

DESIGUALDADE DE OPORTUNIDADES NO BRASIL: UMA DECOMPOSIÇÃO QUANTÍLICA CONTRAFACTUAL

Erik Alencar de Figueiredo*

Cleiton Roberto da Fonseca Silva**

O objetivo deste estudo é mensurar a desigualdade de oportunidades brasileira. Para tanto, utilizam-se a abordagem teórica desenvolvida por Bourguignon, Ferreira e Menéndez (2007) e uma estratégia empírica baseada na conjugação do método de geração de contrafactuais de Chernozhukov, Fernández-Val e Melly (2009) com as inferências quantílicas sob má especificação propostas por Angrist, Chernozhukov e Fernández-Val (2006). Os resultados indicam que variáveis como educação e ocupação dos pais, raça e região de nascimento produzem efeitos expressivos (diretos e indiretos) sobre a renda dos indivíduos. Em resumo, a proporção da desigualdade de oportunidades na desigualdade total brasileira pode variar entre 29% e 35%.

Palavras-chave: Desigualdade de oportunidades, regressões quantílicas, método contrafactual.

1 INTRODUÇÃO

As recentes transformações na economia brasileira, como a abertura comercial, a estabilização do nível de preços e a consequente criação de um ambiente propício para a adoção dos programas de transferência de renda, foram decisivas para a melhora dos indicadores sociais, tais como concentração de renda, pobreza e bem-estar.¹ Em poucas palavras, a desigualdade de renda, que cresceu continuamente entre 1960 e 1990 (BARROS; MENDONÇA, 1995), passou a declinar de forma expressiva e estatisticamente significativa a partir da segunda metade da década de 1990 (AZEVEDO, 2007; FIGUEIREDO; ZIEGELMANN, 2009), resultando, consequentemente, numa melhora dos níveis de pobreza e indigência (RAMOS; SANTANA, 2003).

Sob o ponto de vista da igualdade de renda estrita, a análise desse cenário permite concluir que o Brasil vem se tornando uma nação mais justa. Porém, os desenvolvimentos recentes da literatura propõem algumas contestações. Na verdade, nem mesmo os *modern equalitarians*, como Rawls (1971), Dworkin (1981) e Arneson (1989), entre outros, consideram o conceito da perfeita igualdade de

* Professor do Departamento de Economia do Programa de Pós-graduação em Economia (PPGE) da Universidade Federal da Paraíba (UFPB) e pesquisador do Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq). E-mail: eafigueiredo@gmail.com

** Mestre em Economia pelo PPGE/UFPB.

1. Grande parte dessas mudanças se deu a partir da segunda metade da década de 1990. Para detalhes, com atenção específica para a distribuição de renda e pobreza, ver Neri (2006).

renda como a norma ideal para a justiça. Inspirados pela tradição rawlsiana, autores como Kolm (1972), Sen (1985) e Roemer (1996, 1998) advogam que as diferenças de renda devem ser tratadas como uma função das diversas necessidades, esforços ou preferências individuais.

Uma forma de captar essa diversidade é considerar o conceito de desigualdade de oportunidades.² Sob esse enfoque, os resultados econômicos dos indivíduos passam a ser observados como uma função de fatores de responsabilidade e de não responsabilidade (ROEMER, 1998). Em outras palavras, parte da renda é determinada por variáveis de esforço, tais como nível educacional, decisão de migrar, horas trabalhadas por ano etc., e parte por fatores que fogem do controle dos agentes econômicos, variáveis circunstância, ou seja, *background* familiar (nível educacional e ocupação dos pais), atributos individuais como raça, gênero, idade ou região de nascimento, entre outras.³ Uma das principais implicações desse novo conceito é que somente a desigualdade oriunda das variáveis de circunstância é socialmente indesejável.⁴

Porém, como calcular a desigualdade de oportunidades? Uma alternativa é decompor a iniquidade de uma determinada distribuição de renda, $I(Y^a)$,⁵ a partir da criação de duas distribuições contrafactuais. Uma livre da desigualdade relacionada às circunstâncias, $I(Y^c)$, e a outra onde não há desigualdade resultante do esforço, $I(Y^e)$. Diante disso, a desigualdade de oportunidades pode ser mensurada a partir de dois indicadores: no primeiro se considera a diferença entre as desigualdades da distribuição atual e da distribuição isenta de diferenciais de circunstâncias $I(Y^a) - I(Y^c)$ e no segundo, sumarizando a desigualdade oriunda apenas dos fatores de circunstância, $I(Y^e)$. Para tanto, faz-se necessário classificar o esforço individual como uma variável observável ou não observável.

Dentro do grupo de estudos que considera o esforço como uma variável observável, destaca-se o *paper* influente de Bourguignon, Ferreira e Menéndez (2007). Analisando a desigualdade de oportunidades brasileira, os autores propõem uma abordagem paramétrica, em que os rendimentos são explicados pelas variáveis de circunstância e de esforço, postulando-se que as variáveis de circunstância possuem

2. Outra forma é adotar a literatura relacionada à identificação das desigualdades justa e injusta. Para uma introdução ao tema, ver Thomson (2011).

3. Alternativamente, a desigualdade de oportunidades pode ser mensurada a partir da comparação de distribuições condicionadas. Nesse caso, o foco é direcionado para o conjunto de oportunidades em que os indivíduos estão inseridos. Essa visão foi proposta, inicialmente, por Pattanaik e Xu (1990) e Kranich (1996) e desenvolvida, posteriormente, por Lefranc, Pistolesi e Trannoy (2004). A ideia é simples: a igualdade de oportunidades prevalece se e somente se os indivíduos associados a um particular conjunto de circunstâncias não apresentarem vantagens em relação a um outro grupo de indivíduos pertencentes a um dado conjunto de circunstâncias.

4. Nesse ponto há um importante avanço em relação às teorias tradicionais como, por exemplo, a de Atkinson (1970), em que toda a desigualdade é socialmente indesejável.

5. Sendo / um índice de desigualdade como o Gini ou Theil, por exemplo.

efeito sobre as de esforço. Ou seja, as circunstâncias são endógenas e possuem impactos diretos e indiretos sobre a renda.

Com base nessa estrutura, os autores criam duas distribuições contrafactuais. A primeira, livre de efeitos (diretos e indiretos) das circunstâncias, e a segunda, isenta somente dos efeitos diretos das circunstâncias. Seus resultados sugerem que as variáveis de circunstância correspondem a cerca de 23% da desigualdade total, em que 60% são efeitos diretos e 40%, indiretos. O *background* familiar se apresenta como o principal fator de determinação do nível de oportunidades, dado que cerca de 70% do efeito das circunstâncias se devem à escolaridade do pai.

Ao considerar a variável de esforço como um fator não observável, a construção das distribuições contrafactuais necessita de uma suposição adicional, qual seja: duas pessoas com diferentes níveis de oportunidade, mas no mesmo percentil da sua distribuição condicionada ao seu tipo, empreendem o mesmo nível de esforço. Essa condição é reconhecida como *Roemer's Identification Axiom* (RIA) (ROEMER, 1996).

Dentro desse segundo enfoque de investigação, destaca-se o estudo de Checchi e Peragine (2010). Em sua estratégia empírica, os autores dividem a população em n tipos e m percentis (ou tranches), a partir da criação de uma matriz M^a de dimensão $n \times m$, representando a distribuição de renda vigente. Essa estrutura faz com que cada combinação do tipo com o tranche corresponda a um nível de renda. Como se supõe que em cada tranche o nível de esforço é o mesmo, a distribuição contrafactual é obtida a partir da substituição das colunas da matriz original por colunas onde vigora um valor médio para a renda do tranche. Dessa forma, a nova matriz, M^c não conterà diferenças de renda resultante das circunstâncias. Por conseguinte, o indicador para a desigualdade de oportunidades é calculado a partir de: $I(M^c) - I(M^a)$. Ou seja, novamente equalizam-se os efeitos das circunstâncias.

A aplicação dessa estratégia aos dados italianos no período de 1993 a 2000, divididos em 5 tipos e 20 tranches, indicou que a região Sul do país apresenta o dobro da desigualdade de oportunidades da região Centro-Norte. A comparação desses resultados com os obtidos por Bourguignon, Ferreira e Menéndez (2007) reforçou a magnitude da desigualdade de oportunidades brasileira. Como já destacado, no Brasil a proporção da desigualdade de oportunidades na desigualdade total é de cerca de 23%. Na Itália, essa proporção é de cerca de 10%.⁶

Recentemente, Pistolesi (2009) propôs um método alternativo para a captação da desigualdade de oportunidades. Sua abordagem incondicional é similar às estratégias de Bourguignon, Ferreira e Menéndez (2007) e Checchi e Peragine

6. Outros indicadores revelam o elevado nível de desigualdade de oportunidades brasileiro. Ver Barros *et al.* (2009) e Figueiredo e Ziegelmann (2010).

(2010) avançando em, pelo menos, dois sentidos: *i*) ao captar os efeitos das variáveis explicativas em diferentes pontos da distribuição da variável dependente e; *ii*) ao sugerir duas medidas de desigualdade de oportunidades, a primeira captando a desigualdade referente ao esforço (a partir da equalização das circunstâncias) e a segunda mensurando a desigualdade referente às circunstâncias (eliminando o efeito dos fatores de esforço).

Entretanto, apesar do seu procedimento apresentar vantagens em relação às abordagens anteriores, ele não está isento de críticas, principalmente no que se refere ao processo de estimação das distribuições contrafactuais.⁷ Em resumo, o autor utiliza um modelo semiparamétrico em que se considera que os coeficientes associados às covariáveis se associam de forma discreta com a variável dependente. De acordo com Machado e Mata (2005), essa relação constitui uma restrição importante para o processo de inferência.

Diante das estratégias empíricas progressas, em especial Bourguignon, Ferreira e Menéndez (2007) e Pistolesi (2009), um avanço natural para o método de captação da desigualdade de oportunidades seria a utilização de uma ferramenta quantílica onde o problema da má especificação, resultante da omissão de variáveis relevantes e da endogeneidade das variáveis de circunstância, fosse abordado.

Ciente disso, este estudo propõe uma alternativa empírica para a mensuração da desigualdade de oportunidades. Para tanto, será conjugado o método de inferência de distribuições contrafactuais proposto por Chernozhukov, Fenández-Val e Melly (2009) com a estimação de regressões quantílicas sob má especificação e a consequente construção de *bounds* para as inferências pontuais contida em Angrist, Chernozhukov e Fenández-Val (2006). Esse instrumental será aplicado ao conjunto de dados brasileiro, fornecendo mais uma evidência sobre o nível de desigualdade de oportunidades desse país.

Além desta introdução, o artigo conta com quatro seções. Na seção 2 será apresentada a estratégia empírica subdividida em modelo teórico, estimação dos contrafactuais e banco de dados. A seção 3 é reservada aos resultados e a seção 4, às considerações finais.

2 ESTRATÉGIA EMPÍRICA

2.1 Mensurando a desigualdade de oportunidades

O modelo teórico adotado neste estudo assume que os rendimentos do indivíduo i , Y_i , podem ser explicados por variáveis de circunstância (C_i) e de esforço (E_i).

7. É evidente que todas as abordagens apresentadas estão sujeitas a importantes críticas e vieses resultantes, principalmente, da existência de endogeneidade, da má especificação das formas funcionais da equação de rendimento ou da adoção do RIA. Para uma leitura mais detalhada desses métodos, ver Ramos e Van de Gaer (2009).

Seguindo a orientação de Bourguignon, Ferreira e Menéndez (2007), postula-se uma relação de dependência entre os dois grupos de covariáveis, de tal forma que:

$$Y_i = f(C_i, E_i[C_i, v_i], u_i) \quad (1)$$

onde u_i e v_i são fatores aleatórios, inclusive a sorte. Sob essa estrutura, as variáveis de circunstância podem afetar os rendimentos de forma “direta” e “indireta”. Para deixar essa relação mais clara, considere uma especificação log-linear:

$$\ln Y_i = \alpha C_i + \lambda E_i + u_i \quad (2)$$

e, devido à endogeneidade das circunstâncias:

$$E_i = \Gamma C_i + v_i \quad (3)$$

onde α e λ são vetores de parâmetros, Γ representa uma matriz de coeficientes associados às variáveis de circunstância que influenciam o esforço. O sistema (2)-(3) informa que o efeito direto das circunstâncias é mensurado a partir do vetor α , enquanto o indireto é captado por $\lambda\Gamma$.

Definindo $\Phi(Y)$ como a distribuição marginal dos rendimentos obtida a partir de (1), os autores sugerem a construção de dois contrafactuais: $i)$ no primeiro, apagam-se os efeitos totais das circunstâncias, isto é, $\tilde{Y}_i = f(\bar{C}_i, E_i[\bar{C}_i, v_i], u_i)$; e $ii)$ no segundo, apagam-se apenas os efeitos diretos das circunstâncias, $\tilde{Y}_i^d = f(\bar{C}_i, E_i[C_i, v_i], u_i)$.

Note que, no primeiro caso, o vetor de renda resultante conterà apenas a desigualdade fruto das variáveis de esforço. Sendo assim, o *share* da desigualdade de oportunidades total será:

$$\Theta_I = \frac{I(\Phi(Y)) - I(\Phi(\tilde{Y}))}{I(\Phi(Y))} \quad (4)$$

sendo I um índice de desigualdade como o Gini ou Theil, por exemplo. Já o *share* da desigualdade oriundo dos efeitos diretos, segundo caso, é representado por:

$$\Theta_I^d = \frac{I(\Phi(Y)) - I(\Phi(\tilde{Y}^d))}{I(\Phi(Y))} \quad (5)$$

Dessa forma, o efeito indireto da desigualdade de oportunidades será $\Theta_I^i = \Theta_I - \Theta_I^d$.

O cálculo de (4) e (5) envolve as estimações do modelo (2), visando isolar os efeitos diretos da desigualdade e da forma reduzida

$$\ln Y_i = C_i(\alpha + \Gamma\lambda) + (v_i\lambda + u_i) \quad (6)$$

representando os efeitos totais das circunstâncias.

É evidente que os problemas relacionados a variáveis omitidas e a endogeneidade das circunstâncias tornam os parâmetros de (2) e (6) e, por conseguinte, a geração dos contrafactuais viesados. Cientes disso, e na ausência de variáveis instrumentais apropriadas, Bourguignon, Ferreira e Menéndez (2007) promoveram uma simulação de Monte Carlo, obtendo intervalos de variação para os coeficientes estimados por Mínimos Quadrados Ordinários (MQO). O procedimento baseou-se no *monotone treatment response* fornecido por Manski e Pepper (2000).

Na subseção seguinte, serão propostos métodos alternativos aos de Bourguignon, Ferreira e Menéndez (2007). Em primeiro lugar, a geração dos contrafactuais se baseará em uma estrutura quantílica e não apenas nos valores médios da distribuição condicionada. Nesse sentido, as inferências alinham-se aos esforços de Pistoletti (2009), porém com um método mais robusto para a geração das distribuições simuladas. A questão da endogeneidade será tratada a partir da construção de *bounds* para a inferência de regressões quantílicas.

2.2 Método contrafactual

A escolha do ferramental desenvolvido por Chernozhukov, Fernández-Val e Melly (2009) é justificável por constituir um importante avanço em relação aos métodos *regression-based* progressos. O principal deles é o desenvolvimento das teorias de distribuição e inferência para os estimadores. No mais, os estimadores podem se basear em uma classe ampla de métodos de regressão para as distribuições condicionais, tais como as regressões clássica e quantílica, os modelos de duração e as *distribution regressions*. Dessa forma, os autores incluem instrumentais anteriores, como os de Gosling, Machin e Meghir (2000), Donald, Green e Paarsch (2000) e Machado e Mata (2005), como casos especiais da sua teoria.⁸

8. É importante destacar que esta análise se concentra apenas nos métodos *regression based*, em detrimento da literatura relacionada aos métodos *propensity score* (DINARDO; FORTIN; LEMIEUX, 1996; FIRPO; FORTIN; LEMIEUX, 2009), entre outros. Uma comparação entre os métodos de regressão e de *propensity score* pode ser encontrada no capítulo 3 de Angrist e Pischke (2008).

Nessa abordagem, a população investigada é dividida em dois grupos indexados por $j \in \{0,1\}$. O grupo de referência é representado por $j = 0$, enquanto o grupo $j = 1$ sumariza os resultados contrafactuais. Para estabelecer a análise de regressão, é importante definir a distribuição condicional (*u-quantile*) de Y dado X no grupo j , $Q_{Y_j}(u|x)$, e a distribuição marginal para o p-vetor das covariadas X no grupo k , F_{X_k} , para $j, k \in \{0,1\}$. Em seguida, define-se a variável de interesse Y_j^j como uma função das covariáveis e de um distúrbio não aditivo U_j^j . Considerando a representação de Skorohod, essa relação será:

$$Y_j^j = Q_{Y_j}(U_j^j | X_j),$$

onde $U_j^j \sim U(0,1)$ independente de $X_j \sim F_{X_j}$, para $j \in \{0,1\}$.⁹

O experimento contrafactual adotado neste estudo consiste em gerar o resultado da *conditional quantile function* para o grupo $j = 1$, $Q_{Y_1}(u|x)$, mantendo as distribuições marginais das covariáveis do grupo $j = 0$, ou seja, $X_0 \sim F_{X_0}$. Sendo assim, define-se o resultado contrafactual Y_1^0 por:

$$Y_1^0 = Q_{Y_1}(U_1^0 | X_0) \quad (7)$$

onde $U_1^0 \sim U(0,1)$ independente de $X_0 \sim F_{X_0}$.

Como já destacado, (7) pode ser inferida a partir de uma série de métodos conhecidos na literatura, inclusive vários modelos de tratamento exógenos e endógenos (GIUSTINELLI, 2010). Porém, na ausência de instrumentos apropriados, se propõe que as distribuições condicionadas sejam inferidas via regressões quantílicas (QR) sob a hipótese da má especificação da Função Quantílica Condicionada (CQF). Para tanto, adota-se o referencial teórico proposto por Angrist, Chernozhukov e Fernández-Val (2006), em que a má especificação da CQF pode ser entendida, inclusive, como resultante da omissão de uma variável relevante. Por fim, propõe-se a construção de *bounds* para as estimativas pontuais.

Sob o modelo de QR, a CQF pode ser obtida a partir da solução do problema de otimização:

$$Q_Y(u | X) \equiv \arg \min_{q(X)} E[\rho_u(Y - q(X))]$$

9. Diferentemente dos modelos de regressão clássicos, a representação de Skorohod não necessita da hipótese da relação aditiva entre os erros e as covariáveis. Para detalhes, ver Van der Vaart e Wellner (1996).

onde $\rho_u(w) = (u - I(w \leq 0))w$ é uma *check function*, com I representando uma função indicadora que assume valor 1 se o argumento é correto e 0 caso contrário. Caso $q(X)$ seja uma função linear bem especificada, o estimador de QR para vetor de parâmetros $\beta(u)$ resolve o problema populacional

$$\beta(u) \equiv \arg \min_{\beta \in R^d} E[\rho_u(Y - X'\beta)]$$

Segundo Powell (1986), esse vetor de parâmetros pode ser interpretado como um estimador de Método dos Momentos Generalizados (MMG) que satisfaz a condição de momento:

$$E[u - I\{Y \leq X'\beta(u)\} | X] = 0 \quad (8)$$

Caso a CQF seja mal especificada devido à omissão de uma variável relevante, a condição de ortogonalidade em (8) não prevalecerá. Por exemplo, suponha o interesse em uma regressão com as seguintes covariáveis, $X = [X_1', X_2']'$, porém, X_2 não se encontra disponível, tal como a habilidade na equação de salários ou as variáveis associadas a fatores genéticos, geralmente omitidas em estudos relacionados à desigualdade de oportunidades. Sendo assim, o problema de otimização quantílico será:

$$\gamma_1(u) \equiv \arg \min_{\gamma_1} E[\rho_u(Y - X_1'\gamma_1)]$$

Contudo, a especificação correta para a CQF seria:

$$(\beta_1(u)', \beta_2(u)') \equiv \arg \min_{\beta_1, \beta_2} E[\rho_u(Y - X_1'\gamma_1 + X_2'\gamma_2)]$$

Diante disso, pode-se mensurar o erro de especificação associado à omissão da variável X_2 por:

$$R_u(X) := Q_Y(U | X) - X_1'\beta_1$$

Note que, se a CQF é linear, então $R_u(X) = X_2'\beta_2$. Sob algumas condições de regularidade, Angrist, Chernozhukov e Fernández-Val (2006) demonstram que a relação entre $\beta_1(u)$ e $\gamma_1(u)$ é dada por: $\gamma_1(u) = \beta_1(u) + \beta_1(u)$, com

$$B_1(u) = E[w_u(X)X_1X_1']^{-1} E[w_u(X)X_1R_u(X)] \quad (9)$$

onde a função de ponderação (*importance weights*) é definida por:

$$w_u(X) = \frac{1}{2} \int_0^1 f_{\varepsilon_u}(t\Delta_u(X, \gamma_1) | X) dt \quad (10)$$

$\Delta_u := X'\beta - Q_Y(u | X)$ é o erro de especificação relacionado à estrutura linear da regressão, $\varepsilon_u := Y - Q_Y(u | X)$ é o resíduo quantílico, definido como o desvio da variável dependente em relação ao quantil condicional de interesse e $f_{\varepsilon_u}(\cdot)$ é a densidade condicionada.

A expressão (10) é calculada a partir da seguinte aproximação discreta:

$$\hat{w}_u(X) = \frac{1}{101} \sum_{t=1}^{101} \frac{1}{2} \hat{f}_Y \left(\frac{t-1}{101} x' \hat{\beta}(u) + \left(1 - \frac{t-1}{101} \right) \hat{Q}_Y(u | X = x) \mid X = x \right)$$

com as densidades condicionais inferidas a partir de um kernel gaussiano.¹⁰ Em suma, esse procedimento permite calcular o viés dos estimadores de QR e, por conseguinte, obter bandas de variação para a estimativa pontual ineficiente.¹¹

2.3 Dados

Os dados utilizados neste estudo são similares aos de Bourguignon, Ferreira e Menéndez (2007). Trata-se de informações captadas na Pesquisa Nacional por Amostras de Domicílios (PNAD) para o ano de 1996. Este ano foi escolhido por conta do suplemento de mobilidade social, onde são sumarizadas as informações relacionadas a educação, escolaridade e ocupação dos pais dos indivíduos selecionados. Consideraram-se somente os homens chefes de família, com idade entre 25 e 65 anos, residindo em zonas urbanas. Os rendimentos são representados pelo salário por hora,¹² expresso em reais, de setembro de 2007.

10. Detalhes sobre o processo de estimação podem ser encontrados no suplemento computacional de Angrist, Chernozhukov e Fernández-Val (2006), disponível em: <<http://econ-www.mit.edu/files/385>>

11. Uma discussão sobre a construção de bandas de variação a partir de métodos semiparamétricos pode ser encontrada em Lee (2009).

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

O vetor de variáveis de circunstâncias inclui: *i*) uma *dummie* para raça, que assume valor 1 para os não brancos (isto é, negros, pardos e indígenas) e 0 para os brancos (brancos e asiáticos);¹³ *ii*) uma *dummie* para as regiões, que assume valor 1 se o indivíduo reside nas regiões mais dinâmicas do país (Sul, Sudeste e Centro-Oeste) e 0 caso contrário (regiões Norte e Nordeste); *iii*) educação do pai e da mãe, expressas em anos de estudo;¹⁴ e *iv*) a posição ocupacional do pai; dividida nas seis categorias propostas por Pastore e Silva (1999).¹⁵

As variáveis de esforço são representadas por: *i*) anos de estudo do indivíduo; *ii*) uma *dummie* para migração;¹⁶ e *iii*) seu *status* no mercado de trabalho (trabalhador formal, sem carteira de trabalho assinada ou trabalhando por conta própria). Consideram-se ainda *dummies* para as coortes, onde a primeira coorte representa os indivíduos nascidos entre 1936 e 1940 (variável *dummie* C1); a segunda, os que nasceram entre 1941 e 1945, e assim por diante até a última coorte, contendo aqueles que nasceram entre 1966 e 1970 (variável *dummie* C7).

A amostra conta com 24.293 indivíduos. Ao considerar o desenho complexo, ela é expandida para 19.565.783 indivíduos. Algumas estatísticas descritivas são apresentadas na tabela 1, onde as informações estão divididas em variáveis de esforço e circunstâncias. Destaca-se o maior nível educacional médio dos filhos em relação aos pais. A comparação entre as escolaridades médias dos pais e das mães denuncia que elas não são significativamente diferentes. Nota-se também que há maior incidência de migrantes e de trabalhadores com carteira assinada.

Com relação ao restante das informações, observa-se que há uma predominância de indivíduos brancos e de residentes nas áreas mais dinâmicas do país. No que se refere à ocupação dos pais, cerca de 86% trabalham em setores intensivos em baixo estoque de capital humano.

13. Convém ressaltar que existe certa confusão entre discriminação racial e desigualdade de oportunidades por causa da transmissão intergeracional de capital humano. Este ponto constitui uma importante limitação aos resultados deste estudo. Para maiores detalhes, ver Leite (2008).

14. Seguindo a mesma classificação de Bourguignon, Ferreira e Menéndez (2007).

15. Categorias: 1) Baixo inferior: lavrador, pescador, lenhador etc.; 2) Baixo superior: braçal, servente, vigia etc.; 3) Médio inferior: pedreiro, eletricista, marceneiro etc.; 4) Médio médio: praticista, viajante, chefe de nível baixo etc.; 5) Médio superior: assessor, gerente de alto nível, diretor etc.; e 6) Alto: grande proprietário, magistrado, nível superior etc.

16. Se o indivíduo reside em uma cidade diferente do seu local de nascimento.

TABELA 1
Estatísticas descritivas

Variáveis	
Média dos rendimentos	1.655,36
Variáveis de esforço	
Média de escolaridade	6,97
Migrantes (%)	64
Status no mercado de trabalho (%)	
Formal	57
Informal	14
Conta própria	29
Variáveis de circunstância	
Média de escolaridade do pai	3,06
Média de escolaridade da mãe	2,99
Raça (%)	
Branco	61
Não branco	39
Regiões (%)	
Norte e Nordeste	31
Sul, Sudeste e Centro-Oeste	69
Ocupação dos pais (%)	
Baixo inferior	26
Baixo superior	34
Médio inferior	26
Médio médio	8
Médio superior	4
Alto	2

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados da pesquisa.

3 RESULTADOS

A captação do nível de desigualdade de oportunidades requer a comparação entre as distribuições para a renda observada e simulada. Para tanto, serão adotados dois procedimentos. No primeiro, calculam-se os efeitos totais das circunstâncias sobre os rendimentos. Para isso, os contrafactuais serão estimados a partir da especificação reduzida (6). Em seguida, observam-se os efeitos diretos das circunstâncias com os contrafactuais calculados a partir da especificação (2). Em ambos os casos, pode-se fixar todas as variáveis de circunstâncias ou uma a uma. As inferências serão baseadas no método de regressões quantílicas, com *bounds* construídos a partir do ferramental apresentado na subseção 2.2.

Os detalhes relativos aos procedimentos iniciais, em especial as especificações das funções de regressão e os cálculos das distribuições condicionadas, serão abordados na subseção 3.1. Em seguida, discutem-se os resultados relacionados à captação da desigualdade de oportunidades brasileira (subseção 3.2).

3.1 Análise preliminar

As inferências contrafactuais considerarão os quantis (0.10, 0.20, 0.50, 0.80, 0.90). No mais, os *bounds* com 90% de confiança serão computados para cada coeficiente usando-se o cálculo para os vieses do vetor de parâmetros especificados em (9). As tabelas 2 e 3 sumarizam as informações das regressões (2) e (6), considerando a mediana. Convém destacar que a função de *importance weights* é estimada a partir da aproximação discreta (10), tornando possível a mensuração dos vieses das estimativas de QR.

TABELA 2
Equação de rendimentos – 1996

	Quantil 0.5			
	Coefficiente	Desvio-padrão	Banda inferior	Banda superior
Constante	2.2636*	0.2342	1.9656	2.8954
Educação	0.1123*	0.0016	0.1072	0.1243
Migração	0.1011*	0.0118	0.0357	0.1654
Idade 1	0.4773*	0.0129	0.3456	0.6521
Idade 2	-0.0003**	0.0001	-0.0005	-0.0001
Educação do pai	0.0242*	0.0023	0.0125	0.0298
Educação da mãe	0.0137*	0.0021	0.0106	0.0179
Raça	-0.1884*	0.0127	-0.2396	-0.1002
Regiões	0.2140*	0.0132	0.1064	0.3459
Mercado de trabalho (Ref. trabalhador formal)				
Trabalho informal	-0.0629*	0.0130	-0.0749	-0.0334
Conta própria	-0.3099*	0.0173	-0.3566	-0.2344
Ocupação do pai (Ref. baixo inferior)				
Baixo superior	-0.0234	0.0160	-0.0329	-0.0200
Médio inferior	0.0667*	0.0173	0.0541	0.0756
Médio médio	0.1404*	0.0262	0.1023	0.2306
Médio superior	0.1267*	0.0269	0.0999	0.2187
Alto	0.2316*	0.0366	0.1458	0.3218
Coorte (Ref. coorte C7)				
C1	-0.2470**	0.1176	-0.3183	-0.1834
C2	-0.1231	0.0824	-0.1954	-0.0542
C3	-0.0181	0.0561	-0.0587	-0.0091
C4	0.0129	0.0378	0.0072	0.0136
C5	0.0053	0.0254	0.0008	0.0093
C6	0.0023	0.0336	0.0010	0.0086
R ²			0.2886	
Amostra			24,278	

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados da pesquisa.

Notas: *p<0.01 e **p<0.05.

TABELA 3

Equação de rendimentos – forma reduzida

	Quantil 0.5			
	Coefficiente	Desvio-padrão	Banda inferior	Banda superior
Constante	3.5783*	0.0283	3.0958	3.9831
Educação do pai	0.0745*	0.0028	0.0439	0.0970
Educação da mãe	0.0400*	0.0026	0.0096	0.1075
Raça	-0.3175*	0.0156	-0.4076	-0.0934
Regiões	0.2905*	0.0163	0.1548	0.4490
Ocupação do pai (Ref. baixo inferior)				
Baixo superior	0.0577*	0.0198	0.0198	0.1290
Médio inferior	0.3256*	0.0208	0.2556	0.4675
Médio médio	0.4307*	0.0320	0.1743	0.6879
Médio superior	0.3994*	0.0330	0.1056	0.5277
Alto	0.4936*	0.0330	0.3209	0.6498
Coorte (Ref. coorte C7)				
C1	0.1276*	0.0333	0.0568	0.2887
C2	0.2293*	0.0295	0.1087	0.5482
C3	0.3522*	0.0260	0.1560	0.6431
C4	0.3699*	0.0241	0.2400	0.5777
C5	0.2932*	0.0235	0.0987	0.4309
C6	0.1562*	0.0233	0.0845	0.2964
R ²			0.1786	
Amostra			24,278	

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados da pesquisa.

Nota: *p<0.01.

A tabela 2 apresenta os coeficientes de QR, os erros-padrão robustos e os *bounds* (inferior e superior) para as estimativas pontuais. *Grosso modo*, os resultados indicam: *i*) um retorno da educação próximo a 11%, resultado similar aos disponíveis na literatura brasileira (SACHSIDA; LOUREIRO; MENDONÇA, 2004); *ii*) a educação dos pais como um fator relevante para determinação dos salários; *iii*) os não brancos apresentam um nível de renda mais baixo em relação aos brancos (brancos e asiáticos); *iv*) as pessoas que residem nas regiões mais dinâmicas (Sul, Sudeste e Centro-Oeste) têm um nível de renda mais alto do que as que residem nas regiões Norte e Nordeste; *v*) a intensividade em capital humano do setor de ocupação do pai possui uma relação direta com o nível de renda do filho; e *vi*) as variáveis de coorte não se mostraram significativas. As estimativas para a regressão reduzida (6) estão dispostas na tabela 3. Note-se que nessa estrutura não há variáveis de esforço, portanto o modelo perde em poder explicativo.

A estimação das funções condicionadas constitui o primeiro passo da análise. Em seguida, inferem-se as distribuições contrafactuais a partir da fixação de um grupo de referência. No caso das variáveis não dicotômicas, como educação dos

pais e das mães, foi criada uma variável *dummi*, que indicará o grupo de referência. Para essas variáveis, o grupo de referência será o dos pais com ensino elementar completo. Já a referência para a ocupação do pai será a categoria Médio inferior. Os demais grupos serão os migrantes, os brancos e a região mais dinâmica. Nessa etapa será possível isolar o efeito de cada variável de circunstância sobre o indicador de desigualdade. Por conta disso, serão calculados seis índices de desigualdade, considerando as equalizações: total (todas as circunstâncias fixadas); por raça; por região; pela educação do pai; pela educação da mãe; e pela ocupação do pai.

Um exemplo da geração de um contrafactual é apresentado na tabela 4. Nela têm-se os resultados para as distribuições do logaritmo da renda observada e simulada, com efeitos total e diretos, em quantis selecionados, considerando todas as circunstâncias apagadas. Assim como esperado, as simulações diminuíram a dispersão na distribuição da renda. Isto é, houve uma redução nos desvios-padrão das distribuições (SE), indicando que as variáveis de circunstância possuem um efeito expressivo sobre a distribuição dos rendimentos brasileiros.

TABELA 4

Distribuições observada e simulada para o log da renda

Quantis	Distribuições		
	Renda observada	Total	Diretos
0.10	4.00	5.02	4.34
0.20	4.39	5.09	4.75
0.50	5.22	5.56	5.02
0.80	5.98	5.81	6.01
0.90	6.40	6.03	6.36
SE	0.95	0.81	0.90

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados da pesquisa.

A observação dos quantis selecionados indica que a equalização das circunstâncias promove um impacto mais expressivo na parte de baixo da distribuição, isto é, considerando os quantis 0.10 e 0.20, o valor relativo às distribuições simuladas é sempre superior ao da distribuição observada. O efeito inverso é observado na parte de cima da distribuição.

3.2 Índices de desigualdade de oportunidades

Como já destacado, a simulação contrafactual tornou a distribuição dos rendimentos mais compacta. Resta saber a magnitude desse movimento. Diante disso, propõe-se o cálculo dos indicadores de desigualdade brasileiros observando os efeitos total e direto das variáveis de circunstâncias.¹⁷

17. Os resultados dessa seção baseiam-se na aplicação do exponencial sobre os contrafactuais, dado que na especificação da regressão utilizou-se o log da renda.

A tabela 5 sintetiza a desigualdade de oportunidades mensurada pelo índice Theil.¹⁸ No painel A têm-se as informações relacionadas ao efeito total das variáveis de circunstâncias, destacando-se as estimativas pontuais para as desigualdades com seus respectivos *bounds* e a participação desses indicadores na desigualdade de renda (equação 4). Já no painel B têm-se as informações relativas ao efeito direto das variáveis de circunstâncias (equação 5).

TABELA 5

Índice e contribuição da desigualdade de oportunidades brasileira

	Total	Raça	Regiões	Educação do pai	Educação da mãe	Ocupação do pai
Painel A: Efeito total das circunstâncias						
Banda superior	(0,4032)	(0,4487)	(0,4321)	(0,4098)	(0,4254)	(0,4243)
Média	0,3814	0,4265	0,4125	0,3984	0,4102	0,4076
Banda inferior	(0,3654)	(0,4097)	(0,3901)	(0,3805)	(0,3989)	(0,3891)
% das circunstâncias na desigualdade de renda						
Banda superior	(0,3520)	(0,2734)	(0,3082)	(0,3252)	(0,2926)	(0,3099)
<i>Share</i> da média	0,3236	0,2436	0,2684	0,2934	0,2725	0,2771
Banda inferior	(0,2849)	(0,2042)	(0,2337)	(0,2732)	(0,2456)	(0,2475)
Painel B: Efeito direto das circunstâncias						
Banda superior	(0,4985)	(0,5123)	(0,5102)	(0,5013)	(0,5129)	(0,5087)
Média	0,4710	0,4967	0,4903	0,4845	0,4909	0,4856
Banda inferior	(0,4565)	(0,4787)	(0,4705)	(0,4634)	(0,4723)	(0,4701)
% das circunstâncias na desigualdade de renda						
Banda superior	(0,1904)	(0,1510)	(0,1656)	(0,1782)	(0,1624)	(0,1663)
<i>Share</i> da média	0,1647	0,1191	0,1305	0,1408	0,1294	0,1388
Banda inferior	(0,1159)	(0,0915)	(0,0952)	(0,1110)	(0,0904)	(0,0978)

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados da pesquisa.

Convém ressaltar que a desigualdade do vetor de renda observada é de 0,5639. Diante disso, a primeira coluna de resultados da tabela 5 informa que, após a equalização de todos os fatores de circunstância, o índice de desigualdade recua para 0,3814, ou seja, o peso total das variáveis de circunstância sobre a desigualdade de renda é de aproximadamente 32% $[(0,5639-0,3814)/0,5639]$. Considerando apenas os efeitos diretos dos fatores de não responsabilidade, esse peso cai para 16%. Esses percentuais indicam que há um equilíbrio entre a contribuição dos fatores diretos e indiretos sobre a desigualdade de oportunidades. Em outras palavras, variáveis como educação e ocupação dos pais, raça e região de nascimento produzem efeitos expressivos não só sobre a renda do indivíduo como também sobre o seu nível de esforço.

18. Convém ressaltar que há uma discussão relacionada à aplicação de um índice de desigualdade sobre uma variável obtida a partir de um processo contrafactual. Para detalhes, ver Devougnt (2008).

Ainda na primeira coluna, observam-se as estimativas para os *bounds* inferior e superior dos índices. Os resultados indicam que o peso total das circunstâncias sobre a desigualdade de renda pode variar entre 29% e 35%. Já o efeito direto se situa entre 12% e 19% e, conseqüentemente, o *share* do efeito indireto se limita ao intervalo de 16% e 17%.

Nos demais resultados, cada fator de circunstância será fixado um a um. Esse exercício indica que a educação do pai é o fator que mais contribui para a desigualdade de oportunidades isoladamente. Isso reforça as evidências da baixa mobilidade intergeracional da educação brasileira (FERREIRA; VELOSO, 2003). Logo em seguida, vêm mais duas variáveis relacionadas ao *background* familiar: ocupação do pai, o que se coaduna com as evidências da baixa mobilidade social brasileira (PASTORE; SILVA, 1999), e a educação da mãe. As equalizações por raça e região geográfica são as de menor impacto dentro do conjunto de variáveis de circunstância disponível.

Em linhas gerais, esses resultados mostram algumas diferenças em relação aos obtidos por Bourguignon, Ferreira e Menéndez (2007). A mais expressiva reside na mensuração do impacto da desigualdade de oportunidades sobre a desigualdade total. De acordo com esses autores, o peso da desigualdade de oportunidades brasileira (4) é de cerca de 23%, valor bem inferior ao *share* para a estimativa pontual da tabela 5 e, até mesmo, ao seu limite inferior (29%).

Visto que o banco de dados utilizados por esses estudos é similar, acredita-se que a discrepância nos resultados se deva às diferenças metodológicas. Enquanto o estudo de Bourguignon, Ferreira e Menéndez (2007) se baseou em contrafactuais gerados a partir do método de MQO, observando os valores condicionados médios, os resultados da tabela 5 consideraram os efeitos das variáveis explicativas em diferentes pontos da distribuição da variável dependente.

Essa impressão é reforçada pelo estudo de Figueiredo (2011). Usando o modelo teórico proposto por Pistolesi (2009), o autor calcula dois indicadores de desigualdade de oportunidades: o primeiro captando a desigualdade referente ao esforço (a partir da equalização das circunstâncias) e o segundo mensurando a desigualdade referente às circunstâncias (eliminando o efeito dos fatores de esforço). Seus resultados, também baseados em contrafactuais quantílicos, indicam que as participações da desigualdade de oportunidades na desigualdade de renda são de 35% e 34%, respectivamente.

No mais, empregou-se a estimação de regressões quantílicas sob má especificação da CQF, conforme proposto por Angrist, Chernozhukov e Fernández-Val (2006). Admitir a omissão de variáveis relevantes permite uma estimativa robusta para Θ_j . Como a estratégia adotada por Bourguignon, Ferreira e Menéndez (2007) não considerou esse tipo de problema, não houve plena equalização das variáveis

de circunstância em (4), de modo a gerar um contrafactual possivelmente viesado, ou seja, os autores superestimaram $I(\Phi(\tilde{Y}))$, o que gerou, via (4), uma baixa estimativa (23%) para a desigualdade de oportunidades brasileira em comparação aos resultados aqui apresentados (entre 29% e 35%).

Em resumo, a utilização de um método mais robusto para a geração das distribuições contrafactuais e a consideração explícita da má especificação da CQF demonstrou que o nível de desigualdade de oportunidades brasileiro é ainda maior do que o já computado na literatura. Observou-se ainda uma discrepância no que se refere aos efeitos diretos e indiretos das variáveis de circunstância sobre a desigualdade total. Enquanto Bourguignon, Ferreira e Menéndez (2007) estimam que 40% da influência das variáveis de circunstância sobre a desigualdade se dá de forma indireta, as estimativas aqui apresentadas indicam algo em torno de 50%. A explicação para tal fato pode ser visualizada a partir de (5). No procedimento de “apagar” os efeitos diretos das circunstâncias visando obter $I(\Phi(\tilde{Y}^d))$, os autores não excluíram apenas o efeito direto, mas também o efeito indireto de variáveis omitidas, uma vez que não consideraram problemas de má especificação na estimativa. Isso posto, “superequalizaram” os supostos efeitos diretos em (5), de forma a superestimar Θ_I^d e subestimar Θ_I^i .

Isso deixa claro como problemas relacionados às variáveis omitidas tornam os parâmetros de (2), (6) e, conseqüentemente, os contrafactuais, viesados. Como a estimativa da desigualdade de oportunidades se baseia nesses contrafactuais, a ocorrência desse problema, como em Bourguignon, Ferreira e Menéndez (2007), remete a uma estimativa viciada para a desigualdade de oportunidades.

4 CONSIDERAÇÕES FINAIS

O objetivo deste artigo foi mensurar a desigualdade de oportunidades brasileira. Para tanto, adotou-se o modelo teórico desenvolvido por Bourguignon, Ferreira e Menéndez (2007), em que as variáveis de circunstância possuem efeitos diretos e indiretos sobre os resultados econômicos dos indivíduos. O banco de dados foi fornecido pelo suplemento social da PNAD de 1996.

Diante de possíveis vieses decorrentes da má especificação das equações de rendimento e da necessidade de se considerar os efeitos das variáveis explicativas em diferentes pontos da distribuição da variável dependente, optou-se por construir as distribuições contrafactuais a partir de um método quantílico. A alternativa empírica envolveu a inferência de distribuições contrafactuais proposta por Chernozhukov, Fernández-Val e Melly (2009) e a estimação de regressões quantílicas sob má especificação da CQF, desenvolvida por Angrist, Chernozhukov e Fernández-Val (2006).

Os resultados indicaram um equilíbrio entre os impactos direto e indireto das circunstâncias sobre os rendimentos. A utilização dessa estratégia robusta apontou para um nível de desigualdade de oportunidades maior do que o já computado na literatura. Em resumo, estimou-se que o impacto da desigualdade de oportunidades na desigualdade total brasileira pode variar entre 29% e 35%.

ABSTRACT

The aim of this study is to measure the inequality of opportunities in Brazil. For this purpose, we use the theoretical approach developed by Bourguignon, Ferreira e Menéndez. (2007) and an empirical strategy based on combining the method of counterfactual generation by Chernozhukov, Fernández-Val e Melly (2009), with quantile inference under misspecification proposed by Angrist, Chernozhukov e Fernández-Val (2006). The results indicate that variables such as education and occupation of parents, race and region of birth produce significant effects (direct and indirect) on income of individuals. In summary, the proportion of inequality of opportunity in total Brazilian inequality can vary between 29% and 35%.

Keywords: Inequality of opportunity, quantile regressions, counterfactual method.

REFERÊNCIAS

- ANGRIST, J.; CHERNOZHUKOV, V.; FERNÁNDEZ-VAL, I. Quantile regression under misspecification, with an application to the US wage structure. **Econometrica**, v. 74, n. 2, p. 539-563, 2006.
- ANGRIST, J.; PISCHKE, J.-S. **Mostly harmless econometrics**: an empiricist's companion. Princeton: Princeton University Press, 2008.
- ARNESON, R. Equality and equal opportunity for welfare. **Philosophical Studies**, n. 56, p. 77-93, 1989.
- ATKINSON, A. On the measurement of inequality. **Journal of Economic Theory**, v. 2, n. 3, p. 244-263, 1970.
- AZEVEDO, J. Avaliando a significância estatística da queda na desigualdade no Brasil. In: BARROS, R.; FOGUEL, M.; ULLYSEA, G. (Org.). **Desigualdade de renda no Brasil**: uma análise da queda recente. Brasília: Ipea, 2007.
- BARROS, R. *et al.* **Measuring inequality of opportunities in Latin America and the Caribbean**. Washington: World Bank, 2009.
- BARROS, R.; MENDONÇA, R. A evolução do bem-estar, pobreza e desigualdade no Brasil ao longo das últimas décadas – 1960/90. **Pesquisa e Planejamento Econômico**, v. 25, n. 1, p. 115-164, 1995.
- BOURGUIGNON, F.; FERREIRA, F.; MENÉNDEZ, M. Inequality of opportunity in Brazil. **Review of Income and Wealth**, v. 53, p. 585-618, 2007.
- CHECCHI, D.; PERAGINE, V. Inequality of opportunity in Italy. **Journal of Economic Inequality**, v. 8, n.4, p. 429-450, 2010.

CHERNOZHUKOV, V.; FERNÁNDEZ-VAL, I.; MELLY, B. Inference on counterfactual distributions. **CEMMAP Working Papers**, CWP09/09, 2009.

DEVOOGHT, K. To each the same and to each his own: a proposal to measure responsibility-sensitive income inequality. **Economica**, v. 75, p. 280-295, 2008.

DWORKIN, R. What is equality? Part 2: Equality of resources. **Philosophy and Public Affairs**, v. 10, p. 185-246, 1981.

DINARDO, J.; FORTIN, N.; LEMIEUX, T. Labor market institutions and the distribution of wages, 1973-1992: a semiparametric approach. **Econometrica**, v. 64, p. 1.001-1.044, 1996.

DONALD, S.; GREEN, A.; PAARSCH, H. Differences in wage distributions between Canada and the United States: an application of a flexible estimator of distribution functions in the presence of covariates. **Review of Economic Studies**, v. 67, p. 609-633, 2000.

FERREIRA, S.; VELOSO, F. Mobilidade intergeracional de educação no Brasil. **Pesquisa e Planejamento Econômico**, v. 33, p. 481-583, 2003.

FIGUEIREDO, E. **Mensurando a desigualdade de oportunidades brasileira**. PPGE/UFPB, 2011 (Texto para Discussão).

FIGUEIREDO, E.; ZIEGELMANN, F. Estimation of opportunity inequality in Brazil using nonparametric local logistic regression. **Journal of Development Studies**, v. 46, n. 9, p. 1.593-1.606, 2010.

_____. Mudanças na distribuição de renda brasileira: significância estatística e bem-estar social. **Revista de Economia Aplicada**, v. 13, p. 257-277, 2009.

FIRPO, S.; FORTIN, N.; LEMIEUX, T. Unconditional quantile regressions. **Econometrica**, v. 77, n. 3, p. 953-973, 2009.

GIUSTINELLI, P. Non-parametric bounds on quantiles under monotonicity assumptions: with an application to the Italian education returns. **Journal of Applied Econometrics**, 2010.

GOSLING, A.; MACHIN, S.; MEGHIR, C. The changing distribution of male wages in the U.K. **Review of Economic Studies**, v. 67, p. 635-666, 2000.

KOLM, S-C. **Justice et équité**. Paris: Editions du Centre National de La Recherche Scientifique, 1972.

KRANICH, L. Equitable opportunities: an axiomatic approach. **Journal of Economic Theory**, v. 71, p. 132-147, 1996.

LEE, Y. **Efficiency bounds for semiparametric estimation of quantile regression under misspecification**. University of Wisconsin-Madison, 2009 (Working Paper).

LEFRANC, A.; PISTOLESI, N.; TRANNOY, A. **Harder times for heirs**: social background and income in France, 1979-2000. THEMA, 2004. Mimeografado.

LEITE, P. Race discrimination or inequality of opportunities: the Brazilian case. In: KLASSEN, S. (Ed.). **Poverty, inequality and policy in Latin America**. 2008. cap. 3.

MACHADO, J.; MATA, J. Counterfactual decomposition of changes in wage distributions using quantile regression. **Journal of Applied Econometrics**, v. 20, p. 445-465, 2005.

MANSKI, C.; PEPPER, J. Monotone instrumental variables, with an application to the returns to schooling. **Econometrica**, v. 68, n. 4, p. 997-1.012, 2000.

NERI, M. Desigualdade, estabilidade e bem-estar social. **Ensaio Econômicos**, EPGE/FGV, n. 637, 2006.

PASTORE, J.; SILVA, N. **Mobilidade social no Brasil**. São Paulo: Makron Books, 1999.

PATTANAIK, P.; XU, Y. On ranking opportunity sets in terms of freedom of choice. **Recherches Economiques de Louvain**, v. 56, p. 383-390, 1990.

PISTOLESI, N. Inequality of opportunity in the land of opportunities. **Journal of Economic Inequality**, v. 7, p. 411-433, 2009.

POWELL, J. Symmetrically trimmed least squares estimation for tobit models. **Econometrica**, v. 54, n. 6, p. 1.435-1.460, 1986.

RAMOS, C.; SANTANA, R. **Quão pobres são os pobres? Brasil: 1991-2001**. Brasília: UnB, 2003 (Texto para Discussão).

RAMOS, X.; VAN DE GAER, D. **Empirical evidence on inequality of opportunity**. 2009 (Working Paper).

RAWLS, J. **A theory of justice**. Cambridge: Harvard University Press, 1971.

ROEMER, J. **Equality of opportunity**. New York: Harvard University Press, 1998.

_____. **Theories of distributive justice**. Cambridge: Harvard University Press, 1996.

SACHSIDA, A.; LOUREIRO, P.; MENDONÇA, M. Um estudo sobre retorno em escolaridade no Brasil. **Revista Brasileira de Economia**, v. 58, n. 2, p. 249-265, 2004.

SEN, A. **Commodities and capabilities**. Amsterdam: Elsevier, 1985.

THOMSON, W. Fair allocation rules. In: ARROW, K.; SEN, A.; SUZUMURA, K. (Ed.). **Handbooks in economics: social choice and welfare**. Amsterdam: Elsevier, 2011. V. II

VAN DER VAART, A.; WELLNER, J. **Weak convergence and empirical processes: with applications to statistics**. New York: Springer, 1996.

(Original submetido em maio de 2011. Última versão recebida em fevereiro de 2012. Aprovado em fevereiro de 2012.)