

Analisando as relações entre as multidimensões da pobreza: uma aplicação do modelo PVAR

Analyzing the relationships between the multidimensions of poverty: an application of the PVAR model

Análisis de las relaciones entre las múltiples dimensiones de la pobreza: aplicación del modelo PVAR

DOI: 10.55905/ijsmtv10n3-010

Originals received: 04/05/2024

Acceptance for publication: 04/26/2024

Rodolfo Ribeiro Ferreira da Costa

Doutor em Economia

Instituição: Universidade do Estado do Rio Grande do Norte (UERN)

Endereço: Rua Almino Afonso, 478, Centro, Mossoró – RN, CEP: 59610-210

E-mail: rodolfocosta@uern.br

Orcid: 0000-0002-9761-5858

Francisco Soares de Lima

Doutor em Economia

Instituição: Universidade do Estado do Rio Grande do Norte (UERN)

Endereço: Rua Almino Afonso, 478, Centro, Mossoró – RN, CEP: 59610-210

E-mail: franciscosoaes@uern.br

Orcid: 0000-0003-3953-9751

Joedson Jales de Farias

Doutor em Economia

Instituição: Universidade do Estado do Rio Grande do Norte (UERN)

Endereço: Rua Almino Afonso, 478, Centro, Mossoró – RN, CEP: 59610-210

E-mail: joedsonfarias@gmail.com

Orcid: 0000-0001-9482-0170

Antônia Wigna de Almeida Ribeiro

Doutora em Administração

Instituição: Universidade Federal do Semi-Árido (UFERSA)

Endereço: Av. Francisco Mota, 572, Pres. Costa e Silva, Mossoró - RN,

CEP: 59625-900

E-mail: wigna.ribeiro@ufersa.edu.br

Orcid: 0000-0002-2992-9433

RESUMO

O objetivo deste trabalho é identificar o sentido para as relações entre as interdimensões da pobreza. Para isto, será utilizado o modelo de Vetores Auto – Regressivos para dados

em Painel–PVAR. A análise balizar-se-á na estimação das funções de impulso-resposta. Os dados utilizados remetem-se as informações sobre renda, saúde, educação e habitação para 5.593 municípios brasileiros entre 1970 e 2000, sendo a fonte de tais informações devida ao Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada – IPEA. Os resultados destacam uma relação positiva entre as privações monetária, educacional e em habitação. Apesar da pobreza em saúde responder positivamente aos choques nas demais dimensões da pobreza, choques na privação em saúde afeta negativamente o comportamento destas últimas. Ainda, mediante choques nas próprias séries, identificaram-se respostas positivas para todas as séries analisadas. Assim, pôde-se verificar que as relações interdimensionais da pobreza mostraram que para municipalidades onde o nível de privação para alguma dimensão mostra-se significativo tem-se conjuntamente uma condição desfavorável nas demais óticas da pobreza.

Palavras-chave: pobreza, PVAR, municípios, privação.

ABSTRACT

The objective of this work is to identify the meaning of the relationships between the dimensions of poverty. For this purpose, the Vector Auto-Regressive model for Panel data (PVAR) will be used. The analysis will focus on estimating impulse-response functions. The data used refer to information on income, health, education, and housing for 5,593 Brazilian municipalities between 1970 and 2000, with the source of such information being the Institute of Applied Economic Research (IPEA). The results highlight a positive relationship between monetary, educational, and housing deprivations. Although health poverty responds positively to shocks in the other dimensions of poverty, shocks in health deprivation negatively affect the behavior of these latter dimensions. Furthermore, through shocks in the own series, positive responses were identified for all the analyzed series. Thus, it was possible to verify that the interdimensional relationships of poverty showed that in municipalities where the level of deprivation for some dimension is significant, there is simultaneously an unfavorable condition in the other perspectives of poverty.

Keywords: poverty, PVAR, municipalities, deprivation.

RESUMEN

El objetivo de este estudio es identificar el significado de las relaciones entre las interdimensiones de la pobreza. Para ello, se utilizará el modelo de Auto - Regresión Vectorial de Panel - PVAR. El análisis se basará en la estimación de funciones impulso-respuesta. Los datos utilizados se refieren a informaciones sobre renta, salud, educación y vivienda para 5.593 municipios brasileños entre 1970 y 2000, cuya fuente es el Instituto de Investigación Económica Aplicada (IPEA). Los resultados destacan una relación positiva entre la privación monetaria, educativa y de vivienda. Aunque la pobreza sanitaria responde positivamente a shocks en las demás dimensiones de la pobreza, los shocks en la privación sanitaria afectan negativamente al comportamiento de esta última. Los choques en las propias series también produjeron respuestas positivas para todas las series analizadas. Así, se pudo comprobar que las relaciones interdimensionales de la pobreza muestran que los municipios donde el nivel de privación en una dimensión es

significativo también presentan condiciones desfavorables en los otros aspectos de la pobreza.

Palabras clave: pobreza, PVAR, municipios, privación.

1 INTRODUÇÃO

O conceito de pobreza multidimensional ganhou destaque entre pesquisadores e formuladores de políticas principalmente a partir de Sem (1976), que tratou a pobreza em muitos países, e da elaboração das Metas do Milênio, que destacavam as múltiplas privações sofridas por muitos e as interconexões entre essas privações.

Os estudos direcionados a medição da pobreza multidimensional tem crescido consideravelmente. Desde os trabalhos pioneiros de Bourguignon e Chakravarty (2003) e Tsui (2002), foram propostas uma série de abordagens para medir ou analisar privação em mais de uma dimensão. Esta literatura inclui, ainda, os trabalhos de Alkire e Foster (2011), Chakravarty, Deutsch e Silber (2008), Deutsch e Silber (2005), Duclos, Sahn e Younger (2006) e Maasoumi e Lugo (2008), Kolm (1977), Atkinson e Bourguignon (1982), Maasoumi (1986), Tsui (1995), entre outros.

Neste contexto, severas são as críticas em relação ao uso de indicadores monetários individuais para análise da pobreza multidimensional, já que as pessoas com pobreza monetária não necessariamente sofrem com privações educacionais, em habitação ou saúde. Ruggeri-Laderchi, Saith e Stewart (2003) observaram que, na Índia, 43% das crianças e mais de metade dos adultos que possuem pobreza em educação ou saúde não estavam dentre aqueles enquadrados com pobreza monetária.

Segundo Bourguignon e Chakravarty (2003), a pobreza depende de variáveis monetárias e não monetárias. Uma maior renda pode ser capaz de melhorar a posição de alguns de seus atributos não-monetários e, portanto, utilizar a renda como único indicador de pobreza é inadequado, devendo o mesmo ser complementado por outros atributos ou variáveis, como por exemplo habitação, alfabetização, expectativa de vida e bens públicos.

Portanto, a literatura tem destacado que a extrapolação dos resultados observados para indicadores de pobreza unidimensional parece falhar significativamente na identificação das privações em outras dimensões. Em tais situações, são necessárias análises interdimensionais da pobreza para fornecer uma interpretação mais precisa sobre as relações existentes entre as múltiplas privações que pessoas podem sofrer.

Apesar da evolução nas discussões sobre as multidimensões da pobreza, não se observa estudos direcionados a identificação das possíveis inter-relações entre as mesmas. Por exemplo, não se conhece o quanto a pobreza monetária afetaria as privações em educação, habitação ou saúde e vice-versa. A literatura destaca a existência de diversas modalidades de pobreza e, ainda, é capaz de identificar seus determinantes, contudo pouco se conhece sobre as inter-relações vigentes para as mesmas. Não se observam argumentos que indiquem como o comportamento da pobreza monetária influencia as privações em saúde, habitação e educação, ou ainda, qual o percentual das flutuações nestas últimas é explicado pelos movimentos na primeira e vice-versa.

Neste sentido, este trabalho tem por objetivo identificar as relações existentes entre os diferentes tipos de pobreza, de forma a diagnosticar qual o sentido de causalidade entre as mesmas e a contribuição que cada uma das destas possui sobre o comportamento das demais dimensões. Assim, esta pesquisa traz como contribuição para a literatura sobre pobreza argumentos sobre as possíveis inter-relações existentes entre as suas multidimensões, quais sejam renda, saúde, educação e habitação. Através de um painel de dados formado pelos 5.593 municípios brasileiros, utilizar-se-á o modelo PVAR para construção das funções de impulso a resposta, que indicaram as relações entre as dimensões da pobreza no tempo.

Além desta seção introdutória, que frisou uma síntese da literatura e apresentou o objetivo do trabalho, esta proposta de pesquisa apresenta mais três seções. A segunda discorrerá a técnica de Vetores Auto – Regressivos para dados em painel, a qual constituirá formalmente os argumentos necessários à discussão sobre a existência ou não das inter-relações entre os diferentes níveis de pobreza a partir da função de impulso – resposta. A terceira discutirá os resultados. Por fim, a quinta apresentará as considerações finais.

2 METODOLOGIA

Na tentativa de verificar as relações existentes entre as diversas dimensões da pobreza será utilizada a técnica de Vetores Auto Regressivos para dados em painel. A partir das funções de impulso a resposta e da análise de decomposição da variância serão identificados os sentidos para as relações interdimensionais da pobreza, bem como o impacto percentual de influência das mesmas nas suas respectivas flutuações.

2.1 MODELO PVAR – MODELO DE VETORES AUTO - REGRESSIVOS PARA DADOS EM PAINEL

Seja w_{it} um vetor ($m \times 1$) de variáveis aleatórias para a i -ésima unidade de corte transversal no tempo t e suponha que os w_{it} 's são gerados pelo seguinte modelo painel VAR de ordem um:

$$w_{it} = (I_m - \Phi)\mu_i + \Phi w_{i,t-1} + \varepsilon_{it} \quad (1)$$

para $i = 1, 2, \dots, n$ e $t = 1, 2, \dots, T$, onde:

Φ é uma matriz $m \times m$ de parâmetros, μ_i é um vetor $m \times 1$ de efeitos individuais, ε_{it} é o termo de erro e I_m é uma matriz identidade de dimensão $m \times m$.

O PVAR pode ser especificado com efeitos fixos ou aleatórios. Contudo, independentemente da formulação assumida, a utilização desta metodologia requer o atendimento de algumas hipóteses:

- As observações de w_{it} são $w_{i0}, w_{i1}, \dots, w_{iT}$, $T \geq 2$, mas assumem valores fixados quando $n \rightarrow \infty$.
- O termo de erro ε_{it} , para $t \leq T$, é *i.i.d.* $\forall i, t$, com $E[\varepsilon_{it}] = 0$ e $\text{Var}[\varepsilon_{it}] = \Omega_\varepsilon$, sendo Ω_ε uma matriz positiva definida.
- Os desvios iniciais, ε_{i0} , são *iid* entres os i , com média zero e variância constante dada por: $E(\varepsilon_{i0}\varepsilon_{i0}') = \psi_{\varepsilon_0}$.

2.1.1 Estimador de efeito aleatório

Considerando a especificação com efeitos aleatórios deve-se levar em consideração que a variância do efeito individual é a mesma para todo i e que não existe correlação entre tal efeito e o termo de erro. Portanto, além das suposições iniciais, admite-se que:

$$a) \text{Var}(\mu_i) = \Omega_\mu \quad (1.1)$$

$$b) \text{cov}(\mu_i \varepsilon_{it}) = 0$$

Tais argumentos proporcionam o seguinte formato para a matriz de variância do termo de erro:

$$r_{it} = \begin{pmatrix} w_{i0} \\ a_i \\ \varepsilon_{it} \end{pmatrix} \stackrel{iid}{\sim} (0, \Omega_r), \text{ para } i \text{ e } t = 1, 2, \dots, T, \quad (1.2)$$

onde

$$a_i = (I_m - \Phi)\mu_i,$$

$$\Omega_r = \begin{pmatrix} \Omega_0 & \Omega_{0a} & 0 \\ \Omega'_{0a} & \Omega_a & 0 \\ 0 & 0 & \Omega_\varepsilon \end{pmatrix}, \quad (1.3)$$

com $\Omega_a = (I_m - \Phi)\Omega_\mu(I_m - \Phi)'$, $\Omega_{0a} = \text{cov}(w_{i0}a_i)$, Ω_0 é uma matriz positiva definida e Ω_a é uma matriz positiva semidefinida.

Por fim, supõe-se que todos os elementos do produto $r_{it}r'_{it}$, $t = 1, 2, \dots, T$, possuem um segundo momento finito e que um vetor de coeficientes desconhecidos $\theta \in \Theta$, onde Θ é um conjunto compacto, seja o verdadeiro vetor de parâmetros, θ_0 , pertencente ao interior de Θ .

Apresentada as condições iniciais passa-se a apresentação do processo de estimação do modelo com efeitos aleatórios. O estimador de θ pode ser derivado pela maximização da seguinte função de log-verossimilhança:

$$\mathcal{L}(\theta) = -\frac{mN(T+1)}{2} \log(2\pi) - \frac{N}{2} \log|\Sigma_\eta| - \frac{N}{2} \text{tr}(\Sigma_w^{-1} S_{N,w}) \quad (2)$$

onde

$$\Sigma_\eta = \begin{pmatrix} \Omega_0 & \iota'_T \otimes \Omega'_{0a} \\ \iota_T \otimes \Omega_{0a} & I_t \otimes \Omega_\varepsilon + \iota_T \iota'_T \otimes \Omega_a \end{pmatrix}, \quad (2.1)$$

com ι_T sendo um vetor $T \times 1$ de uns, e

$$S_{N,w} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N w_i w_i'. \quad (2.2)$$

Na presença do efeito tempo e com w_{it} sendo gerado por

$$(I_m - \Phi L)(w_{it} - \mu_i - \delta_t) = \varepsilon_{it}, \text{ com } i = 1, 2, \dots, N; t = 1, 2, \dots, T. \quad (3)$$

onde

δ_t é um vetor $m \times 1$ do efeito tempo, e os vetores w_i e η_i são redefinidos como segue

$$w_i = \begin{pmatrix} w_{i0} - \delta_0 \\ w_{i1} - \delta_1 \\ \vdots \\ w_{iT} - \delta_T \end{pmatrix} \quad \text{e} \quad \eta_i = \begin{pmatrix} w_{i0} - \delta_0 \\ a_i + \varepsilon_{i1} \\ a_i + \varepsilon_{i2} \\ \vdots \\ a_i + \varepsilon_{iT} \end{pmatrix}, \quad (3.1)$$

pode-se obter δ_t por

$$\hat{\delta}_t = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N w_{it}, t = 1, 2, \dots, T. \quad (3.2)$$

Quando $\delta_t = \delta t$, $t = 1, 2, \dots, T$, o estimador de δ_t pode ser obtido pela média ponderada dos estimadores irrestritos, $\hat{\delta}_t$:

$$\hat{\delta} = (\sum_{t=0}^T \sum_{s=0}^T t \Sigma_w^{ts})^{-1} (\sum_{s=0}^T \sum_{t=0}^T t \Sigma_w^{ts} \hat{\delta}_s) \quad (3.3)$$

onde

Σ_w^{-1} foi particionada em $(T+1)^2$ blocos de dimensão $m \times m$,

$$\Sigma_w^{-1} = \begin{pmatrix} \Sigma_w^{00} & \Sigma_w^{01} & \dots & \Sigma_w^{0T} \\ \Sigma_w^{10} & \Sigma_w^{11} & \dots & \Sigma_w^{1T} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \Sigma_w^{T0} & \Sigma_w^{T1} & \dots & \Sigma_w^{TT} \end{pmatrix} \quad (3.4)$$

O restante dos parâmetros do estimado de Máxima Verossimilhança com efeitos aleatórios, θ , pode ser construído através da função de log-verossimilhança concentrada.

2.1.2 Estimador de efeito fixo

Diferentemente do modelo com efeitos aleatórios, a especificação com efeitos fixos não necessita de suposições sobre o termo μ_i . Portanto, trabalha-se com um termo de efeito individual que é heterocedástico e distribuído de forma dependente, cuja caracterização é determinada pela distribuição de probabilidade conjunta com um número de parâmetros crescendo a mesma taxa da quantidade de *cross-section* presentes no painel e por fim, além de não possuírem momentos, são correlacionados com o termo de erro.

A literatura destaca a eliminação de μ_i 's aplicando a primeira diferença na equação (1),

$$\Delta w_{it} = \Phi \Delta w_{i,t-1} + \Delta \varepsilon_{it}, t = 2, 3, \dots, T. \quad (4)$$

O estimador consistente de Quase máxima Verossimilhança pode ser obtido através da função de probabilidade conjunta incondicional de Δw_{it} ou pela distribuição condicional de Δw_{it} , para $t > 2$, em Δw_{i1} .

Além destas questões, o estimador de efeito fixo deve atender algumas suposições, quais sejam:

(i) As seguintes restrições de momentos são satisfeitas:

$$E(k_{i0}\varepsilon'_{i1}) = 0 \quad (4.1)$$

e

$$E(k_{i0}\Delta\varepsilon'_{it}) = 0, \text{ para } t = 2, 3, \dots, T,$$

onde

$$k_{i0} = (I_m - \Phi)\xi_{i0}. \quad (4.2)$$

Através das suposições (i) – (iii) da seção 3.2, tem-se

$$\Delta w_{it} \stackrel{iid}{\sim} (0, \Psi), \text{ Cov}(\Delta w_{i1}, \Delta\varepsilon_{i2}) = -\Omega_\varepsilon \quad \text{e} \quad \text{Cov}(\Delta w_{i1}, \Delta\varepsilon_{it}) = 0, \text{ para todo } t = 3, 4, \dots, T, \quad (4.3)$$

onde

$$\Psi = (I_m - \Phi)\Psi_{\xi_0}(I_m - \Phi)' + \Omega_\varepsilon. \quad (4.4)$$

(ii) O segundo momento da matriz de produtos $\Delta r_{it}\Delta r'_{it}$, $t = 2, 3, \dots, T$, com $\Delta r_{it} = \begin{pmatrix} \Delta w_{it} \\ \Delta\varepsilon_{it} \end{pmatrix}$, existe.

(iii) Seja ρ um vetor $[m^2 + m(m+1)] \times 1$ de parâmetros desconhecidos

$$\rho = (\phi', \sigma_\varepsilon', \psi')' \quad (4.5)$$

onde

$\phi = \text{vec}(\Phi)$, $\sigma_\varepsilon = \text{vec}(\Omega)$ e $\psi = \text{vec}(\Psi)$. Então, $\rho \in \Xi$, onde Ξ é um conjunto fechado, e o verdadeiro vetor de parâmetros, ρ_0 , encontra-se no interior de Ξ .

O estimador de Quase-Máxima Verossimilhança para ρ pode ser obtido pela maximização da função log-verossimilhança baseada na distribuição de probabilidade conjunta de Δw_{it} . Admitindo a condição de normalidade:

$$\mathcal{L}(\rho) = -\frac{mNT}{2} \log(2\pi) - \frac{N}{2} \log|\Sigma_{\Delta\eta}| - \frac{N}{2} \text{tr}(\Sigma_{\Delta w}^{-1} S_{N,\Delta w}) \quad (5)$$

onde

$$\Sigma_{\Delta w} = R^{-1} \Sigma_{\Delta\eta} R'^{-1} \text{ e } S_{N,\Delta w} = \frac{1}{N} \Delta w_i \Delta w_i'. \quad (5.1)$$

Admitindo efeito tempo e com w_{it} sendo gerado por

$$(I_m - \Phi L)(\Delta w_{it} - \gamma_t) = \Delta \varepsilon_{it}, \text{ com } i = 1, 2, \dots, N; t = 2, \dots, T. \quad (6)$$

com

$\gamma_t = \Delta \delta_t$. Redefinindo Δw_i e $\Delta \eta_i$,

$$\Delta w_i = \begin{pmatrix} \Delta w_{i1} - \gamma_1 \\ \Delta w_{i2} - \gamma_2 \\ \vdots \\ \Delta w_{iT} - \gamma_T \end{pmatrix} \quad \text{e} \quad \eta_i = \begin{pmatrix} \Delta w_{i1} - \gamma_1 \\ \Delta \varepsilon_{i2} \\ \Delta \varepsilon_{i3} \\ \vdots \\ \Delta \varepsilon_{iT} \end{pmatrix}, \quad (6.1)$$

a função de log-verossimilhança é dada por (5) e o estimador de γ_t pode ser apresentado como segue:

$$\hat{\gamma}_t = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \Delta w_{it}, t = 1, 2, \dots, T. \quad (6.2)$$

Quando $\gamma_t = \gamma$, $t = 1, 2, \dots, T$, observa-se que o estimador de γ_t assumirá a seguinte forma:

$$\hat{\gamma} = (\sum_{t=1}^T \sum_{s=1}^T \Sigma_{\Delta w}^{ts})^{-1} (\sum_{s=1}^T \sum_{t=1}^T \Sigma_{\Delta w}^{ts} \hat{\gamma}_s) \quad (6.3)$$

onde

$\Sigma_{\Delta w}^{-1}$ é uma matriz particionada em $(T+1)^2$ blocos de dimensão $m \times m$.

A especificação de efeitos fixos não possui restrições sobre a distribuição dos efeitos individuais, μ_i , e seu estimador admite a possibilidade de *cross-sections* heterocedásticos no componente de erro, $(I_m - \Phi) \mu_i + \varepsilon_{it}$. Além disso, a análise acima pode facilmente acomodar um erro intertemporal com variância não homocedástica. Isto pode ser feito admitindo-se que os distúrbios ε_{it} são distribuídos de forma independente e idêntica para todo i e independentemente de todos os t com $\text{Var}(\varepsilon_{it}) = \Omega_{et}$, com Ω_{et} sendo uma matriz positiva definida para todo t .

2.1.3 Estimador de GMM

Para o modelo apresentado pela equação (1), tal que os instrumentos utilizados são as defasagens da variável w_{it} , pode-se apresentar a condição de ortogonalidade como segue:

$$E[(\Delta w_{it} - \Phi \Delta w_{it-1}) q'_{it}] = 0, t = 2, 3, \dots, T, \quad (7)$$

onde

q_{it} é um vetor $m(t-1) \times 1$ definido por $q_{it} = (w'_{i0}, w'_{i1}, \dots, w'_{i,t-2})'$.

O estimador de GMM para Φ é baseado na condição de momento (7), que pode ser reescrita no formato matricial como:

$$E[(\Delta W_{it} - \Delta W_{i,-1} \Phi') Q'_i] = 0 \quad (7.1)$$

onde

Q'_i é uma matriz de dimensão $mT(T-1)/2 \times (T-1)$ dada por

$$Q'_i = \begin{pmatrix} q_{i2} & 0 & 0 & & 0 \\ 0 & q_{i3} & 0 & & 0 \\ & \vdots & & \ddots & \\ & 0 & & & q_{iT} \end{pmatrix} \quad (7.2)$$

enquanto que ΔW_{it} e $\Delta W_{i,-1}$ são matrizes $(T-1) \times m$ expressa por

$$\Delta W_i = (\Delta w_{i2}, \Delta w_{i3}, \dots, \Delta w_{iT})' \quad (7.3)$$

E

$$\Delta W_{i,-1} = (\Delta w_{i1}, \Delta w_{i2}, \dots, \Delta w_{i,T-1})' \quad (8)$$

Portanto, o estimador de GMM para $\phi = \text{vec}(\Phi)$ é dado por

$$\hat{\phi}_{GMM} = (S'_{ZX} D_{\hat{e}}^{-1} S_{ZX})^{-1} S'_{ZX} D_{\hat{e}}^{-1} S_{Zy} \quad (9)$$

onde

$$S_{ZX} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N Z_i' X_i, \quad S_{ZY} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N Z_i' y_i, \quad D_{\hat{e}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N Z_i' \Upsilon_{\hat{e}} Z_i, \quad \Upsilon_{\hat{e}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \hat{e}_i \hat{e}_i', \quad Z_i' = Q_i' \otimes I_m, \quad X_i' = \Delta W_{i,-1} \otimes I_m, \quad y_i = \text{vec}(\Delta W_i'), \quad e_i = \text{vec}(\Delta E_i') \quad \text{e} \quad \widehat{\Delta E}_i = \Delta W_i - \Delta W_{i,-1} \hat{\Phi}_{IE}'. \quad (9.1)$$

2.2 MODELO EMPÍRICO E DESCRIÇÃO DOS DADOS

Com o objetivo de mensurar o efeito interdimensional da pobreza será utilizado a seguinte versão do modelo PVAR:

$$w_{it} = (I_m - \Phi) \mu_i + \Phi w_{i,t-1} + \varepsilon_{it} \quad (10)$$

para $i = 1, 2, \dots, n$ e $t = 1, 2, \dots, T$, onde: w_{it} é um vetor $nt \times 1$ de variáveis, formadas por informações sobre a pobreza em renda, a pobreza em educação, a pobreza em saúde e a pobreza em habitação; Φ é uma matriz $m \times m$ de parâmetros, μ_i é um vetor $m \times 1$ de efeitos individuais; ε_{it} é o termo de erro; e I_m é uma matriz identidade de dimensão $m \times m$.

A amostra utilizada forma um painel com dados sobre quatro óticas da pobreza, quais sejam renda, educação, saúde e habitação, para 5.593 municípios do Brasil no período entre 1970 a 2000. Os dados foram retirados do Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada – IPEA. A tabela 1 traz mais informações sobre a natureza dos dados utilizados.

Tabela 1 – Relação das variáveis utilizadas nas estimações.

Variável	Descrição
Pobreza em Renda	Percentual de pessoas pobres (P0).
Pobreza em Educação	Percentual de analfabetos 15 ou mais anos.
Pobreza em Saúde	Mortalidade infantil por 100 mil vivos.
Pobreza em Habitação	Percentual de domicílios construídos com material durável.

Fonte: elaboração própria.

3 RESULTADOS

Para analisar as inter-relações existentes entre as multidimensões da pobreza foram geradas informações condizentes com a resposta temporal a partir de choques propiciados nas séries hora tratadas. Tais argumentos são responsáveis por caracterizar o comportamento intra e interdimensional da pobreza, fornecendo amparo a discussão econômica sobre as principais facetas das privações humanas.

A análise das relações entre as dimensões da pobreza foi realizada a partir da função de impulso resposta obtida a partir do modelo PVAR. Inicialmente são apresentadas algumas estatísticas descritivas sobre as séries; em seguida, são discutidos os resultados das respostas aos impulsos nas quatro óticas da pobreza.

3.1 ANÁLISE DESCRITIVA DAS PRIVAÇÕES

Para identificar padrões iniciais sobre o comportamento das privações municipais foi construída uma série de estatísticas descritivas. Tais medidas são responsáveis por apresentar um diagnóstico inicial para o conjunto de informações trabalhadas neste estudo, o qual servirá de base para os argumentos da análise dependes e de reposta ao impulso. A tabela apresenta o referido conjunto de estatísticas.

Tabela 2 – Estatísticas descritivas para as dimensões da pobreza.

Estatística	Renda	Educação	Saúde	Habitação
Média	59,84	32,21	67,98	63,60
Desvio padrão	25,25	18,15	49,24	31,75
Coefficiente de Variação	0,42	0,56	0,72	0,49
Assimetria	-0,33	0,55	1,50	-0,47
Curtose	1,95	2,36	5,35	1,84
Máximo	100	92,4	303,66	100
Mínimo	1,62	0,91	5,38	0

Fonte: elaboração própria.

De acordo com a tabela dois pode-se verificar um valor 59,84% para a percentual de pessoas pobres. Tal fato indica que entre 1970 e 2000, em média, mais da metade das populações residentes nos municípios brasileiros apresentavam pobreza monetária. Ainda, destaca-se que a referida medida apresenta uma dispersão de 25,25 unidades, o

que indica que o percentual de pessoas pobres, P0, em alguns casos encontra-se superior a 85% da população residente, inclusive encontrando-se em alguns casos no seu patamar máximo. Apesar gravidade apresentadas por tais estatísticas, as privações monetárias não se mostram significativas em alguns municípios, já que a amostra contempla cidades com P0 inferior a 5%, sendo seu valor mínimo de 1,62%. Por fim, verifica-se uma distribuição municipal com assimetria a direita de forma moderada e uma curtose do tipo platicúrtica, o que defini a distribuição da pobreza monetária de forma concentrada em torno da média, mas com um leve afastamento à direita, e com frequências relativamente baixas, o que reforça a forte dispersão existe na série.

Analisando a ótica da pobreza em educação verifica-se um percentual de analfabetos em média igual 32,21%, com uma dispersão em torno da mesma de 56%. Assim, tem-se que um terço da população residente nas cidades do Brasil com idade superior a 15 anos possui privações educacionais, podendo este valor alcançar o patamar de 92,4% do total de residente como mostra à estatística máximo. As estatísticas de assimetria e curtose indicam que a distribuição municipal de privações em educação apresenta-se com um afastamento a esquerda e mesocúrtica, o que reflete um comportamento muito próximo ao normal, ou seja, com uma média muito próxima ao centro e com frequências distribuídas de forma homogênea entre as classes. Assim, o que pode se observar para realidade municipal no Brasil é que as privações em educação são muito semelhantes, já que a distribuição observada para a série é muito próxima da variante Normal.

Com uma média de 67,98% e um dispersão de 49,24, sendo esta última cerca de 72% em termos da média, tem-se que a situação municipal em termos de condições de saúde apresenta uma condição bastante precária. Estes resultados indicam que a cada cem mil nascidos vivos têm-se 68 óbitos, em alguns casos chegando a 303. A referida série apresenta um grau de afastamento a esquerda e uma curtose do tipo leptocúrtica, refletido que a média amostral é inferior ao valor modal e que as frequências para as observações se mostram bastantes elevadas, ou seja, acima dos valores normais. Por um lado, o fato de a distribuição apresentar assimetria a esquerda indica que a média de mortalidade infantil é inferior ao número de casos mais frequentes na amostra. Por outro, o fato de um

elevado coeficiente de curtose reforça a observação de altas ocorrências para os diversos elementos da amostra.

Por fim, no que se refere às privações em habitação, medida pelo percentual de casas construídas com material durável, observa-se que 63,6% da população reside em domicílios construídos de forma apropriada, ou seja, de modo a proporcionar as condições adequadas de moradia. Com um desvio padrão de 31,75, correspondendo a uma dispersão em torno da média de 49%, pode-se observar uma elevada discrepância nas privações municipais de habitação. Ainda, de acordo com as estatísticas máximo e mínimo, identificou-se na amostra cidades que possui 100% das suas residências construídas com material durável e, também, casos no qual este percentual é nulo, o que reforça a acentuada variabilidade neste tipo de privação.

3.2 ANÁLISE TEMPORAL DA RELAÇÕES ENTRE AS PRIVAÇÕES

Relatado o comportamento descritivo das variáveis que compõem as óticas da pobreza ora tratadas, passa-se a descrição do tipo de tendência observado para as séries. A tabela 3 apresenta o resultado do teste de estacionaridade de Fisher desenvolvido por Maddala e Wu (1999).

Tabela 3 – Teste de estacionaridade para dados em painel.

Série	Estatística χ^2	P-valor
Renda	3.57e+04	0,000
Educação	3.52e+04	0,000
Saúde	3.85e+04	0,000
Habitação	3.98e+04	0,000

Fonte: elaboração própria. Obs: H_0 : raiz unitária.

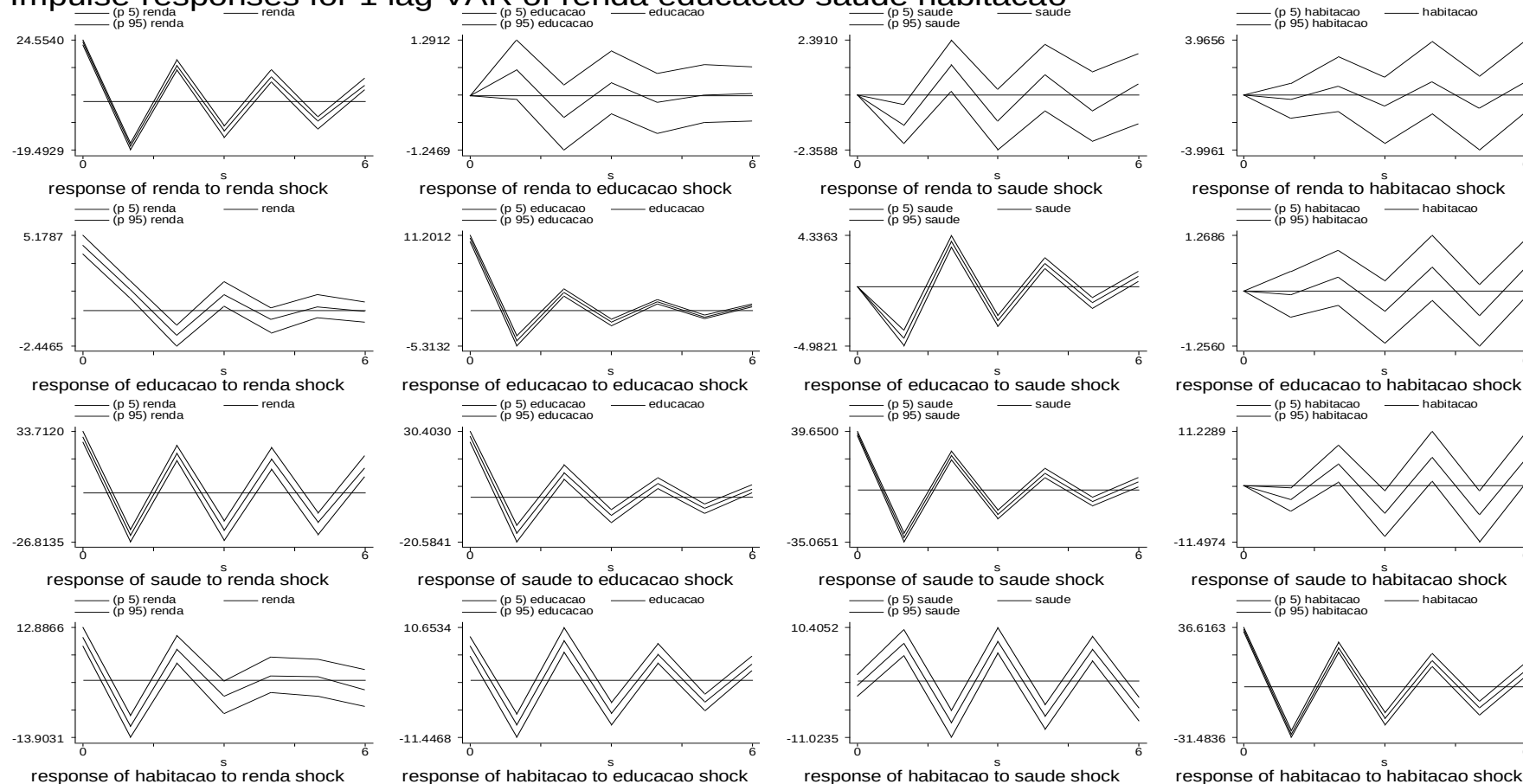
O p-valor para estatística de Chi-quadrado obtida do teste de estacionaridade de Fisher para dados em painel destaca que o conjunto de séries que indica o nível de pobreza nos municípios brasileiros referente à renda, educação, saúde e habitação possuem, em nível, um comportamento estacionário. Diante deste resultado, pode-se justificar o uso do modelo PVAR proposto por Holtz-Eakin *et. al.* (1988).

Os resultados das estimações do modelo PVAR serão discutidos a partir das funções de impulso resposta e da análise de decomposição da variância, os quais são apresentados na figura 1 e na tabela 4 respectivamente.



Figura 1 – Funções impulso-resposta do PVAR (1).

Impulse-responses for 1 lag VAR of renda educacao saude habitacao



Errors are 5% on each side generated by Monte-Carlo with 500 reps

Fonte: output do Stata.

Analisando o formato da figura 1 como uma matriz, pode-se concluir que as respostas observadas na diagonal principal, as quais são formadas a partir de choques nas próprias séries, apresentam um comportamento temporário. Todas as séries reagem positivamente a suas respectivas inovações, sendo o referido efeito seguido por impactos negativos. Este resultado se alterna ao longo dos períodos, apesar de apresentar um sentido decrescente. Neste sentido, destaca-se que as flutuações na série da educação e saúde apresentam um componente temporário que se dissipa mais rapidamente.

Considerando os efeitos permanentes propiciados por uma análise acumulada da função de impulso-resposta, observa-se para as séries de privações em renda, educação, saúde e habitação um componente positivo. Logo, o que pode se esperar de impactos das inovações nas referidas dimensões da pobreza sobre elas próprias é que os indicadores de renda habitação, saúde e educação piores.

Em síntese, as observações das respostas aos impulsos nas próprias séries mostram que aqueles municípios que possui maiores privações nas quatro óticas de pobreza analisadas tende a possuir um cenário pior àquele observado antes do choque.

Realizadas as considerações sobre as respostas aos impulsos próprios, passam-se as considerações sobre as inter-relações das dimensões da pobreza. Os argumentos que nortearam tal discussão remetem-se as funções de impulso resposta apresentadas nos gráficos que forma os triângulos superior e inferior da matriz de gráficos expressa na figura 1.

Primeiramente, serão observadas as respostas da pobreza monetária mediante os impulsos nas demais dimensões. Como pode ser observado, as inovações nas séries da educação, saúde e habitação não provocam reação na série monetária. Contudo, verifica-se um efeito defasado que no acumulado se mostram positivo para as séries da educação e habitação, enquanto o mesmo se faz de modo negativo para série da saúde. Assim, tem-se um impacto positivo e crescente das privações em educação e habitação para com a pobreza monetária, enquanto que o impacto da privação em saúde sobre a em renda apresenta o sentido inverso.

Estes resultados destacam que aquelas cidades que apresentam altos níveis de privações em educação e habitação provavelmente possuem um percentual de pessoas pobres elevado. A ausência de infraestrutura e uma deficiência na escolaridade

proporcionam um ambiente totalmente desfavorável ao crescimento da renda. Dificilmente aquelas cidades com muitos analfabetos e com pessoas vivendo sem as mínimas condições residências poderão contribuir para elevar o número de pessoas fora da faixa de pobreza, já que tais requisitos são fundamentais para mobilidade social do indivíduo. Portanto, pobreza em educação e habitação provoca pobreza em renda.

Embora tenha se mostrado de forma pouco expressiva, as privações municipais em saúde afetam, no acumulado, a pobreza em renda, ou seja, quanto maior for à precariedade municipal em saúde, menor será o contingente de pessoas pobres.

No que tange as respostas das privações em educação dados impulsos nas demais dimensões da pobreza identificou-se que somente a pobreza monetária é capaz de gerar uma reação na série da pobreza em educação, mostrando-se a mesma de caráter positiva, tendo as privações em saúde e em habitações um impacto defasado sobre as privações na mesma. Ao longo de seis períodos, pós-choque, verifica-se um efeito acumulado positivo das privações em renda e em habitação sobre aquele referente à educação, enquanto que inovações na série de pobreza na saúde provocou um impacto acumulado negativo sobre a mesma. Estes resultados destacam os benefícios (malefício) que um maior (menor) nível de renda e uma melhor (pior) infraestrutura são capazes proporcionar para os indicadores educacionais. Este resultado indica que aquelas municipalidades com menores proporções de indivíduos pobres e com melhores condições de moradia teriam atributos favoráveis para obtenção de um melhor nível educacional. Neste sentido, pode-se verificar que a relação entre privações monetárias e habitacionais para com a educação dar-se-á de forma direta, enquanto que a dimensão da saúde teria uma relação inversa com a privação em educação.

A privação em saúde, que mostrou afetar negativamente as demais dimensões da pobreza, apresentou respostas semelhantes para os impulsos nas dimensões da renda, educação e habitação. Enquanto que inovações nas primeiras fazem com que a série de privações em saúde reagirem de forma positiva, indicando que quando os indicadores de renda e educação pioram, tem-se como resultante um piora imediata nas condições de saúde nos municípios, verificou-se um impacto da pobreza em moradia sobre a pobreza em saúde somente após um período e, assim como as demais, caracterizando-se de forma positiva.

Em termo das respostas acumuladas, identificou-se que os maiores impactos dar-se-ão sobre a pobreza em saúde. Todas as dimensões provocam impactos positivos ao longo de seis períodos, mostrando-se de forma mais moderada para impulsos na privação em habitação. Este resultado reforça a influência que, principalmente, as dimensões da renda e da educação imprimem sobre o comportamento dos indicadores municipais de saúde. Aquelas jurisdições com maior número de pessoas em condições de pobreza, com maior número de analfabetos e com piores condições de moradia sofrem com problemas financeiros, com a falta instrução e com a ausência de condições sanitárias adequadas, acabando por apresentarem privações em saúde mais severas.

Por fim, no que tange as respostas da série da privação em habitação dados os impulsos nas demais dimensões da pobreza, destaca-se que a referida série sempre apresenta algum nível de reação, sendo positiva para impulsos monetários ou educacionais e negativos para inovações na série da saúde. Ainda, verificou-se que ao longo de seis períodos, o efeito provocado por choques na dimensão da renda praticamente se dissipa, enquanto os demais efeitos se perpetuam por um período superior. No acumulado, as respostas observadas para a série da habitação, assim, como as respostas das demais privações, mostraram-se negativas para choques nas privações de saúde e positiva para ocorrências das demais inovações. Assim, o que se observar é que flutuações nos indicadores de pobreza monetária e educacional provocam um impacto positivo sobre as privações em moradia, enquanto que o sentido inverso é observado para as mudanças nas privações em saúde.

4 CONSIDERAÇÕES FINAIS

A literatura destaca a importância da análise multidimensional da pobreza, já que é consenso de que a análise baseada somente no quesito renda não se mostra adequada para descrever o nível de privações de uma população. Contudo, as discussões sobre as diversas privações pelas quais um conjunto de indivíduos pode passar remetem a formação de indicadores agregados, que limitam a análise a verificação do nível de pobreza global e pouco reflete qual o tipo de relações que existem entre as várias carências sociais.

Neste sentido, este trabalho se propôs a apresentar o cenário vigente para o comportamento interdimensional das privações sociais utilizando o modelo de Vetores Auto Regressivos para dados em painel, do qual foram obtidas as funções de impulso-resposta que relataram o sentido para as relações entre as privações em saúde, educação, renda e habitação para 5.593 municípios brasileiros entre 1970 e 2000.

As respostas observadas para as dimensões da renda, educação, saúde e habitação a partir de choques nas respectivas séries mostraram um sentido que se inverte ao longo do tempo, mas que no acumulado mostrou-se de forma positiva. Assim, para um choque positivo no número de pessoas abaixo da linha da pobreza ter-se-ia uma piora no nível de privação monetária, um choque positivo na taxa de analfabetismo proporcionaria uma elevação na proporção de analfabetos, um choque positivo na mortalidade provocaria um efeito positivo sobre as privações de saúde e, por fim, um choque positivo no número de residências com condições adequadas seria responsável por elevar a precariedade das moradias.

No que tange as respostas aos impulsos interdimensões observou-se um sentido positivo para as inter-relações entre as dimensões da renda, da educação e da habitação e, ainda, um impacto positivo destas últimas sobre a dimensão da saúde, indicando que a elevação no número de pessoas pobres é responsável pelo aumento da taxa de analfabetismo e na taxa de mortalidade, e vice-versa, além de uma piora nas condições de moradia. Por sua vez, impulsos nas privações em saúde promovem respostas negativas sobre as demais privações.

Portanto, a análise interdimensional da pobreza indica que existe uma relação intra e interprivações e, ainda, que aquelas municipalidades que tiveram um aumento acentuado nas carências de qualquer uma das óticas analisadas sofrerá com indicadores ainda mais desfavoráveis nas demais dimensões da pobreza.

REFERÊNCIAS

- ALKIRE, Sabina; SANTOS, Maria Emma. **Acute multidimensional poverty: A new index for developing countries**. OPHI Working Paper Series 38, Oxford University. 2011.
- ALKIRE, Sabina; FOSTER, James. Counting and multidimensional poverty measurement. **Journal of public economics**, v. 95, n. 7, p. 476-487, 2011.
- ATKINSON, A.; BOURGUIGNON, F.: The comparison of multidimensioned distributions of economic status. **Rev. Econom. Stud.** 49, p.183–201, 1982.
- ATKINSON, Anthony B. Multidimensional deprivation: contrasting social welfare and counting approaches. **The Journal of Economic Inequality**, v. 1, n. 1, p. 51-65, 2003.
- BINDER, M.; HISAO, C.; PESSARAM M. H. Estimation and Inference in Short Panel Vector Autoregressions with Unit Roots and Cointegration. **Econometric Theory**, vol. 21, nº. 4, 2004.
- BOURGUIGNON, Francois; CHAKRAVARTY, Satya R. The measurement of multidimensional poverty. **The Journal of Economic Inequality**, v. 1, n. 1, p. 25-49, 2003.
- CHAKRAVARTY, Satya; DEUTSCH, Joseph; SILBER, Jacques. On the Watts Multidimensional Poverty Index and its Decomposition. *World Development* 36(6): 1067-1077. 2008.
- DEUTSCH, Joseph; SILBER, Jacques. Measuring multidimensional poverty: An empirical comparison of various approaches. **Review of Income and Wealth**, 51 (1): 145–174. 2005.
- DUCLOS, J.; SAHN, D.; YOUNGER, E. Robust multidimensional poverty comparisons. **Economic Journal**, 116 (514): 943-968. 2006.
- HOLTZ-EAKIN, D.; NEWEY, W. K.; ROSEN, H S. Estimating vector autoregressions with panel data. **Econometrica**. 56, 1371-1395. 1988.
- IM, K. S.; PESARAN, H; SHIN, Y. Testing for Unit Roots in Heterogeneous Panels. **Journal of Econometrics**. 115, 53-74. 2003.
- KOLM, S-Ch. Multidimensional egalitarianisms. **Quartely Journal Economics**. 91: 1 – 13, 1977.
- LEE, L. Generalized econometric models with selectivity. **Econometrica** 51, 507–512, 1983.
- MAASOUMI, E. The Measurement and Decomposition of Multidimensional Inequality, **Econometrica**, 54, 771-779, 1986.
- MAASOUMI, Esfandiar; LUGO, Maria Ana. **The Information Basis of Multivariate Poverty Assessments**. In *Quantitative Approaches to Multidimensional Poverty Measurement*, Kakwani and Silber (eds.), Palgrave Macmillan, 2008.

MADDALA, G.S. e WU, S. **A Comparative Study of Unit Root Tests With Panel Data and A New Simple Test.** Oxford Bulletin of Economics and Statistics 61,631-652. 1999.

RUGGIERI-LADERCHI, C.; SAITH, R.; STEWART, F. Does it matter that we do not agree on the definition of poverty? A comparison of four approaches. **Oxford Development Studies**, 31, 243–274. 2003.

SEN, Amartya K. Poverty: An ordinal approach to measurement. **Econometrica**. 44 (2): 219-231. 1976.

TSUI, K. Y., Multidimensional Generalizations of the Relative and Absolute Indices: the Atkinson-Kolm-Sen Approach. **Journal of Economic Theory**, (1995), 67, 251-265, 1995.

TSUI, Kai-yuen. Multidimensional poverty indices. **Social Choice and Welfare**, v. 19, n. 1, p. 69-93, 2002.