

Considerações sobre a Dinâmica da Desigualdade de Oportunidade: uma Abordagem Robusta

Área de Interesse: Teoria aplicada

Wallace Patrick Santos de Farias Souza

Doutorando em Economia Aplicada – Programa de Pós-Graduação em
Economia – PPGE/UFRGS.

E-mail: wpsfarias@gmail.com

Endereço: Rua Professor Marlene Pereira da Paz, 58, Apto. 102. Bancários. CEP: 58.051-118

Telefone: (51) 8338-0615

Ana Cláudia Anegues da Silva

Doutoranda em Economia Aplicada – Programa de Pós-Graduação em
Economia – PPGE/UFRGS.

E-mail: anegues.ana@gmail.com

Victor Rodrigues de Oliveira

Doutorando em Economia Aplicada – Programa de Pós-Graduação em
Economia – PPGE/UFRGS

E-mail: victor5491@gmail.com

Considerações sobre a Dinâmica da Desigualdade de Oportunidade: uma Abordagem Robusta

Resumo: O objetivo deste trabalho foi avaliar o impacto de um conjunto de variáveis sobre desigualdade de oportunidades no Brasil. Para tanto, utilizou-se o método desenvolvido por Li, Chen & Gao (2011). Combinaram-se informações oriundas da PNAD e do FINBRA para o período compreendido entre 1995 e 2012 para os estados brasileiros. Os resultados indicaram que o crescimento econômico tem perdido espaço nesse debate nos últimos anos *vis-à-vis* os demais condicionantes. O padrão atual dos gastos em educação contribui para a manutenção de uma situação de vulnerabilidade social que não permite a integração plena dos indivíduos à sociedade. Por outro lado, o aumento da educação formal e da formalização permitiram uma redução da desigualdade de oportunidades.

Palavras-chave: Desigualdade Injusta, Painel de Dados, Não-Paramétrico

Abstract: The objective of this study was to evaluate the impact of a variable set on the inequality of opportunity in Brazil. For this, we used the method developed by Li, Chen & Gao (2011). We combine information derived from PNAD and FINBRA for the period between 1995 and 2012 for the Brazilian states. The results indicated that economic growth has lost ground in this debate in recent years *vis-à-vis* the other conditions. The current pattern of spending on education contribute to the maintenance of a situation of social vulnerability does not allow the full integration of individuals into society. On the other hand, increased formal education and formalization allowed a reduction in inequality of opportunity.

Keywords: Unfair Inequality; Panel Data; Nonparametric.

JEL Classification: D63, C14, C23.

The freedom to choose the quantity of one's working hours automatically entails that differential earnings will follow from choices for which one is personally responsible. Responsibility is a necessary consequence of any substantial amount of freedom and is therefore part and parcel of any free society.

Fleurbaey (2008, p. 1)

1. Introdução

A desigualdade pode ter muitas dimensões. Em geral, os economistas estão preocupados especificamente com sua dimensão monetária, mensurando a desigualdade de renda individual ou da renda familiar. No entanto, a desigualdade pode ser entendida de forma mais abrangente como sendo o resultado do acesso desigual às oportunidades de trabalho, à educação, à felicidade, à saúde, a maior expectativa de vida, a ativos, a mobilidade social, dentre outros. A moderna teoria de desigualdade, dentre as quais se podem destacar os textos de Rawls (1971) e Roemer (1998), tem se dedicado a incorporar essas dimensões em suas análises¹.

Segundo esse enfoque, mais que a distribuição final de recursos, é importante considerar o processo intermediário de alocação desses recursos, o qual dependerá dos fatores que determinam os ganhos econômicos individuais. Esses fatores são o esforço individual, mensurado por variáveis sobre as quais os agentes possuem controle, e as circunstâncias, as quais estão fora do controle dos indivíduos (raça ou cor, *background* socioeconômico, etc). De acordo com o conceito de igualdade de oportunidades, a desigualdade total de rendimentos seria composta pela desigualdade originada por diferenciais de esforço e pela desigualdade resultante de fatores de circunstância fora do controle dos agentes, onde apenas essa última seria de fato considerada injusta e deveria ser, portanto, o alvo das políticas públicas².

A igualdade de oportunidades e a sua mensuração não é apenas relevante do ponto de vista normativo. Em primeiro lugar, uma quantidade crescente de evidências empíricas mostra que as preferências pela redistribuição e orientação política são moldadas por preocupações de equidade. Por exemplo, Alesina & Angeletos (2005) mostraram para os Estados Unidos

¹ A literatura teórica apontou que a ideia de igualdade de oportunidades incorpora dois princípios básicos. O princípio da compensação, que exige que as desigualdades devido a circunstâncias sejam eliminadas e o princípio da recompensa, que está preocupado com a forma de recompensar os esforços entre os indivíduos com circunstâncias idênticas. Quanto ao princípio da compensação, pode-se ter uma visão *ex-post* ou *ex-ante*. O ponto de vista *ex-post* analisa o rendimento real do indivíduo e está preocupado com as diferenças de renda entre os indivíduos com as mesmas características de responsabilidade - e circunstâncias diferentes. A abordagem *ex-ante*, em vez disso, concentra-se em perspectivas, para que haja desigualdade de oportunidades se os indivíduos enfrentam diferentes conjuntos de oportunidades (ou conjuntos de valores diferentes), por causa de suas circunstâncias. No que diz respeito ao princípio da recompensa, os pontos focais na literatura são recompensa liberal e recompensa utilitária. O primeiro diz que o governo não deve redistribuir renda entre aqueles que compartilham as mesmas características de circunstância, uma vez que suas diferenças de renda são exclusivamente devido às diferenças nos esforços. O último diz que não se deve preocupar com o que só é devido às diferenças de esforços. Ver Ramos & Van De Gaer (2012) para uma discussão pormenorizada acerca desses pontos.

² Schokkaert & Devooght (2003), Gaertner & Schwettmann (2007) e Cappelen, Sorenson & Tungodden (2010) forneceram fortes evidências de que, no julgamento da distribuição de renda, as pessoas distinguem consideravelmente as circunstâncias e os esforços, como sugerido pelas teorias de igualdade de oportunidade. Por exemplo, Cappelen, Sorenson & Tungodden (2010) propuseram um jogo no qual avalia por quais elementos as pessoas se sentem responsáveis. O autor observou que a grande maioria dos participantes não atribuía às pessoas a responsabilidade pelo preço determinado aleatoriamente, um fator pessoal que está além do controle do indivíduo, mas as responsabilizavam por sua escolha do tempo de trabalho.

que as pessoas que acreditam que o sucesso econômico individual está relacionado com o esforço em vez da sorte, têm preferências menores pela redistribuição. Por outro lado, Alesina & La Ferrara (2005), utilizando dados da *World Value Survey*, encontraram que as percepções de justiça estão associadas à orientação política dos indivíduos: quando as pessoas acreditam que o esforço é o principal determinante das vantagens econômicas, a redistribuição e os impostos são baixos, ao passo que nas sociedades onde as pessoas creem que as condições iniciais (nascimento e as conexões estabelecidas a partir deste momento) são os principais determinantes do sucesso econômico, os impostos e a redistribuição serão maiores. Em segundo lugar, uma vez que os determinantes da desigualdade econômica (circunstâncias e esforços) influenciam os incentivos individuais, esses determinantes estão relacionados com os resultados econômicos agregados, como o crescimento econômico. No seu *World Development Report* de 2006, o Banco Mundial defende que a desigualdade de renda devido às circunstâncias pode levar a uma acumulação sub-ótima de capital humano e, portanto, menor crescimento econômico, enquanto a desigualdade de renda devido à variáveis relacionadas com a responsabilidade individual pode incentivar as pessoas a investir em capital humano e exercer o maior esforço possível (World Bank, 2005).

Nas últimas décadas, o Brasil apresentou um cenário de queda contínua em seus índices de desigualdade, embora ainda esteja no rol dos países mais desiguais do mundo (Barros *et al.*, 2007)³. Na esfera social, observou-se a adoção de programas de combate à pobreza e à miséria de forma moderada em 1995, mas com grande ênfase a partir de 2003⁴. Políticas públicas de universalização de acesso à educação⁵ e saúde básica também têm seu papel de destaque no tocante à redução das disparidades brasileiras⁶. Além do crescimento e da maior focalização dos programas sociais, outro fator que também pode ter contribuído com a redução da desigualdade de rendimentos brasileira diz respeito às reformas macroeconômicas ocorridas no país iniciadas na primeira metade da década de 1990, como a estabilização monetária e a abertura comercial. A partir do plano Real, houve uma crescente valorização do salário mínimo, o que impactou diretamente o nível de bem-estar das famílias, sobretudo as mais pobres. A combinação desses fatores permite compreender, ainda que de forma limitada, o fato de o Brasil apresentar altas taxas de concentração de renda e grandes disparidades regionais, além de que, em períodos históricos diferentes, o crescimento econômico teve efeitos distintos sobre a redução da desigualdade de renda, da pobreza e da desigualdade de oportunidade.

Embora o ambiente macroeconômico desempenhe um papel importante do ponto de vista social, os estudos para o Brasil têm dado pouco destaque a estas questões, focando mais

³ No elenco de fatores contribuintes para as variações da desigualdade de renda estariam particularmente educação, raça, programas sociais, região e demografia espacial (Neri, 2011).

⁴ Ver Rocha (2007) para uma discussão pormenorizada sobre os programas atuais de combate à pobreza e as futuras estratégias.

⁵ Entre as principais transformações do ensino público brasileiro incluem a descentralização dos recursos educacionais concomitantemente à expansão das matrículas a partir de 1996, que culminaram na criação do FUNDEF (Fundo de Desenvolvimento do Ensino Fundamental e de Valorização do Magistério).

⁶ Menezes-Filho, Fernandes & Picchetti (2007) destacaram que a partir de 1997, com o rápido aumento da proporção de jovens no ensino médio, o efeito composição e o efeito compressão (diferencial de salários) passaram a atuar no sentido de reduzir a desigualdade de renda.

no impacto de programas sociais, como o Bolsa Família⁷. Na literatura internacional, esse debate vem acontecendo há algum tempo, com um número crescente de estudos que procuram investigar o impacto de fatores macroeconômicos sobre os indicadores sociais. As variáveis macroeconômicas mais estudadas dizem respeito ao crescimento econômico e à inflação.

O debate sobre a relação entre desigualdade e crescimento econômico inicia-se com a formulação teórica da curva de Kuznets (1955), a qual postulava uma relação não-linear entre ambas, descrita por uma curva em forma de "U" invertido. A distribuição de renda sofreria uma piora nos estágios iniciais do desenvolvimento sendo que mais tarde os ganhos de produtividade se espalhariam internamente e, assim, a desigualdade tenderia a cair. Desde então a literatura tem se mostrado inconclusiva sobre a real natureza dessa relação. Alesina & Rodrik (1994) regridem a taxa de crescimento média anual com a desigualdade inicial, medida pelo coeficiente de Gini, utilizando dados em *cross-section* para países. Os resultados mostraram que a desigualdade de renda é inversamente relacionada com o crescimento subsequente. Por outro lado, Li & Zou (1998) e Forbes (2000), usando painel com efeitos fixos, concluíram que a desigualdade de renda teria relação positiva com o crescimento econômico. Outras abordagens falam dos efeitos positivos do crescimento, através do acesso dos agentes ao mercado de trabalho (Nolan, 1987). Recentemente, Ravallion (2012) mostrou que níveis iniciais de pobreza estariam relacionados a baixas taxas de crescimento econômico.

Com relação à inflação, argumenta-se que o seu efeito adverso sobre a desigualdade de renda se dá pelo aumento de preços, que afeta consideravelmente os mais pobres. Alguns trabalhos teóricos tentam sistematizar este argumento desenvolvendo modelos de equilíbrio geral, como os trabalhos de Erosa & Ventura (2002) e de Cysne, Maldonado & Monteiro (2005). Alguns resultados são inconclusivos e se relacionam com a origem do processo inflacionário: no caso do aumento de preços originado por choques na oferta, haveria a redução da desigualdade e uma piora ocorreria com uma inflação resultante de pressões do lado da demanda (Blinder & Esaki, 1978; Buse, 1982).

Sendo assim este estudo incorpora um conjunto de variáveis no rol de determinantes da desigualdade gerada pelas circunstâncias, tal qual a análise empírica feita por Marrero & Rodríguez (2010). Embora os programas sociais concentrem a maior parte das atenções quando se fala em políticas de redução da desigualdade, o ambiente econômico desempenha um papel importante, inclusive viabilizando ou não as ações de política social, de modo que convém mensurar empiricamente o impacto dessas variáveis.

A mensuração da desigualdade injusta baseia-se na estimação de um modelo, no qual a renda depende de variáveis de circunstância e esforço. Como variável dependente será usada o logaritmo dos salários reais (variável *proxy* para o rendimento individual) e um conjunto de variáveis explicativas, que retratam características específicas dos indivíduos, ente as quais, a decisão de migração. Dado que o processo migratório é autosseletivo, utiliza-se o método proposto por Nelsen (2006)⁸ em um primeiro estágio do processo de estimação, como forma de evitar estimativas viesadas dos salários. Em seguida, são calculados os componentes da

⁷ Avila, Bagolin & Comim (2012, p. 461) questionam a validade dos programas de transferências, mostrando que, pelo menos para certo nível (baixo) de renda, incrementos monetários não resultam necessariamente em melhorias nas condições multidimensionais dos indivíduos, ou seja, somente a renda monetária é insuficiente para caracterizar as privações humanas.

⁸ Ver Meng (2001) e Ramalho & Queiroz (2011) para aplicações para caso internacional e nacional, respectivamente.

desigualdade total com base nos rendimentos ajustados do modelo, mantendo as variáveis de circunstância constantes (desigualdade de esforço) e mantendo as variáveis de esforço constantes (desigualdade de circunstância). Desta etapa calculam-se os índices de desigualdade de oportunidade por meio do índice de Gini.

A partir dos índices calculados constrói-se um painel de dados para o período de 1996 a 2012 com informações por estado. Após isso, será então usado um conjunto de variáveis para verificar o impacto sobre a desigualdade de circunstâncias, argumentada como sendo a única parte da desigualdade que é socialmente indesejável.

As variáveis utilizadas seguem as abordagens já presentes na literatura: o PIB real *per capita* como indicador de crescimento, os gastos *per capita* em saúde e educação, a média de anos de estudo de homens e de mulheres e o grau de informalidade da economia. Para tanto, utiliza-se o método proposto por Li, Chen & Gao (2011). As especificações paramétricas podem conduzir a modelos subespecificados e, deste modo, a estimadores inconsistentes. Este método lida com esse problema, pois se trata de uma abordagem não-paramétrica, na qual não se impõe uma forma funcional específica que descreva o comportamento dos dados. Além disso, é apropriado para lidar com dados em painel, uma vez que elimina os efeitos fixos, sem, no entanto, necessitar das variáveis em primeira diferença.

O trabalho encontra-se dividido em mais quatro seções, além desta introdução. A seção seguinte contém os procedimentos empíricos adotados. A terceira seção traz a descrição dos bancos de dados. A quarta seção mostra os resultados das estimações e por fim na quinta seção são feitas as considerações finais do estudo.

2. Estratégia Empírica

Para avaliar como as variáveis citadas anteriormente se relacionam com a desigualdade de oportunidade será utilizado o método proposto por Li, Chen & Gao (2011). A literatura sobre painel de dados é ampla, porém as especificações paramétricas podem conduzir a modelos subespecificados e, deste modo, a estimadores inconsistentes. Para contornar esse problema, houve o surgimento de uma literatura sobre o tema (Ullah & Roy, 1998; Fan & Li, 2004; Henderson, Carroll & Li, 2008; Zhang, Fan & Sun, 2009). Paralelamente, nos últimos anos tem havido o surgimento de uma linha de pesquisa que objetiva modelar séries temporais não-estacionárias. Gao & Hawthorne (2006) mostraram que modelos em que a tendência linear é obtida por meio de uma especificação paramétrica não apresentam um bom ajuste. Uma das principais características dos modelos não paramétricos é a de que os dados "falem por si". Nesse sentido, Gao & Hawthorne (2006) e Atak, Linton & Xiao (2011) utilizaram essa estratégia para determinar a forma funcional da tendência em um contexto de modelos de painel de dados e de séries temporais. Porém, pouca atenção tem sido dada a séries temporais não paramétricas com coeficientes variantes no tempo⁹ e muito menos para modelos de painel. Um dos primeiros trabalhos a incorporar estes aspectos foi proposto

⁹ Em muitas áreas de pesquisa onde são necessárias um amplo conjunto de estatísticas, existem alguns modelos tradicionalmente utilizados. Todavia, muitas vezes eles ignoram a dinâmica subjacente ao conjunto de dados, embora a exploração de tal característica por vezes pode ser muito atraente. Para explorar essa característica dinâmica e melhorar o ajuste do modelo, permite-se que os parâmetros evoluam no tempo. Esses modelos foram introduzidos por Cleveland, Grosse & Shyu (1991).

por Robinson (2012). Todavia, Li, Chen & Gao (2011) desenvolveram um método que permite estimar a tendência não linear e os coeficientes das variáveis explanatórias sem utilizar a primeira diferença para eliminar os efeitos fixos.

Para compreender o método utilizado neste artigo suponha que a variável dependente, Y_{it} , seja modelada como segue:

$$Y_{it} = f_t + \sum_{j=1}^d \beta_{t,j} X_{it,j} + \alpha_i + \varepsilon_{it}$$

$$Y_{it} = f_t + \sum_{j=1}^d X_{it}^T \beta_t + \alpha_i + \varepsilon_{it}, \quad i = 1, \dots, N, \quad t = 1, \dots, T \quad (1)$$

em que $X_{it} = (X_{1t,1}, \dots, X_{1t,d})^T$, $\beta_t = (\beta_{t,1}, \dots, \beta_{t,d})^T$, f_t e β_t são funções desconhecidas, $\{\alpha_i\}$ é o efeito individual não observado e $\{\varepsilon_{it}\}$ é um processo fracamente dependente e estacionário para cada observação i e independente de $\{X_{it}\}$ e $\{\alpha_i\}$ com $E[\varepsilon_{it}] = 0$ e $E[\varepsilon_{it}^2] = \sigma_\varepsilon^2$ ¹⁰. Supõe-se que $\{\alpha_i\}$ é correlacionado com $\{X_{it}\}$, i.e., um modelo com efeitos fixos. Assume-se que o efeito fixo satisfaça a seguinte condição¹¹.

$$\sum_{i=1}^N \alpha_i = 0 \quad (2)$$

Suponha que a função f_t e o coeficiente de vetores β_t satisfaçam as seguintes condições.

$$f_t = f\left(\frac{t}{T}\right) \quad e \quad \beta_{t,j} = \beta_j\left(\frac{t}{T}\right) \quad t = 1, \dots, T \quad (3)$$

Em que $f(\cdot)$ e $\beta_j(\cdot)$ são funções suaves desconhecidas. Serão analisados dois estimadores, que eliminam o efeito fixo de formas distintas.

2.1 Averaged Local Linear Estimation

Para introduzir esse estimador defina:

$$Y_{.t} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N Y_{it}, \quad X_{.t} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_{it} \quad e \quad \varepsilon_{.t} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \varepsilon_{it}.$$

Ao tomar a média em i e usando $\sum_{i=1}^N \alpha_i = 0$, temos:

¹⁰ O modelo impõe homocedasticidade, mas é possível incorporar-se heterocedasticidade. Para detalhes ver Li, Chen & Gao (2011).

¹¹ Esta condição é idêntica à assumida por Sun, Carroll & Li (2009).

$$Y_t = f_t + X_t^T \beta_t + \varepsilon_t, \quad t = 1, \dots, T, \quad (4)$$

na qual os efeitos individuais α_i 's são eliminados. Estabelecendo as seguintes notações: $Y_t = (Y_{1,t}, \dots, Y_{T,t})^T$, $f = (f_1, \dots, f_T)^T$, $B(X, \beta) = (X_{1,t}^T \beta_1, \dots, X_{T,t}^T \beta_T)^T$ e $\varepsilon = (\varepsilon_{1,t}, \dots, \varepsilon_{T,t})^T$, o modelo (4) pode ser reescrito como

$$Y = f + B(X, \beta) + \varepsilon. \quad (5)$$

Usamos a formulação do estimador *local linear* proposta por Fan & Gijbels (1996) para estimar $\beta_*(\cdot) = (f(\cdot), \beta_1(\cdot), \dots, \beta_d(\cdot))^T$.

Para um dado $0 < \tau < 1$, defina

$$M(\tau) = \begin{pmatrix} 1 & X_{1,t}^T & \frac{1 - \tau T}{Th} & \frac{1 - \tau T}{Th} X_{1,t}^T \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & X_{T,t}^T & \frac{T - \tau T}{Th} & \frac{T - \tau T}{Th} X_{T,t}^T \end{pmatrix} \quad (6)$$

e

$$W(\tau) = \text{diag} \left[K \left(\frac{1 - \tau T}{Th} \right), \dots, K \left(\frac{T - \tau T}{Th} \right) \right], \quad (7)$$

em que K é a função *Kernel* e h é a *bandwidth*.

Assumindo que $\beta_*(\cdot)$ tem derivada contínua até a segunda ordem, pela expansão de Taylor temos:

$$\beta_* \left(\frac{t}{T} \right) = \beta_*(\tau) + \beta_*'(\tau) \left(\frac{t}{T} - \tau \right) + O \left[\left(\frac{t}{T} - \tau \right)^2 \right], \quad (8)$$

em que $0 < \tau < 1$ e $\beta_*'(\cdot)$ é a derivada de $\beta_*(\cdot)$. A partir da aproximação estabelecida por (8), o estimador *local linear* de $\beta_*^T(\cdot)$ é

$$\hat{\beta}_*(\tau) = [I_{d+1}, O_{d+1}] [M^T(\tau) W(\tau) M(\tau)]^{-1} M^{-1}(\tau) W(\tau) Y, \quad (9)$$

em que I_{d+1} é uma matriz identidade $(d + 1) \times (d + 1)$ e O_{d+1} é uma matriz nula $(d + 1) \times (d + 1)$. A *bandwidth* é selecionada por *cross-validation*.

2.2 Local Linear dummy variable approach

Li, Chen & Gao (2011) estabeleceram um estimador alternativo que apresenta uma taxa de convergência mais rápida. Para tanto, reescreva o modelo (1) como segue:

$$\tilde{Y} = \tilde{f} + \tilde{B}(X, \beta) + \tilde{D}\alpha + \tilde{\varepsilon}, \quad (10)$$

em que

$$\begin{aligned}\tilde{Y} &= (Y_1^T, \dots, Y_N^T)^T, \quad Y_i = (Y_{i1}, \dots, Y_{iT})^T, \\ \tilde{f} &= \bar{I}_N \otimes (f_1, \dots, f_T)^T = \bar{I}_N \otimes, \\ \tilde{B}(X, \beta) &= (X_{11}^T \beta_1, \dots, X_{1T}^T \beta_T, X_{21}^T, \dots, X_{NT}^T \beta_T)^T, \\ \tilde{D} &= I_N \otimes \bar{I}_T, \\ \alpha &= (\alpha_1, \dots, \alpha_N)^T, \\ \tilde{\varepsilon} &= (\varepsilon_1^T, \dots, \varepsilon_N^T)^T, \quad \varepsilon_i = (\varepsilon_{i1}, \dots, \varepsilon_{iT})^T,\end{aligned}$$

\otimes é o operador de Kronecker, \bar{I}_k é um vetor de dimensão k de 1's e f é definida como em (4).

Usando a condição de identificação, a equação (10) pode ser reescrita como segue:

$$\tilde{Y} = \tilde{f} + \tilde{B}(X, \beta) + \tilde{D}^* \alpha^* + \tilde{\varepsilon}, \quad (11)$$

em que $\alpha^* = (\alpha_2, \dots, \alpha_N)^T$ e $\tilde{D}^* = (-\bar{I}_{N-1}, I_{N-1})^T \otimes \bar{I}_T$. A partir da expansão de Taylor estabelecida na equação (8), temos:

$$\tilde{f} + \tilde{B}(X, \beta) \approx \tilde{M}(\tau) \{B_*^T(\tau), h[\beta_*'(\tau)]^T\}^T \quad (12)$$

em que $\beta_*(\cdot) = [f(\cdot), \beta_1(\cdot), \dots, \beta_d(\cdot)]^T$ e $\bar{M}^T(\tau) = [M_1^T(\tau), \dots, M_N^T(\tau)]$ com

$$M_I(\tau) = \begin{pmatrix} 1 & X_{i1}^T & \frac{1-\tau T}{Th} & \frac{1-\tau T}{Th} X_{i1}^T \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & X_{iT}^T & \frac{T-\tau T}{Th} & \frac{T-\tau T}{Th} X_{iT}^T \end{pmatrix} \quad (13)$$

O estimador de $\beta_*(\tau)$ é

$$\tilde{\beta}_*(\tau) = [I_{d+1} \ 0_{d+1}] [\tilde{M}^T(\tau) \tilde{W}^*(\tau)]^{-1} \tilde{M}^{-1}(\tau) \tilde{W}^* \tilde{Y}, \quad (14)$$

em que $\tilde{W}^*(\tau) = I_N \otimes W(\tau)$.

A *bandwidth* é selecionada por *cross-validation* modificada como proposto por Sun, Carroll & Li (2009), diferentemente da sua forma padrão para o modelo proposto na seção anterior, i.e.,

$$\hat{h}^{opt} = \arg_h \min [Y - B(X, \tilde{\beta}_{(-1)})]^T M_D^T M_D [Y - B(X, \tilde{\beta}_{(-1)})], \quad (15)$$

em que $M_D = I_{N \times T} - \frac{1}{T} I_N \otimes (\varepsilon_T \varepsilon_T^T)$ satisfaz $M_D I_N \otimes \varepsilon_T = 0$ ¹²

¹² Esta condição elimina o efeito fixo que é desconhecido.

3. Dados

Para alcançar o objetivo proposto foram utilizadas duas fontes, a saber: os microdados da Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios (PNAD) e do Finanças no Brasil (FINBRA) da Secretaria do Tesouro Nacional (STN).

A PNAD é realizada pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE), em todo o território nacional, por amostragem probabilística de domicílios. A pesquisa, que vem sendo feita desde o fim da década de 1960, conta com um questionário de caráter permanente, envolvendo perguntas relativas a características domiciliares e pessoais, tais como: tamanho da família, renda domiciliar, nível educacional dos moradores, entre outras. Em alguns anos, são investigadas características socioeconômicas e demográficas com caráter suplementar, como: migração, saúde, segurança alimentar e outros temas. Cabe ressaltar que o estudo promoveu o ajuste da amostra visando a respeitar o plano amostral que lhe deu origem¹³.

Foram utilizados os dados compreendidos entre 1995 e 2012¹⁴. Os salários do trabalho foram deflacionados pelo Índice Nacional de Preços ao Consumidor (INPC) para setembro de 2012¹⁵. Consideraram-se os indivíduos com idade entre 25 e 65 anos de idade e os que eram chefe de família com o objetivo de mitigar heterogeneidades na amostra utilizada.

Em primeiro lugar, estima-se o salário dos trabalhadores como uma função de um conjunto de variáveis, a saber: sexo, cor, experiência no mercado de trabalho, anos de estudo, migração, situação familiar (casado e sem filhos, casado com filhos menores de 14 anos e mãe com filhos menores de 14 anos), condição do mercado de trabalho (sem carteira de trabalho, autônomo, empregador, funcionário público e empregado por conta própria) e variáveis *dummy* de caráter geográfico (região urbana ou rural, região metropolitana e estados¹⁶).

Contudo, o modelo teórico proposto por Borjas & Bratsberg (1996) estabelece que o processo de migração é autosseletivo, uma vez essa decisão depende da taxa relativa de retorno do salário condicionada ao conjunto de habilidades. Desse modo, utiliza-se uma estratégia de parametrização conjunta dos determinantes da migração e dos salários. Assumimos que o indivíduo pode escolher entre migrar e não migrar. Por meio de um modelo estrutural de utilidade aleatória, temos que o benefício líquido de escolher a alternativa m é representado por:

$$U_m = \delta_m \ln G_m + k_m Z_m + v_m, \quad (16)$$

¹³ O plano (desenho) amostral da PNAD incorpora todos os aspectos que definem um "plano amostral complexo": estratificação das unidades de amostragem, conglomeração (seleção da amostra em vários estágios, com unidades compostas de amostragem), probabilidades desiguais de seleção em um ou mais estágios, e ajustes dos pesos amostrais para calibração com totais populacionais conhecidos. Por esse motivo, dados obtidos através das amostras das PNADs geralmente não podem ser tratados como se fossem observações independentes e identicamente distribuídas (isto é, como se tivessem sido gerados por amostras aleatórias simples com reposição). Para detalhes ver Nascimento Silva, Pessoa & Lila (2002).

¹⁴ Os dados de 2000 e 2010 não foram empregados neste estudo, pois nesses anos não houve o levantamento da PNAD em decorrência da realização dos Censos.

¹⁵ Para detalhes do deflacionamento ver Corseuil & Foguel (2002).

¹⁶ Na amostra utilizada exclui-se o Distrito Federal, pois não estavam disponíveis os dados do FINBRA para alguns anos.

em que $\ln G_m$ é o salário esperado para a escolha m , Z_m é um conjunto de características, k_m e δ_m são vetores a serem estimados e v_m é um termo de erro aleatório.

Além disso, para cada opção disponível ao indivíduo i , tem-se uma equação minceriana como segue:

$$\ln G_m = \mu_m R_m + u_m . \quad (17)$$

Substituindo (17) em (16), obtém-se:

$$U_m^* = \mu_m \delta_m X_m + k_m Z_m + \delta_m u_m + v_m , \quad (18)$$

em que U_m^* é uma variável latente que mede o benefício líquido da escolha m . Para corrigir o viés de seleção, Nelsen (2006) propôs estimar (18) por meio do uso de cópulas. Para tanto, seja a seguinte equação de seleção:

$$S_i = \begin{cases} 0, & \text{se } S_i^* = z_i \gamma' + \varepsilon_{si} \leq 0, \\ 1, & \text{se } S_i^* = z_i \gamma' + \varepsilon_{si} > 0. \end{cases}$$

em que S_i é um indicador de seleção e z_i é um vetor de covariadas.

A variável de resultado segue a estrutura abaixo:

$$y_i = x_i' \beta + \varepsilon_{1i}. \quad (19)$$

Como ε_{is} e ε_{1i} não são independentes, uma regressão por OLS resultaria em estimativas viesadas de β . A partir desta estrutura, a função de log-verossimilhança é:

$$L = \prod_{i=1}^N \left\{ \int_{-\infty}^{-z_i' \gamma} f_s(\varepsilon_s) d\varepsilon_s \right\}^{S_i=0} \left\{ \int_{-z_i' \gamma}^{\infty} f_{s1}(\varepsilon_s, \varepsilon_{1i}) d\varepsilon_s \right\}^{S_i=1} , \quad (20)$$

em que f_{sj} é a função densidade de probabilidade (f.d.p.) de ε_s e ε_j para $j = 0, 1$. Da equação (20), tem-se que:

$$\int_{-\infty}^{-z_i' \gamma} f_s(\varepsilon_s) d\varepsilon_s = F_s(-z_i' \gamma)$$

$$\int_{-z_i' \gamma}^{\infty} f_{s1}(\varepsilon_s, \varepsilon_{1i}) d\varepsilon_s = \frac{\partial}{\partial \varepsilon_1} \{F_1(\varepsilon_1) - F_{s1}(-z_i' \gamma, \varepsilon_1)\} |_{\varepsilon_1 = \varepsilon_{1i}}.$$

Para implementar esta estrutura por meio de cópulas, seja ω_1 e ω_2 duas variáveis aleatórias. Assuma que $u_i = F_i(\omega_i)$ seja a função densidade marginal de ω_i para $i = 1, 2$ e

que $F(\omega_1, \omega_2)$ seja a função de distribuição conjunta. A cópula, $C(\cdot)$, permite a obtenção de $F(\omega_1, \omega_2)$ por meio das marginais, isto é,

$$F(\omega_1, \omega_2) = C\{F_1(\omega_1), F_2(\omega_2); \theta\} = C\{u_1, u_2; \theta\}, \quad (21)$$

em que θ mensura o grau de dependência.

Para implementar esta estratégia, precisa-se da derivada parcial da função de distribuição conjunta, isto é,

$$\frac{\partial}{\partial \omega_1} F(\omega_1, \omega_2) = \frac{\partial}{\partial u_1} C\{u_1, u_2; \theta\} \times \frac{\partial F_1(\omega_1)}{\partial \omega_1}.$$

Assim, a função de verossimilhança, equação (20), é reescrita como segue:

$$L = \prod_{i=1}^N [F_s(-z'_i \gamma)]^{S_i=0} \left[\left\{ 1 - \frac{\partial}{\partial u_1} C\{u_{1i}, u_{si}; \theta_1\} \right\} \times f_1(\varepsilon_{1i}) \right]^{S_i=1}. \quad (22)$$

Como há muitas cópulas que podem ser utilizadas, a equação (22) será estimada para diferentes cópulas e o modelo final será escolhido como base em critérios de informação.

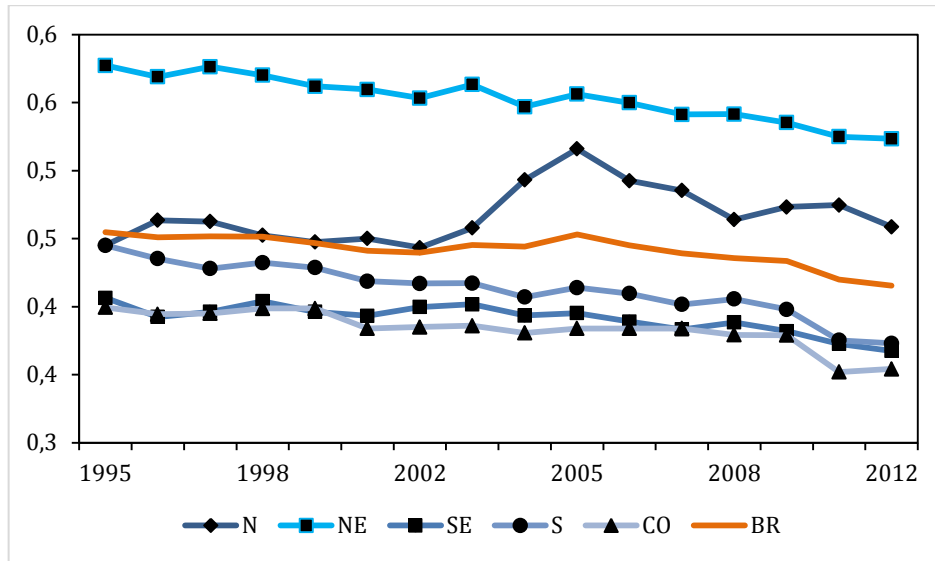
A partir dos salários ajustados por essas variáveis computa-se o índice de Gini da desigualdade injusta. Depois de obtido as medidas de desigualdade por estado e por ano, emprega-se o método descrito na seção anterior. Nessa etapa, em que se procura avaliar os determinantes da desigualdade de oportunidade, utilizaram-se as seguintes variáveis explicativas como proposto por Marrero & Rodríguez (2010)¹⁷, a saber: os logaritmos do produto interno bruto *per capita*, do gasto *per capita* em educação, do gasto *per capita* em saúde, a média de estudo de homens e mulheres (em anos) e a taxa de informalidade da economia (porcentagem de indivíduos sem carteira assinada)¹⁸.

A Tabela 2, em anexo, apresenta a medida de desigualdade de oportunidade para todos os estados no período 1995–2012. Observa-se que para os estados pertencentes à região Norte houve uma manutenção desta desigualdade, com exceção do estado do Tocantins (apresentou uma queda de 11,82 %). Porém, na região Nordeste ocorre o fenômeno contrário com quedas substanciais nos índices para os estados de Pernambuco, Piauí e Ceará. Também se observou que todos os estados das regiões Sudeste, Sul e Centro-Oeste apresentaram quedas em seus índices. A Figura 2 mostra como a desigualdade evoluiu entre 1995 e 2012 nas regiões brasileiras. Todas as regiões apresentaram uma tendência de queda, porém a região Nordeste terminou o período de análise com uma elevação de seu índice.

¹⁷ Os valores correspondentes ao PIB e aos gastos em educação e em saúde foram deflacionados pelo Índice de Preços ao Consumidor Amplo (IPCA), utilizando-se a média anual.

¹⁸ Ver as estatísticas descritivas das variáveis utilizadas em anexo, conforme Tabela 3.

Figura 1: Evolução da desigualdade de oportunidade, 1995–2012



Fonte: Elaboração própria

Na próxima seção são apresentados os resultados para os determinantes da desigualdade de oportunidade¹⁹.

4. Resultados

Em uma primeira etapa corrigiu-se a autosseletividade do processo de migração. Para tanto, as cópulas selecionadas pelo critério de informação de Akaike, a partir da equação (22), foram as seguintes: FGM para o ano de 1997, Plackett para o ano de 2003, AMH para o ano de 2007, Gaussiana para 2002 e 2005 e Frank para os demais anos. Após essa etapa computou-se o efeito das variáveis selecionadas sobre a desigualdade de oportunidade por meio do estimador proposto por Li, Chen & Gao (2011). A equação abaixo apresenta o modelo usado para estimar o impacto de cada uma das variáveis descritas na desigualdade de oportunidades.

$$Y_{it} = f\left(\frac{t}{T}\right) + \beta_1 \left(\frac{t}{T}\right) X_{it,1} + \beta_2 \left(\frac{t}{T}\right) X_{it,2} + \beta_3 \left(\frac{t}{T}\right) X_{it,3} + \beta_4 \left(\frac{t}{T}\right) X_{it,4} + \beta_5 \left(\frac{t}{T}\right) X_{it,5} + \beta_6 \left(\frac{t}{T}\right) X_{it,6} + \alpha_i + \varepsilon_{it}, \quad 1 \leq i \leq N, \quad 1 \leq t \leq T,$$

em que Y_{it} é a medida de desigualdade de oportunidade, $X_{it,1}$ é o logaritmo do PIB real *per capita*, $X_{it,2}$ é o logaritmo do gasto real em saúde *per capita*, $X_{it,3}$ é o logaritmo do gasto real em educação *per capita*, $X_{it,4}$ é a média de estudo dos homens, $X_{it,5}$ é a média de estudo das mulheres e $X_{it,6}$ é o grau de informalidade da economia.

A Figura 2 apresenta o impacto das variáveis supracitadas por meio do estimador *local linear dummy variable*. A figura é composta de 6 gráficos que contém o impacto de cada uma

¹⁹ Como os resultados para os dois estimadores propostos por Li, Chen & Gao (2011) foram muito semelhantes optou-se por apresentar apenas os resultados obtidos por meio do *local linear dummy variable*, conforme a seção 2.2. Os resultados desse estimador podem ser obtidos junto aos autores.

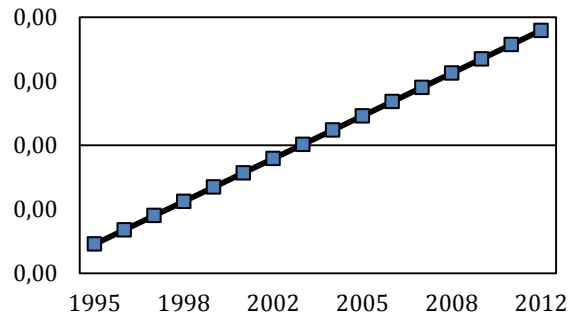
das variáveis utilizadas sobre a desigualdade de oportunidade. A Figura 2a mostra como o PIB *per capita* e o índice de desigualdade estão correlacionados. Apesar do gráfico parecer indicar uma relação positiva, o coeficiente estimado é negativo, indicando que no início do período de análise as condições de renda tinham uma importância significativa na queda da desigualdade. Porém, após esse período e com o dinamismo da economia brasileira a partir de 2003, outros fatores passaram a ganhar importância relativa na explicação da evolução da desigualdade de oportunidade, reduzindo a primazia do crescimento econômico. Magalhães & Miranda (2009), por meio de matrizes de transição de Markov, mostraram que a renda *per capita* apresenta grave processo de divergência no Brasil, caracterizado pelo deslocamento da maioria dos municípios para apenas dois grupos: o clube dos ricos – formado majoritariamente pelos municípios do Sul, do Centro-Oeste e do Sudeste, com renda per capita entre 1,27 e 1,68 vezes maior que a média de todos os municípios – e o clube dos pobres – constituído pelos municípios do Norte e do Nordeste, com renda per capita de até 0,55 desta média. Boueri *et al.* (2007), por sua vez, mostraram que no período seguinte, a distribuição ergódica começa a sugerir tendência à convergência. Por fim, no decênio mais recente, os resultados de longo prazo indicam concentração de municípios e população nas classes intermediárias da distribuição.

É importante ressaltar que a relação entre o crescimento econômico e a redução da desigualdade de oportunidade é complexa e não trivial. Desse modo, é necessário entender por quais canais o crescimento econômico atua sobre os indivíduos. Não se pode esquecer que qualquer avanço de bem-estar, em última análise, depende do crescimento econômico e de como os indivíduos usufruem de seus benefícios. Entretanto, note-se que o caráter do mesmo é importante, pois pode atuar a favor, de forma neutra ou contra os indivíduos. Por conseguinte, qualquer estratégia para promover a redução das desigualdades de oportunidade não pode ser baseada somente em crescimento econômico, mas também deve ser combinada com políticas de redistribuição de renda e com adequados gastos públicos.

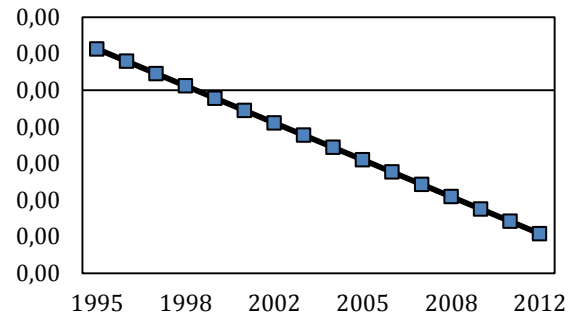
Nesse sentido, cabe observar as Figuras 2b e 2c. A primeira delas mostra como os gastos com saúde estão correlacionados com a desigualdade injusta; a segunda, a relação com os gastos em educação.

As características do setor de saúde e as mudanças quanto à estrutura etária e ao padrão de mortalidade e morbidade que o Brasil tem passado têm consequências sobre custos e utilização de serviços médicos e ambulatoriais. Além disso, as transformações nos sistemas de saúde – reorganização dos modelos de atenção – e a incorporação de novas tecnologias, dentre outros fatores, também têm alterado os padrões de utilização destes serviços. Essas dinâmicas alteraram o padrão de gasto em saúde nos últimos anos. As mudanças deste setor podem ser analisadas sob um enfoque microeconômico. Do ponto de vista individual o consumo de bens e serviços de saúde afeta diretamente o bem-estar na medida em que o estado de saúde determina o grau de felicidade dos indivíduos. De forma semelhante, considerando um enfoque macroeconômico, o provimento de serviços de saúde impacta o crescimento econômico dado que compõe o estoque de capital humano e determina a capacidade produtiva da economia. Dessa forma, a relação entre eles pode ser observada seja

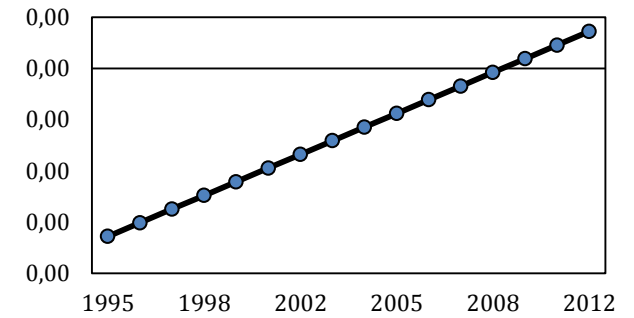
Figura 2: Estimativa dos coeficientes, desigualdade mensurada pelo índice de Gini, 1995–2012: (A) $\beta_1 \left(\frac{t}{T}\right) X_{it,1}$, (B) $\beta_2 \left(\frac{t}{T}\right) X_{it,2}$, (C) $\beta_3 \left(\frac{t}{T}\right) X_{it,3}$, (D) $\beta_4 \left(\frac{t}{T}\right) X_{it,4}$, (E) $\beta_5 \left(\frac{t}{T}\right) X_{it,5}$ e (F) $\beta_6 \left(\frac{t}{T}\right) X_{it,6}$



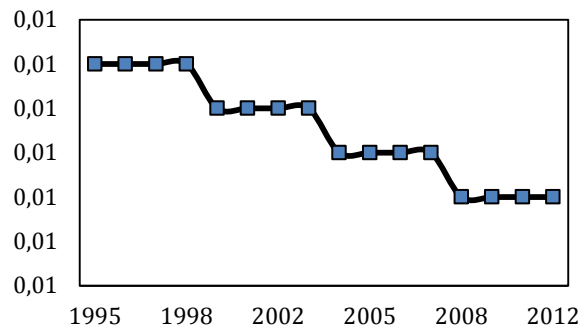
(A)



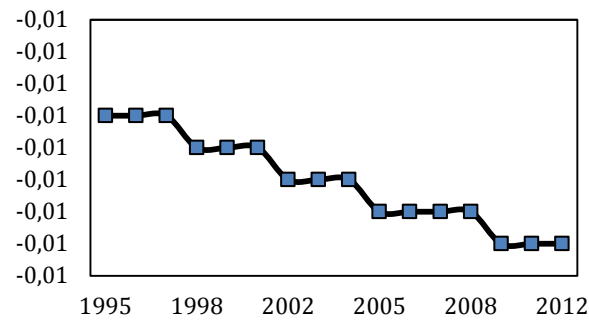
(B)



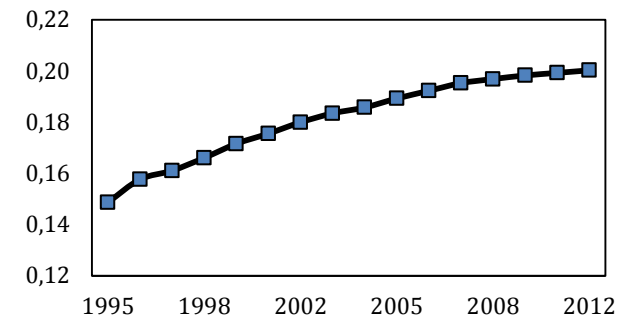
(C)



(D)



(E)



(F)

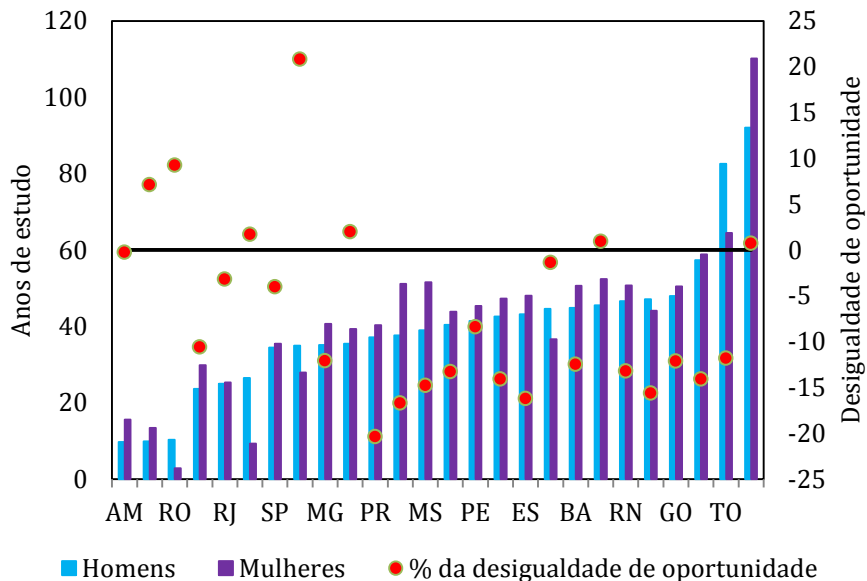
Nota: os valores no eixo vertical representam o impacto de uma variável com unidade de escala muito superior a da desigualdade de oportunidade.
 Fonte: Elaboração própria.

no mercado de trabalho, uma vez que é um setor intensivo em mão de obra para os serviços de baixa e média complexidade, seja na produção, uma vez que é intensivo em tecnologia para os setores de alta complexidade. Assim, a importância do investimento em saúde, qualquer que seja o enfoque, pode ser vista em termos de bem-estar social. Portanto, estas mudanças têm seus efeitos sentidos na alocação dos recursos e na organização da infraestrutura dos serviços de saúde, o que demonstra a relevância da provisão destes bens e serviços e seu impacto sobre as oportunidades individuais. A relação é negativa para todos os períodos analisados, indicando que os investimentos em saúde têm um papel importante na equalização de oportunidades entre os indivíduos.

A Figura 2c apresenta uma relação entre os gastos *per capita* em educação e desigualdade de oportunidade, mostrando uma associação positiva. Este resultado decorre muito da não eficiência na utilização de políticas de *accountability*. Esta passou a ganhar espaço na discussão do gerenciamento dos gastos públicos, porém de forma embrionária, falhando na perseguição de metas, quanto na provisão de equidade ao sistema educacional. Nesse sentido, o fracasso da educação brasileira, seja em investimentos diretos, seja na qualidade do ensino oferecido, contribuem para esse resultado. Esses fatores atuam para a manutenção de uma situação de vulnerabilidade social que não permite a integração plena dos indivíduos à sociedade.

As Figuras 2d e 2e apresentam como a evolução dos anos de educação formal de homens e mulheres, respectivamente, atuam sobre as oportunidades dos indivíduos. Observa-se uma relação clara e direta entre essas variáveis. A Figura 3 mostra que os estados com maior redução da desigualdade de oportunidade foram aqueles que apresentaram, de forma geral, as maiores taxas de crescimento da educação formal de homens e mulheres. Esse resultado indica que o aumento da escolaridade média permitiu, de forma direta, ganhos salariais e, indiretamente, uma redução da taxa de depreciação do estoque de saúde, que também contribui positivamente para o retorno no mercado de trabalho. A soma desses dois fatores permite que os indivíduos tenham maiores acesso a oportunidades e, assim, o efeito das circunstâncias é compensado pelo esforço individual. É necessário destacar que a dimensão monetária da desigualdade de oportunidade, captada pelo índice de Gini, é um enfoque parcial e limitado. Embora insuficiente, a abordagem da desigualdade de oportunidade baseada na renda não deve ser negligenciada, uma vez que a privação de renda representa uma das principais causas da redução do acesso a condições apropriadas de educação, de saúde, de segurança, dentre outras.

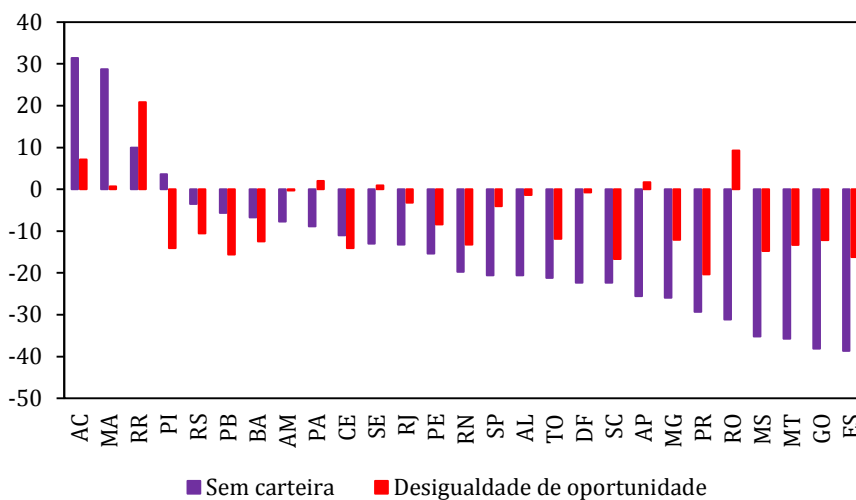
Figura 3: Taxa de crescimento dos anos de estudo e da desigualdade de oportunidade (%)



Nota: os valores nos eixos representam a variação percentual entre 1995 e 2012.
Fonte: Elaboração própria.

Durante a década de 1990 houve uma queda contínua de postos de trabalho considerados formais – empregados com carteira assinada. Todavia, a partir da década seguinte, o Brasil apresentou uma elevação da participação dos trabalhadores com registro formal de trabalho. A Figura 2f mostra que a taxa de informalidade da economia (% de indivíduos sem carteira assinada) está inversamente relacionada a desigualdade de oportunidade, isto é, o aumento da formalização da economia permitiu uma redução dessa desigualdade. Nota-se que houve uma tendência crescente da importância dessa variável. Essa relação também é verificada na Figura 4.

Figura 4: Evolução da informalidade e da desigualdade de oportunidade (%)



Nota: os valores nos eixos representam a variação percentual entre 1995 e 2012.
Fonte: Elaboração própria.

5. Conclusão

O objetivo deste trabalho foi avaliar o impacto de variáveis macroeconômicas sobre a desigualdade de oportunidades. Para tanto, adotou-se uma estratégia empírica em duas etapas. Em primeiro lugar, corrigiu-se a autosseletividade da migração por meio de cópulas, como proposto por Nelsen (2006). Em segundo lugar, após a correção da equação de salários, estimou-se a relação entre um conjunto de variáveis macroeconômicas e a desigualdade de oportunidade resultante dos salários ajustados. Nessa etapa, utilizou-se o método desenvolvido por Li, Chen & Gao (2011). Combinaram-se informações oriundas da PNAD e do FINBRA para o período compreendido entre 1995 e 2012 para os estados brasileiros.

Os resultados indicaram que o crescimento econômico tem perdido espaço nesse debate nos últimos anos *vis-à-vis* os demais condicionantes macroeconômicos. Este resultado pode estar associado a dificuldade de manutenção de um crescimento sustentável e a formação de grupos de estados que se distanciaram nos últimos anos, mas que apresentaram uma reversão nesse ciclo. Ao mesmo tempo, os gastos em saúde estão negativamente correlacionados com a desigualdade de oportunidade, porém não se verifica essa relação para os gastos em educação. Nesse sentido, as estratégias de redução das disparidades individuais devem combinar aumentos de renda e gastos públicos de qualidade. O padrão atual dos gastos em educação contribui para a manutenção de uma situação de vulnerabilidade social que não permite a integração plena dos indivíduos à sociedade. Por outro lado, o aumento da educação formal permitiu uma redução da desigualdade de oportunidades, por meio do efeito direto sobre salário e indiretamente sobre o estado de saúde. Por fim, a formalização crescente da economia brasileira, de forma mais intensa a partir da década de 2000, também contribui significativamente para a redução da desigualdade de oportunidade.

Referências

- Alesina, A. & Angeletos, G. M. (2005). Fairness and redistribution. *American Economic Review*, 95(4): 960–980.
- Alesina, A. & La Ferrara, E. (2005). Preferences for redistribution in the land of opportunities. *Journal of Public Economics*, 89(5-6): 897–931.
- Alesina, A. & Rodrik, D. (1994). Distributive Politics and Economic Growth. *Quarterly Journal of Economics*, 109(2): 465–490.
- Atak, A., Linton O. & Xiao, Z. (2011). A semiparametric panel model for unbalanced data with application to climate change in the United Kingdom. *Journal of Econometrics*, 164(1): 92–115.
- Avila, R. P., Bagolin, I. P. & Comim, F. V. (2012). Heterogeneidades individuais versus intensidade da pobreza em Porto Alegre - RS. *Economia*, 13(2): 447–463.
- Barro, R. J. (1991). Economic growth in a cross-section of countries. *The Quarterly Journal of Economics*, 106(2): 407–444.
- Barros, R. P., Carvalho, M., Franco, S. & Mendonça, R. (2007). A Queda Recente da Desigualdade de Renda no Brasil. In: Barros, R. P., Foguel, M. N. & Ulyssea, G. (Eds.). *Desigualdade de Renda no Brasil: uma análise da queda recente*. Volume 1, Brasília.
- Blinder, A. S. & Esaki, H. Y. (1978). Macroeconomic Activity and Income Distribution in the Postwar United States. *Review of Economics and Statistics*, 60(4): 604–609.
- Borjas, G. J. & Bratsberg, B. (1996). Who leaves? The outmigration of the Foreign-Born. *The Review of Economics and Statistics*, 87(1): 165–176.
- Boueri, R., Magalhães, J. C. R., Monasterio, L. & Silva, M. M. (2007). Dinâmica Espacial do Crescimento Econômico Brasileiro (1970–2010). In: Boueri, R. & Costa, M. A. (Eds.). *Brasil em desenvolvimento 2013: estado, planejamento e políticas públicas*. IPEA: Brasília.
- Buse, A. (1982). The Cyclical Behaviour of the Size Distribution of Income in Canada 1947-1978. *Canadian Journal of Economics*, 15(2): 189–204.
- Cappelen, A. W., Sorenson, E. O. & Tungodden, B. (2010). Responsibility for what? Fairness and individual responsibility. *European Economic Review*, 54(3): 429–441.
- Checchi, D. & Peragine, V. (2010). Inequality of Opportunity in Italy. *Journal of Economic Inequality*, 8(4): 429–450.
- Cleveland, W. S., Grosse, E. & Shyu, W. M. (1991). Local regression models. In: Chambers, J. M. & Hastie, T. J. (Eds.). *Statistical Models in S.*, p: 309–376. Wadsworth & Brooks, Pacific Grove.

- Corseuil, C. H. & Foguel, M. N. (2002). Uma sugestão de deflatores para rendas obtidas a partir de algumas pesquisas domiciliares do IBGE. Rio de Janeiro: IPEA. *Texto para Discussão* n. 897.
- Cunha, M. S. & Vasconcelos, M. R. (2012). Evolução da desigualdade na distribuição dos salários no Brasil. *Economia Aplicada*, 16(1): 105–136.
- Cysne, R. P., Maldonado, W. & Monteiro, P. K. (2005). Inflation and income inequality: a shopping-time approach. *Journal of Development Economics*, 78(2): 516–528.
- Erosa, A. & Ventura, G. (2002). On inflation as a regressive consumption tax. *Journal of Monetary Economics*, 49(4): 761–795.
- Fan, J. & Gijbels, I. (1996). *Local Polynomial Modelling and Its Applications*. London: Chapman and Hall.
- Fan, J. & Li, R. (2004). New estimation and model selection procedures for semiparametric modeling in longitudinal data analysis. *Journal of the American Statistical Association*, 99: 710–723.
- Ferreira, F. & Gignoux, J. (2011). The measurement of inequality of opportunity: theory and an application to Latin America. *Review of Income and Wealth*, 57(4): 622–657.
- Fleurbaey, M. (2008). *Fairness, Responsibility, and Welfare*. New York: Oxford University Press.
- Forbes, K. (2000). A Reassessment of the Relationship between Inequality and Growth. *American Economic Review*, 90(4): 869–887.
- Foster, J. E. & Shneyerov, A. (2000). Path independent inequality measures. *Journal of Economic Theory*, 91(2): 199–222.
- Gaertner, W. & Schwettmann, L. (2007). Equity, responsibility and the cultural dimension. *Economica*, 74(296): 627–649.
- Gamboa, L. F. & Waltenberg, F. D. (2012). Inequality of Opportunity for Educational Achievement in Latin America: Evidence from PISA 2006-2009. *Economics of Education Review*, 31(5): 694–708.
- Gao, J. & Hawthorne, K. (2006). Semiparametric estimation and testing of the trend of temperature series. *Econometrics Journal*, 9(2): 332–355.
- Henderson, D., Carroll, R. J. & Li, Q. (2008). Nonparametric estimation and testing of fixed effects panel data models. *Journal of Econometrics*, 144(1): 257–275.
- IPEA - Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada. (2012). Presença do Estado no Brasil. *Comunicados do IPEA*, no 129.
- Kuznets, S. (1955). Economic growth and income inequality. *American Economic Review*, 45(1): 1–28.

- Lee, L-F. (1983). Generalized econometric models with selectivity. *Econometrica*, 51(2): 507–512.
- Li, D., Chen, J. & Gao, J. (2011). Non-parametric time-varying coefficient panel data models with fixed effects. *Econometrics Journal*, 14(3): 387–408.
- Li, H. & Zou, H. (1998). Income Inequality is not Harmful for Growth: Theory and Evidence. *Review of Development Economics*, 2(3): 318–334.
- Magalhães, J. C. & Miranda, R. B. (2009). Dinâmica da renda per capita, longevidade e educação nos municípios brasileiros. *Estudos econômicos*, 39(3): 539–569.
- Marrero, A. G. & Rodríguez, J. G. (2010). Inequality of opportunity and growth. *Working Papers ECINEQ*, 154.
- Menezes-Filho, N., Fernandes, R. & Picchetti, P. (2007). Educação e Queda Recente da Desigualdade no Brasil. In: Barros, R. P., Foguel, M. N. & Ulyssea, G. (Eds.). *Desigualdade de Renda no Brasil: uma análise da queda recente*. Volume 2, Brasília.
- Meng, X. (2001). The informal sector and rural-urban migration - a Chinese case study. *Asian Economic Journal*, 15(1): 71–89.
- Nascimento Silva, P. L., Pessoa, D. G. C. & Lila, M. F. (2002). Statistical analysis of data from PNAD: incorporating the sample design. *Ciência & Saúde Coletiva*, 7(4): 659–670.
- Nelsen, R. B. (2006). *An Introduction to Copulas*. 2nd ed. New York: Springer.
- Neri, M. (2011). *Desigualdade de Renda na Década*. Rio de Janeiro: FGV Editora.
- Nolan, B. (1987). Cyclical fluctuations in factor shares and the size distribution of income. *Review of Income and Wealth*, 33(2): 193–210.
- Ramalho, H. M. B. & Queiroz, V. S. (2011). Migração interestadual de retorno e autosseleção: evidências para o Brasil. *Pesquisa e Planejamento Econômico*, 41(3): 369–396.
- Ramos, X. & Van De Gaer, D. (2012). Empirical Approaches to Inequality of Opportunity: Principles, Measures, and Evidence. *Discussion Paper No. 6672*, IZA.
- Ravallion, M. (2012). Why don't we see poverty convergence? *American Economic Review*, 102(1): 504–523.
- Rawls, J. (1971). *A Theory of Justice*. Cambridge: Harvard University Press.
- Robinson, P. M. (2012). Nonparametric trending regression with cross-sectional dependence. *Journal of Econometrics*, 169(1): 4–14.
- Rocha, S. (2007). Os "Novos" Programas de Transferências de Renda: impactos possíveis sobre a desigualdade no Brasil. In: Barros, R. P., Foguel, M. N. & Ulyssea, G. (Eds.). *Desigualdade de Renda no Brasil: uma análise da queda recente*. Volume 2, Brasília.

- Roemer, J. E. (1998). *Equality of Opportunity*. Harvard University Press, Cambridge, M.A.
- Schokkaert, E. & Devooght, K. (2003). Responsibility-sensitive fair compensation in different cultures. *Social Choice and Welfare*, 21(2): 207–242.
- Sun, Y., Carroll, R. J. & Li, D. (2009). Semiparametric estimation of fixed effects panel data varying coefficient models. *Advances in Econometrics*, 25: 101–129.
- Ullah, A. & Roy, N. (1998). Nonparametric and semiparametric econometrics of panel data. In: Ullah, A. & Giles, D. E. A. (Eds.). *Handbook of Applied Economics and Statistics*, 570–604. New York: Marcel Dekker.
- World Bank. (2005). *World Development Report 2006: Equity and Development*. Washington, DC: World Bank.
- Zhang, W., Fan, J. & Sun, Y. (2009). A semiparametric model for cluster data. *Annals of Statistics*, 37(2): 377–408. 22

ANEXOS

Tabela 1: Resultados do emprego de cópulas para correção da autosseletividade da migração

Ano	AIC								Cópula selecionada*	θ
	Gaussiana	FGM	Plackett	AMH	Frank	Clayton	Gumbel	Joe		
1995	48059,71	48056,75	48053,76	48047,60	48044,45	48059,28	48114,64	48187,19	Frank	0,27
1996	47520,12	47502,70	47523,15	47521,48	47490,60	47513,63	47508,93	47647,91	Frank	0,33
1997	51717,29	51680,52	51713,59	51681,52	51715,23	51714,77	51750,27	51897,91	FGM	-0,89
1998	50574,84	50573,07	50575,04	50573,10	50571,26	50574,59	50734,43	50739,76	Frank	0,08
1999	51681,11	51672,20	51647,59	51639,06	51615,59	51676,01	51715,85	51893,31	Frank	0,41
2001	58775,96	58773,69	58773,95	58773,64	58773,12	58773,99	58842,08	59007,08	Frank	0,02
2002	62605,30	62606,21	62606,21	62606,20	62608,21	62608,21	62707,29	62818,08	Gaussiana	0,04
2003	59862,64	59862,11	59854,56	59862,11	59861,94	59862,19	60001,84	60081,74	Plackett	0,17
2004	62795,18	62772,10	62781,08	62789,63	62762,61	62798,06	62911,15	63044,55	Frank	0,35
2005	30236,94	30237,76	30237,74	30237,76	30237,37	30237,68	30345,47	30325,17	Gaussiana	-0,05
2006	69608,50	69579,25	69619,57	69575,62	69548,41	69630,96	69791,28	69691,63	Frank	0,40
2007	67346,47	67343,70	67346,40	67338,88	67344,33	67343,86	67446,72	67602,64	AMH	-0,06
2008	71689,75	71685,56	71690,11	71688,38	71683,67	71690,03	71786,05	71870,61	Frank	0,08
2009	71421,38	71416,94	71394,93	71405,32	71392,06	71422,50	71558,94	71661,80	Frank	0,32
2011	57894,80	57855,66	57895,93	57894,48	57852,15	57893,46	57962,15	58066,96	Frank	-0,40
2012	59163,44	59161,87	59163,91	59161,87	59153,91	59163,03	59313,24	59361,31	Frank	-0,31

* Ver Nelsen (2006) para detalhes sobre as funções cópulas e o cálculo do θ de Kendall. Fonte: Elaborado pelos autores.

Tabela 2: Coeficiente de Gini da desigualdade injusta por estado, 1995–2012

UF	1995	1996	1997	1998	1999	2001	2002	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2011	2012
RO	0,454	0,467	0,486	0,454	0,444	0,443	0,460	0,455	0,568	0,569	0,539	0,533	0,530	0,530	0,484	0,496
AC	0,422	0,423	0,403	0,415	0,425	0,448	0,425	0,432	0,456	0,473	0,475	0,467	0,442	0,447	0,483	0,452
AM	0,379	0,363	0,386	0,368	0,361	0,392	0,390	0,391	0,413	0,426	0,433	0,391	0,382	0,380	0,417	0,378
RR	0,365	0,391	0,434	0,413	0,470	0,411	0,415	0,494	0,490	0,599	0,503	0,512	0,424	0,470	0,489	0,441
PA	0,506	0,487	0,482	0,481	0,502	0,472	0,467	0,449	0,569	0,544	0,535	0,533	0,518	0,515	0,508	0,516
AP	0,414	0,436	0,457	0,455	0,396	0,433	0,390	0,414	0,399	0,426	0,419	0,426	0,417	0,445	0,400	0,421
TO	0,575	0,678	0,590	0,581	0,535	0,552	0,557	0,570	0,557	0,575	0,544	0,536	0,535	0,526	0,542	0,507
MA	0,554	0,528	0,616	0,579	0,555	0,529	0,493	0,557	0,545	0,557	0,563	0,602	0,563	0,510	0,596	0,558
PI	0,625	0,652	0,622	0,595	0,623	0,578	0,640	0,596	0,613	0,604	0,552	0,565	0,588	0,562	0,549	0,537
CE	0,739	0,721	0,715	0,707	0,713	0,698	0,661	0,649	0,648	0,672	0,624	0,606	0,616	0,616	0,613	0,635
RN	0,567	0,545	0,560	0,584	0,555	0,587	0,552	0,545	0,531	0,541	0,524	0,534	0,516	0,540	0,493	0,492
PB	0,640	0,603	0,602	0,590	0,617	0,564	0,578	0,563	0,573	0,553	0,560	0,550	0,546	0,566	0,546	0,540
PE	0,560	0,573	0,568	0,596	0,563	0,612	0,610	0,673	0,598	0,606	0,603	0,594	0,583	0,549	0,542	0,513
AL	0,508	0,472	0,499	0,473	0,456	0,511	0,479	0,508	0,458	0,530	0,549	0,488	0,507	0,525	0,454	0,501
SE	0,433	0,448	0,476	0,459	0,430	0,430	0,427	0,431	0,436	0,406	0,433	0,415	0,426	0,425	0,413	0,437
BA	0,569	0,578	0,529	0,548	0,546	0,528	0,539	0,547	0,520	0,537	0,541	0,518	0,529	0,524	0,518	0,498
MG	0,488	0,453	0,471	0,475	0,477	0,469	0,479	0,478	0,465	0,471	0,459	0,450	0,449	0,449	0,443	0,429
ES	0,444	0,420	0,435	0,443	0,436	0,420	0,426	0,429	0,425	0,412	0,398	0,391	0,418	0,406	0,376	0,372
RJ	0,347	0,351	0,333	0,356	0,332	0,348	0,347	0,350	0,351	0,354	0,359	0,359	0,351	0,340	0,339	0,336
SP	0,347	0,346	0,346	0,342	0,340	0,336	0,347	0,350	0,333	0,344	0,340	0,333	0,336	0,333	0,333	0,333
PR	0,486	0,455	0,439	0,454	0,443	0,441	0,436	0,436	0,428	0,437	0,428	0,419	0,425	0,415	0,397	0,387
SC	0,443	0,440	0,430	0,442	0,437	0,406	0,416	0,418	0,391	0,417	0,413	0,402	0,402	0,393	0,373	0,369
RS	0,406	0,411	0,415	0,401	0,406	0,409	0,399	0,398	0,402	0,388	0,388	0,384	0,390	0,386	0,356	0,363
MS	0,460	0,443	0,434	0,441	0,444	0,420	0,428	0,434	0,424	0,427	0,421	0,432	0,416	0,417	0,394	0,392
MT	0,459	0,460	0,458	0,462	0,467	0,442	0,445	0,448	0,439	0,448	0,451	0,440	0,428	0,430	0,388	0,398
GO	0,412	0,406	0,416	0,418	0,407	0,400	0,392	0,390	0,389	0,390	0,389	0,392	0,404	0,396	0,359	0,362
DF	0,267	0,269	0,272	0,274	0,277	0,274	0,275	0,272	0,271	0,271	0,275	0,272	0,269	0,273	0,267	0,265

Todos os valores são significativos a 1%. Fonte: Elaborado pelos autores.

Tabela 3: Estatísticas descritivas da amostra

Variável	Média	Desvio-Padrão	Mínimo	Máximo
Entropia	0,47	0,085	0,33	0,74
PIB real per capita (R\$ bilhões)*	8,70	5,746	1,41	32,44
Gastos em saúde real per capita (R\$ milhões)	390,50	901,000	5,20	7758,00
Gastos em educação real per capita (R\$ milhões)	292,20	578,800	1,50	5479,00
Anos de estudo dos homens	7,33	1,272	4,20	10,48
Anos de estudo das mulheres	8,46	1,224	4,91	11,31
Grau de informalidade	0,21	0,044	0,11	0,44

* Valores em logaritmo natural. Fonte: Elaborado pelos autores.