is equality? Part 1: Equality of welfare. *Philosophy & Public Affairs*, 10, 185-246, 1981a.

DWORKIN, R. What is equality? Part 2: Equality of resources. *Philosophy & Public Affairs*, 10, 283-345, 1981b.

FERREIRA, S. & VELOSO, F. Intergenerational mobility of wages in Brazil. *Brazilian Review of Econometrics*, 26, 181-211, 2006.

FLEURBAEY, M. e MANIQUET, F. *Compensation and responsibility*. In: Arrow, K. Sen, A. e Suzumura, K. (eds). *Handbooks in Economics: Social choice and welfare*, v.II. Amsterdam: Elsevier, 2011.

FLEURBAEY, M. *Equality among responsible individuals*, in J. F. Laslier, M. Fleurbaey, N. Gravel, A. Trannoy (eds.). *Freedom in economics. New perspectives in normative analysis*, London: Routledge, 1998.

HANUSHEK, E. A., *et al.* Does Peer Ability Affect Student Achievement? *Journal of Applied Econometrics* 18, 527-544, 2003.

HECKMAN, J. J. e HONERE, B. E. The empirical content of the Roy model. *Econometrica*, 58(5): 1121-1149, 1990.

HECKMAN, J. J. e HOTZ, V. J. An Investigation of the Labor Market Earnings of Panamanian Males: Evaluating the Sources of Inequality. *J. Human Resources* 21, 507-42, 1986.

HECKMAN, J. J. e SCHEINKMAN, J. A. The Importance of Bundling in a Gorman-Lancaster Model of Earnings. *Review of Economic Studies* 54, n. 2, 243-255, 1987.

HECKMAN, J. J. e SEDLACEK, G. Heterogeneity, Aggregation, and Market Wage Functions: An Empirical Model of Self-selection in the Labor Market. *Journal of Political Economy* 93, n. 6, 1077-1125, 1985.

HECKMAN, J. J. e VYTLACIL, E. J. Local instrumental variables and latent variable models for identifying and bounding treatment effects. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 96, 4730-4734, 1999.

HECKMAN, J. J. e VYTLACIL, E. J. Structural equations, treatment effects and econometric policy evaluation. *Econometrica*, 73 (3), 669-738, 2005.

IMBENS, G. W; e RUBIN, D. Estimating outcome distributions for compliers in instrumental variable models. *Review of Economic Studies*, 64(4): 555-574, 1997.

JONES, M. C.; MARRON, J. S.; SHEATHER, S. J. A brief survey of bandwidth selection for density estimation. *Journal of the American Statistical Association*, 91(433): 401-407, 1996.

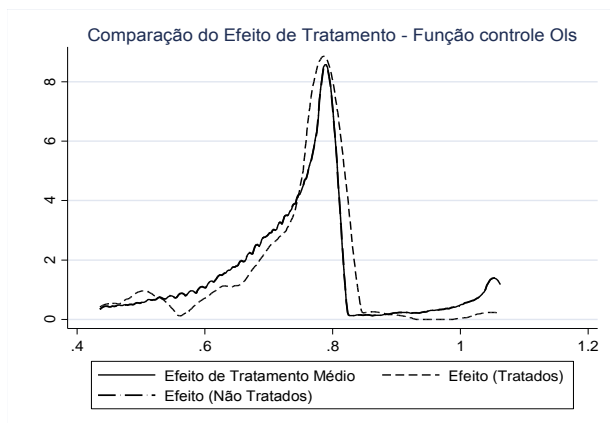
- LAM, D. e LEVISON, D. Age, Experience, and Schooling: Decomposing Earnings Inequality in the United States and Brazil. *Sociological Inquiry* 62, 220-45, 1992.
- LAM, D. e SCHOENI, R.F. Effects on Family Background on Earnings and Returns to Schooling: Evidence from Brazil," Papers 96-13, RAND - Reprint Series, 1996.
- LANGONI, C. G. Income Distribution and Economic Development: The Brazilian Case. *Frontiers of Quantitative Economics*, vol. B, editado por Michael Intriligator. Amsterdam: North-Holland, 1977.
- MANSKI, C. Nonparametric bounds on treatment effects. *American Economic Review*, Papers and Proceedings, 80:319–323, 1990.
- MANSKI, C. e PEPPER, J. (2000). Monotone instrumental variables: With an application to the returns to schooling. *Econometrica*, 68:997–1010, 2000.
- OOGHE, E.; SCHOKKAERT, E. e VAN DE GAER, D. Equality of opportunity versus equality of opportunity sets. *Social Choice and Welfare*, 28, 209-230, 2007.
- PASTORE, J. & SILVA, N. *Mobilidade social no Brasil*. São Paulo: Makron Books, 1999.
- POWELL, J. L.; STOCK, J. H.; STOKER, T. M. 1989. Semiparametric estimation of index coefficients. *Econometrica*, 57: 1403-1430, 1989.
- QUANDT, R. E. A New Approach to Estimating Switching Regressions. *Journal of the American Statistical Association*, 67 (338), 1973.
- RAWLS, J. *A Theory of Justice*. Cambridge: Harvard University Press, 1971.
- ROEMER, J. A pragmatic theory of responsibility for the egalitarian planner. *Philosophy & Public Affairs*, 10, 146-166, 1993.
- ROEMER, J. *Equality of Opportunity*. New York: Harvard University Press, 1998.
- ROSENBAUM, P. e RUBIN, D.B. The Central Role of the Propensity Score in Observational Studies for Causal Effects. *Biometrika*, 70, 41-55, 1983.
- ROY, A. D. Some thoughts on the distribution of earnings. *Oxford Economic Papers*, 3(2): 135-146, 1951.
- RUBIN, D. B. Assignment to treatment group on the basis of a covariate. *Journal of Educational Statistics*, 2: 1-26, 1977.
- SHAIKH, A. e VYTLACIL, E. Limited dependent variable models and bounds on treatment effects: *A nonparametric analysis*. University of Chicago e Columbia University, 2004.
- SILVERMAN, B. W. *Density Estimation*. Chapman and Hall: London, 1986.
- VYTLACIL, E. J. e YILDIZ, N. Dummy endogenous variables in weakly separable models. *Econometrica*. Forthcoming, 2007.

VYTLACIL, E. J. Independence, monotonicity, and latent index models: An equivalence result.
Econometrica, 70 (1), 331-341, 2002.

APÊNDICE A

Densidades Kernel para o Efeito de Tratamento Médio

Indivíduos Sem Nível Superior



Indivíduos Com Nível Superior

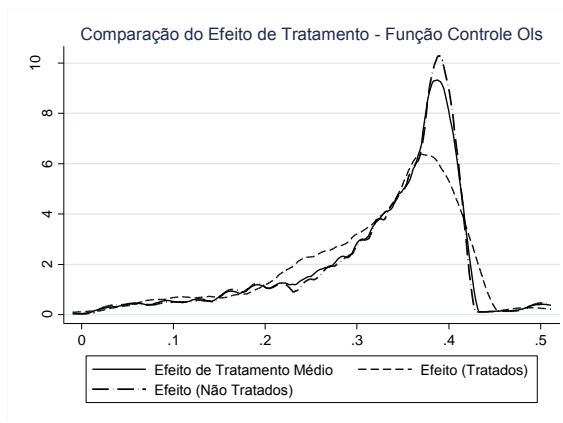
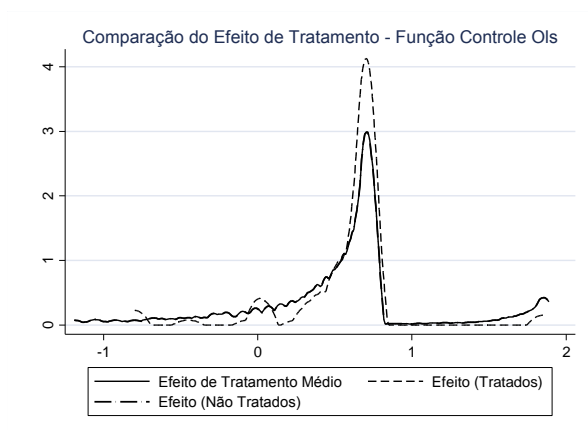


Figura 3: Densidades Kernel – Educação do Pai (Tratamento)

Fonte: Elaboração própria com base nos dados

Indivíduos Sem Nível Superior



Indivíduos Com Nível Superior

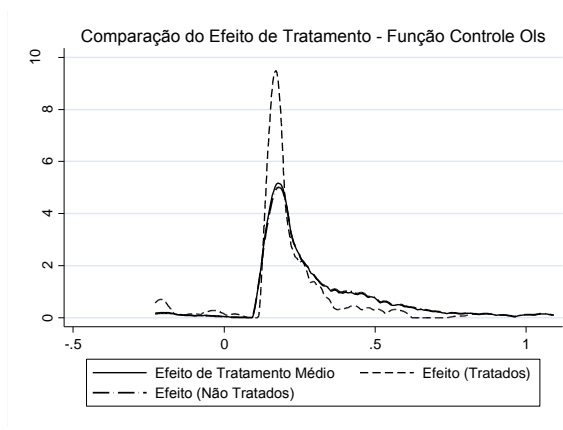


Figura 4: Densidades Kernel – Educação da Mãe (Tratamento)

Fonte: Elaboração própria com base nos dados