

UMA ANÁLISE ESPACIAL DA POBREZA MULTIDIMENSIONAL NOS BAIRROS DE FORTALEZA – CEARÁ*

Ricardo Candéa Sá Barreto

Companhia de Água e esgoto do Ceará (CAGECE)

E-mail: ricardocandea@yahoo.com.br

Eli Izidro dos Santos

Teatro Popular de Ilhéus (TPI)

E-mail: elyizidro@hotmail.com

Ícaro Célio Santos de Carvalho

Escola de Administração de Empresas de São Paulo (EAESP/FGV)

E-mail: icarocelio@hotmail.com

RESUMO: Este estudo objetivou caracterizar a pobreza nos bairros de Fortaleza – Ceará no período de 2000 e 2010, por meio da utilização de ferramentas de análise espacial, instrumentos que permitem uma visualização das regiões afetadas pela pobreza mais próxima da realidade, o que pode colaborar com a implementação de políticas públicas para alívio desse fenômeno de forma eficaz. Destaca-se que este trabalho se apropria de um enfoque multidimensional da pobreza, ou seja, considera outras variáveis que igualmente privam os cidadãos, além da renda, para realização do cálculo do Índice de Pobreza (IP). Assim, a organização dos bairros em *rankings* de pobreza demonstrou que os índices são consistentes para o estudo e espacialização da pobreza em Fortaleza. Logo, foram encontrados *Cluster* de alta pobreza em diversas áreas do município, bem como de baixa pobreza, principalmente nas áreas centrais de Fortaleza. Além disso, utilizou-se um modelo econométrico espacial que apontou os determinantes da condição de pobreza, cuja influência é positiva: o índice de desigualdade de Theil, a mortalidade infantil e o nível de analfabetismo de pessoas com 25 anos ou mais.

Palavras-Chave: *Cluster*; Distribuição Espacial; Pobreza.

Classificação JEL: C01; C49; I32; I39; Z13.

ABSTRACT: This study aimed to characterize poverty in the neighborhoods of Fortaleza – Ceará in the period of 2000 and 2010, through the use of spatial analysis tools, tools that allow a visualization of regions affected by poverty closer to reality, which may contribute to the Implementation of public policies to alleviate this phenomenon effectively. It is worth noting that this study appropriates a multidimensional approach to poverty, that is, it considers other variables that equally deprive citizens, in addition to income, for calculating the Poverty Index. Thus, the organization of neighborhoods in poverty rankings has shown that the indices are consistent to the study and spatialization of poverty in Fortaleza. Therefore, a high concentration of poverty was found in several areas of the city, as well as low poverty, mainly in the central areas of Fortaleza. In addition, a spatial econometric model was used that pointed out the determinants of the poverty condition, whose influence is positive: Theil's inequality index, Infant mortality, and the illiteracy rate of people aged 25 years or over.

Keywords: Cluster; Spatial distribution; Poverty.

JEL Code: C01; C49; I32; I39; Z13.

1. Introdução

Segundo o Programa das Nações Unidas para o Desenvolvimento - PNUD (2013), Fortaleza possui uma área de 320,12 km² e densidade demográfica de 7.645,29 hab/km². Em 2000, o seu IDHM era de 0,652; em 2010, passou para 0,745, esse aumento demonstra um importante crescimento de 15,64% desse índice. Destacam-se três principais dimensões como as motivadoras desse crescimento: longevidade, renda e educação. Por outro lado, a renda *per capita* média do município cresceu 85,18%, passando de R\$ 610,4, em 2000, para R\$ 846,36, em 2010. Ressalta-se ainda uma redução na desigualdade de renda, medida através do índice de Gini, que passou de 0,64, em 2000, para 0,61, em 2010. Ainda assim, segundo o relatório da PNUD, Fortaleza é um dos cinco municípios mais desiguais do mundo. Para o Instituto de Pesquisa e Estratégia Econômica do Ceará - IPECE (2012), esses aspectos se configuram e se refletem, especialmente nos bairros, na falta de serviços públicos de qualidade como: saúde e educação, no desemprego, na falta de programas de geração de renda, entre outros aspectos que, geralmente, têm potencializado o surgimento de conflitos sociais, manifestados, principalmente, através do aumento da violência.

Nesse universo, a pobreza contribui para o afastamento do indivíduo do convívio social, acentuando, sobretudo, a ausência de outros aspectos além da renda, que igualmente privam as pessoas de suas necessidades básicas. Dessa forma, a pobreza não pode mais ser analisada apenas pela ótica unidimensional da renda. Faz-se necessária a ampliação dos estudos, a fim de entender as necessidades básicas dos indivíduos, como nutrição, saúde, educação, moradia, saneamento básico, entre outros, ou seja, atribuir aos estudos da pobreza um caráter multidimensional (LACERDA; NEDER, 2010).

Entretanto, assumir que a pobreza não se limita à renda não é suficiente, é preciso uma análise mais abrangente para a obtenção de resultados mais explicativos e pertinentes. É importante conhecer de forma clara o objeto de análise e o comportamento desse, caso contrário, tornam-se extremamente limitadas as tentativas de elaborar e avaliar as políticas públicas voltadas para o alívio da pobreza e, principalmente, de entender a realidade de forma ampla e consistente o suficiente para intervir de forma positiva e duradoura.

Outro fator de destaque, nesse contexto, é a espacialização da pobreza, pois, segundo Ávila (2013), é fundamental conhecer e entender as relações que as múltiplas dimensões da pobreza possuem no espaço, para entre outros aspectos colaborar com a elaboração de políticas públicas mais consistentes. Nesse sentido, a identificação de *clusters* de pobreza e suas dimensões podem permitir o entendimento do melhor tipo de política a ser proposta, com foco no núcleo do problema e, dessa forma, possibilitar uma aplicação de recursos públicos de forma mais eficiente e eficaz.

Portanto, a identificação de *clusters* de pobreza nos bairros de Fortaleza se deu por meio de um Índice de Pobreza (IP), que foi calculado a partir dos dados dos Censos Demográficos de 2000 e 2010 e do Atlas do Desenvolvimento Humano 2013 para os 116 bairros de Fortaleza, cuja análise foi desenvolvida através da utilização de métodos de análise espacial. Nesse contexto, este trabalho tem como objetivo geral desenvolver uma análise espacial da pobreza multidimensional dos bairros de Fortaleza no período de 2000 e 2010. E, mais especificamente, busca-se: (a) mensurar a pobreza nos bairros de Fortaleza para o período de 2000 e 2010, com base no Índice de Pobreza; (b) analisar espacialmente a pobreza em Fortaleza; (c) identificar os bairros do município com maior e menor concentração de pobreza; e, por fim, (d) identificar quais variáveis foram determinantes para a pobreza nos bairros do município.

Logo, a relevância deste trabalho está em chamar a atenção para a urgência de ações que promovam mudanças localizadas, uma vez que o município de Fortaleza, assim como a região Nordeste, apresenta elevados índices de pobreza. Destarte, estudos espaciais sobre o tema auxiliam na focalização de políticas públicas, por exemplo.

Metodologicamente, o objetivo da proposta foi a mensuração do Índice Pobreza (IP) dos bairros de Fortaleza para o ano de 2000 e 2010, utilizando-o, posteriormente, dentro do modelo econométrico espacial *cross section*, como variável representativa da pobreza dos bairros no ano de 2010. A construção dessa variável permitiu verificar os diferenciais no comportamento do IP nos

anos de 2000 e 2010 e, por fim, permitiu analisar as desigualdades socioeconômicas entre os bairros, através de uma perspectiva multidimensional.

Para além desta primeira seção introdutória, este artigo encontra-se dividido em mais quatro seções: na segunda seção, encontra-se a revisão da literatura, que apresenta o referencial teórico utilizado para embasar esta análise acerca da pobreza; na terceira seção, é apresentada a metodologia utilizada; na quarta seção, foram feitas as discussões dos resultados encontrados, bem como a espacialização da pobreza nos bairros de Fortaleza; e, na quinta seção, são destacadas as considerações finais do trabalho, além das referências e anexos I, II e III.

2. Revisão de literatura

Entender como a pobreza se comportou com o passar dos anos nos permite compreender como sua concepção foi se alterando ao longo do tempo. Nesse sentido, a trajetória histórica explica como o contexto social necessitou de abordagens que melhor explicassem a pobreza, assim, é possível perceber a necessidade de expandir os estudos de uma visão unidimensional para estudos que compreendam outras variáveis que melhor expliquem essa problemática. Algumas concepções acerca da pobreza foram desenvolvidas desde o século passado, porém há uma complexa conceituação do termo, devido ao seu caráter subjetivo. Para além disso, o estudo pode ser concentrado de duas maneiras: a primeira sob a ótica econômica, na qual é utilizado como base somente a renda; e a segunda por uma perspectiva que incorpora outras variáveis não econômicas, que igualmente privam o cidadão.

Segundo Crespo e Gurovitz (2002), no último século, foram desenvolvidas três concepções gerais acerca da pobreza, (1) sobrevivência; (2) necessidades básicas e (3) privação relativa. No primeiro caso, o enfoque era mais restritivo e predominou nos séculos XIX e XX, teve origem no trabalho de nutricionistas ingleses, o qual apontava que a renda dos mais pobres não era suficiente para a manutenção do rendimento físico do indivíduo. O segundo caso, sua expansão se deu principalmente partir de 1970, foram incorporadas novas variáveis, como serviços de água potável, saneamento básico, saúde, educação e cultura, para o estudo da pobreza. O terceiro e último caso ganhou destaque a partir de 1980, dando ao conceito um enfoque mais abrangente e rigoroso, buscando formulação científica e comparações entre estudos internacionais, principalmente, enfatizando o aspecto social. Essa ideia foi fortalecida por Amartya Sen, principal teórico dessa nova concepção da pobreza.

Nesta lógica, para Kageyama e Hoffmann (2006), a noção de pobreza refere-se a um tipo de privação, que pode ser apenas material ou incluir elementos de ordem cultural e social, em face dos recursos disponíveis para uma pessoa ou família. A distinção entre a natureza da privação pode ser compreendida por meio das discussões conceituais de Feres e Villatoro (2013), que aponta a pobreza absoluta como a existência de um núcleo irredutível, ou seja, um núcleo onde os indivíduos estão numa situação abaixo do nível de rendimento mínimo para sobreviver e que os impossibilita de suprir as suas necessidades básicas.

Já a pobreza relativa contrapõe as concepções absolutas e propõe utilizar uma perspectiva que se refere às condições reais de privação, principalmente, na comparação com outros indivíduos da sociedade. Segundo Townsend (1962), *many people have been uneasily aware of the problems of defining necessities like housing, clothing, or fuel and light*. Ou seja, os indivíduos estão em situação de pobreza quando não têm os recursos para atividades diárias em sua sociedade, estão excluídos do estilo de vida socialmente desejável.

Entretanto, de acordo com Sen (2000), a pobreza tem um caráter tanto absoluto como relativo, que pode variar o tempo todo dentro do convívio social, pois é fortemente influenciado pela posse de bens comuns desse convívio, que, por seu turno, impacta diretamente sobre a percepção de bem-estar, a qual neste sentido pode alternar de acordo com cada sociedade.

Contudo, os estudos acerca da pobreza foram recentemente vistos sob uma ótica diferente da que foi aplicada no século passado. Os estudos realizados nas obras de Amartya Sen (2000) sobre o caráter dinâmico da pobreza revelam um novo horizonte de pesquisas, em que outras variáveis além

da renda foram incorporadas às análises da pobreza, os denominados estudos das privações das capacidades. Segundo Sen (2000), as liberdades estreitam a noção de pobreza sob a ótica de renda e ampliam e dinamizam os novos estudos. Nesse contexto, o conceito multidimensional da pobreza é definido como uma ideia antiga com novos arranjos, o que caracteriza o amplo aspecto do termo, em que são envolvidas as dimensões econômicas, sociais e estruturais (POGGI, 2004; CONCONI; HAM, 2007).

Em consonância com Sen (2000), a abordagem das capacitações traz uma definição ligada a uma série de necessidades básicas as quais os indivíduos ficam privados de realizar, como: estar bem nutrido, vestido e abrigado adequadamente, livre de doenças, ser respeitado, entre outras funcionalidades. Nesse contexto, as “capacidades” são as combinações alternativas de funcionamentos de possível realização. Portanto, a capacidade é um tipo de liberdade: a liberdade substantiva de realizar combinações alternativas de funcionamentos ou a liberdade para ter estilos de vida diversos. Por exemplo, uma pessoa abastada que faz jejum por sua livre e espontânea vontade pode ter a mesma realização de funcionamento que uma pessoa pobre forçada a passar fome extrema. Porém, a primeira pessoa possui um “conjunto capacitário” diferente do da segunda. A primeira pode escolher comer bem e ser bem nutrida, o que seria impossível para a segunda (CRESPO; GUROVITZ 2002; SEN, 2000).

Outro ponto que merece destaque nesse contexto está ligado às linhas de pobreza. De acordo com o IBGE (2011), as discussões sobre os indicadores de pobreza no Brasil ainda precisam de aprofundamento, pois são muito incipientes. O Governo Federal, por exemplo, utiliza-se de vários recortes para a implementação dos programas sociais, como é o caso da política de transferência de renda “Bolsa Família”, que considera pobres as pessoas que auferem renda mensal de até $\frac{1}{4}$ do salário mínimo. Contudo, existem outros indicadores como a Pesquisa dos Orçamentos Familiares – POF, que analisa o consumo, por considerar este menos volátil que a renda e representar o gasto real das famílias em alimentos e outros bens. Porém, essas são definições baseadas apenas na renda das pessoas.

Nesta lógica, cada pesquisador acaba definindo um caminho de acordo com a metodologia utilizada, os dados disponíveis e os objetivos do estudo. Logo, são muitas conceituações, no entanto, não há consenso entre os autores, principalmente, sobre as linhas de pobreza a serem utilizadas nas pesquisas. E, quando se trata de estudos multidimensionais, essa tarefa se torna ainda mais difícil, pois a escolha das dimensões que serão objeto do estudo e quais variáveis serão utilizadas em muito dependem do objetivo do trabalho e do conceito de pobreza utilizado pelo pesquisador (AMARAL; CAMPOS; LIMA, 2015).

Para Lacerda (2009), a grande dificuldade é encontrar um bom indicador, capaz de incorporar o lado multidimensional da pobreza. A autora destaca que, diferente do que acontece com os estudos sobre o prisma unidimensional da renda, não existe, ainda, nas abordagens multidimensionais, um conjunto de medidas estabelecidas e consolidadas. Esse fato ilustra bem a importância da utilização do Índice de Pobreza, utilizado neste trabalho, que engloba no seu arcabouço a renda, a educação, a saúde e a habitação. De acordo com Ávila (2013), apesar de utilizar dados quantitativos, esse índice foca a qualidade de vida dos indivíduos, não restringindo apenas a quantificação monetária da pobreza. O IP é inspirado no Índice de Pobreza Humano (IPH)¹, que foi incorporado ao Relatório de Desenvolvimento Humano da PNUD, a partir de 1997, com o objetivo específico de medir a pobreza, utilizando as mesmas variáveis do IDH, entretanto, com foco nos mais pobres e adotando uma perspectiva das privações do indivíduo. Tal índice tem o intuito de medir o tamanho do déficit,

¹ O IPH foi construído a partir de três indicadores: a) percentual de indivíduos suscetíveis de morrer antes dos 40 anos de idade; b) quantidade de adultos analfabetos; e c) serviços que são ofertados pelo conjunto da economia. Esta última é formada por três variáveis: percentual de pessoas que não têm acesso à água potável, percentual de indivíduos que não têm acesso aos serviços de saúde e percentual de crianças abaixo dos cinco anos de idade que sofrem de desnutrição. Esse índice foi, em 1998, dividido em dois: o IPH-1, para países em desenvolvimento, e o IPH-2, para países desenvolvidos, de forma a refletir melhor as diferentes condições existentes entre os dois grupos de países (ÁVILA, 2013; LACERDA, 2009; PNUD; 1997).

utilizando as mesmas dimensões fundamentais consideradas pelo IDH. Neste sentido, ele é mais uma medida de vulnerabilidade que propriamente de pobreza (ÁVILA, 2013; LACERDA, 2009).

Apesar das várias limitações desse tipo de metodologia, ela se mostra analiticamente aceitável, pois, além de medir a pobreza, busca entendê-la, considerando dimensões mais ligadas à qualidade de vida das pessoas. Nestes termos, a interpretação desses índices possibilita a proposição e elaboração de políticas públicas capazes de atender, de fato, às necessidades dos indivíduos e revelam-se bem mais eficazes que os métodos que utilizam apenas a dimensão renda (ÁVILA, 2013; LACERDA, 2009).

3. Metodologia

3.1. Índice de Pobreza – IP

A metodologia deste trabalho foi composta por técnicas de distribuição espacial e baseada no trabalho desenvolvido por Ávila (2013), cuja construção do Índice de Pobreza é estruturada a partir da metodologia de elaboração do Índice de Pobreza Humana – IPH, criado por Anand e Sen (1997). Também faz parte desse arcabouço a Análise Exploratória de Dados Espaciais – AEDE, o Índice de Moran Global e Local, instrumentos os quais possibilitaram espacializar a pobreza e a desigualdade nos bairros de Fortaleza, capital do Ceará, sob uma ótica multidimensional. Também faz parte deste arcabouço a utilização de um modelo econométrico regressivo, com o objetivo de identificar os determinantes da pobreza em fortaleza, tendo o IP como variável dependente.

Neste sentido, após a coleta dos dados, foi realizado o cálculo do IP, a partir das dimensões escolhidas, dispostas no quadro 1. Inicialmente, elaborou-se uma tabela com os indicadores de privações para cada um dos bairros, para que, na sequência, pudessem ser realizados os cálculos dos referidos índices. Sequencialmente, foi organizado o *ranking* dos bairros, para cada um dos índices calculados. Assim, obteve-se uma análise comparativa dos *rankings*, buscando verificar a consistência dos índices como forma de justificar sua utilização na análise espacial. Para verificar a consistência dos índices, utilizou-se como base o *ranking* do IDHM para os bairros de Fortaleza de 2000 e 2010, divulgados através do Atlas do Desenvolvimento Humano do Brasil/2013 (PNUD, IPEA, FJP, 2013).

Quadro 1 – Dimensões e privações que compõem o IP

DIMENSÕES (D)	PRIVAÇÕES (P)
Habitação e saneamento (HS)	5 ou mais moradores por domicílio (IBGE) Sem paredes adequadas (PNUD, IPEA e FJP) Sem coleta de lixo (IBGE) Sem energia elétrica (PNUD, IPEA e FJP) Sem tratamento de esgoto e água potável (PNUD, IPEA e FJP)
Educação (E)	Sem instrução e Analfabetismo com 25 anos ou mais (IBGE)
Saúde (S)	Taxa de Mortalidade Infantil (PNUD, IPEA e FJP)
Renda (R)	Até 1/4 do salário mínimo (SM) ou Sem rendimento (IBGE)

Fonte: Adaptado de Ávila (2013).

Portanto, seguindo o arcabouço metodológico, o Índice de Pobreza é apresentado da seguinte forma:

$$D_i = \frac{1}{n} (\sum P_{ij}) \quad (1)$$

em que: D_i = dimensão a ser calculada; P_{ij} = privação que compõe a variável derivada; i = número que indica a dimensão a ser calculada ($i = 1, \dots, 4$); j = número da privação que compõe a dimensão a ser calculada ($j = 1, \dots, 5$); e n = quantidade de privações que compõem a dimensão.

Desta forma, aplicando-se a média ponderada às dimensões (D_i) e reescrevendo-as: $HS = D_1, E = D_2, S = D_3$ e $R = D_4$. o índice de Pobreza assume a seguinte expressão:

$$IP = \left\{ \frac{1}{n} [D_1^\alpha + D_2^\alpha + D_3^\alpha + D_4^\alpha] \right\}^{\frac{1}{\alpha}} \quad (2)$$

Ou seja: $D = D_i ; i = 1 \dots, n$

Então, na fórmula geral, tem-se:

$$IP = \left[\frac{\sum D_i^\alpha}{n} \right]^{\frac{1}{\alpha}} \quad (3)$$

em que: n = quantidade de dimensões que compõem o índice; e α = fator de ponderação do peso das dimensões que compõem o índice.

Tem-se, desta forma, os três índices utilizados neste trabalho, que são assim apresentados:

$$IP_1 = \left\{ \frac{1}{n} [HS^\alpha + E^\alpha + S^\alpha + R^\alpha] \right\}^{\frac{1}{\alpha}} \alpha = n=4 \quad (4)$$

$$IP_2 = \left\{ \frac{1}{n} [HS^\alpha + E^\alpha + S^\alpha] \right\}^{\frac{1}{\alpha}} \alpha = n=3 \quad (5)$$

$$IP_3 = \left\{ \frac{1}{n} [R^\alpha] \right\}^{\frac{1}{\alpha}} \alpha = n=1 \quad (6)$$

E, finalmente, tem-se:

$$D_i = \frac{1}{n} (\sum P_{ij}) \quad n= 5 \text{ para HS e } n= 1 \text{ para E, S, e R} \quad (7)$$

Assim, a partir do cálculo dos Índices de Pobreza (IP)², foi realizada a análise comparativa dos *rankings* dos bairros, buscando verificar a consistência dos índices calculados em comparação ao IDHM dos bairros de Fortaleza de 2000 e 2010 divulgados pela PNUD (2013), como forma de justificar sua utilização na análise espacial.

Para implementação da análise espacial, definiu-se, primeiramente, a matriz de pesos espaciais (W), que, conforme Almeida *et al.* (2008), é a forma de expressar um determinado arranjo espacial das interações resultantes do fenômeno a ser estudado, como primeiro passo para implementação da Análise Exploratória de Dados Espaciais (AEDE). No entanto, tendo em vista a existência de autocorrelação espacial, foi aplicado à estatística I de Moran Global³, pois, segundo Almeida (2012), é a maneira mais aceitável de identificá-la e testá-la. Contudo, quando se lida com um grande número de dados, há sempre a ocorrência de dependência espacial, assim, foi utilizada a estatística I de Moran Local, que permite a identificação de *clusters* espaciais, em que a comparação

² Este é um índice cujo valor varia de 0 a 100. Logo, o valor final do IP indica qual a proporção de pobres no bairro. Dessa forma, quanto mais próximo de 100 for o resultado, maior é o grau de pobreza. Nesse sentido, os bairros que obtiverem índice menor que 15% são considerados de baixa pobreza, os que alcançarem índice de 15% a 29,99% são classificados como de média pobreza, os que galgarem índice de 30% a 49,99% são tidos como de alta pobreza e aqueles que obtiverem índice de 50% ou mais serão classificados com grau de pobreza muito alto. Salienta-se que esse foi um arranjo praticado para este trabalho, na metodologia original, devido à menor escala dos bairros, em relação aos municípios ou estados, por exemplo (ÁVILA, 2013).

³ Consiste em uma medida de autocorrelação espacial que aponta para a existência ou não de agrupamentos espaciais para uma dada variável, isto é, para a presença de índices de pobreza com valores similares entre vizinhos, segundo um determinado indicador de interesse (ALMEIDA *et al.*, 2008).

é feita não entre bairros, mas entre os indicadores locais e seus vizinhos, verificando, desta forma, se há ou não padrões de concentrações locais.

Segundo Almeida *et al.* (2008), o objetivo central desse método é descrever a distribuição espacial, os padrões de associação espacial, os possíveis *clusters* espaciais, verificar a existência de diferentes regimes espaciais ou outras formas de instabilidade espacial (não estacionariedade) e identificar observações espaciais atípicas, ou seja, os *outliers*. Os autores salientam que para a implementação da AEDE, faz-se necessário definir uma matriz de pesos espaciais (W). Destacam, ainda, que a escolha da matriz de pesos espaciais é muito importante em uma AEDE, pois os resultados da análise são sensíveis a tal seleção. Logo, diante da ideia contida na matriz de vizinhança, há existência de uma maior interação espacial entre os vizinhos mais próximos do que com os mais distantes. Ávila (2013) afirma que o resultado dessa interação esperada é que o índice de pobreza de determinado bairro influencie e seja influenciado pelos índices dos bairros com os quais fazem fronteira e que essa influência vá diminuindo, na medida em que a distância interbairros aumente.

Desta forma, inicialmente, definiram-se a matriz e o nível de contiguidade, para posteriormente proceder a análise a partir da elaboração dos mapas. Assim, realizou-se o teste de autocorrelação espacial ou I de Moran, que indicou que o uso dos K vizinhos mais próximos seria o mais indicado⁴, pois apresentou o maior nível de significância estatística para ambos os períodos e índices, o que está consonância com os preceitos metodológicos (ANSELIN, 1988; ALMEIDA, 2012).

A partir do cálculo dos Índices de Pobreza (IP), realizou-se a análise comparativa dos *rankings* dos bairros, buscando verificar a consistência dos índices calculados, como forma de justificar sua utilização na análise espacial. Para a verificação da consistência dos índices, utilizou-se o *ranking* do IDHM de 2000 e 2010 para bairros de Fortaleza, divulgado através do Atlas do Desenvolvimento Humano do Brasil (PNUD; IPEA; FJP, 2013).

3.2. Modelo econométrico espacial

A econometria espacial pertence a um campo da econometria tradicional, que leva em consideração a interação espacial nas proposições de possíveis soluções aos problemas econômicos nos quais a dimensão espacial esteja presente. Segundo Pimentel (2004), seria uma coletânea de ferramentas propostas para lidar com as particularidades advindas da influência do espaço sobre a análise estatística de dados espaciais. Por esse motivo, a econometria espacial tem suas raízes em estudos específicos das áreas de ciência regional, geografia econômica e economia urbana.

O modelo clássico de regressão linear nos permite estimar a relação entre uma variável dependente e um conjunto de variáveis explicativas. Assim, quando a variável dependente é contínua, um método que é naturalmente escolhido é o de Mínimos Quadrados Ordinários (MQO). Formalmente, esta relação é expressa como:

$$Y = \beta_0 + \beta x + \varepsilon \quad (8)$$

em que Y é a variável dependente, β_0 é a constante, β é o parâmetro a ser estimado, x é a variável independente e ε é o termo de erro.

Contudo, o modelo clássico de análise de regressão linear não incorpora os componentes espaciais e, muitas vezes, para a explicação de um fato ou comportamento de uma variável em um espaço específico, também, devem-se considerar as interações no interior de tal localidade. De acordo com Anselin (1992), o erro residual de uma regressão pode ser considerado englobando todos os elementos ignorados. Se qualquer um desses elementos mostrar um padrão espacial significativo, deveria ser refletido em um padrão espacial para os termos do erro. Assim, utilizaram-se métodos de regressão espacial, que, diferente do MQO, pretendem explorar ou demonstrar a presença de

⁴ Para este estudo, adotou-se a configuração dos 10 K vizinhos mais próximos. Contudo, para verificar a robustez dos resultados, foram testadas as configurações com 15 e com 20 vizinhos.

dependência entre as observações no espaço. Em outras palavras, o objetivo é controlar a possibilidade de uma região com altas taxas de pobreza estar influenciando regiões vizinhas, corroborando com o argumento da existência de dependência espacial.

Buscando identificar a melhor especificação do modelo econométrico, Florax, Folmer e Rey (2003) recomendam que seja seguido o seguinte roteiro:

- a) Estimar o modelo clássico de análise de regressão linear por meio de Mínimos Quadrados Ordinários (MQO);
- b) Testar a hipótese de ausência de autocorrelação espacial devido a uma defasagem ou a um erro, por meio das estatísticas Multiplicador de Lagrange (ML), ρ (defasagem espacial) e Multiplicador de Lagrange λ (ML) (erro espacial);
- c) Caso ambos os testes não sejam significantes, a utilização do modelo clássico é mais apropriada. Caso contrário, é necessário seguir o próximo passo;
- d) Se ambos forem significantes, estima-se o modelo apontado como o mais significativo, de acordo com as versões robustas destes testes, ou seja, Multiplicador de Lagrange Robusto (MLR) ρ (defasagem espacial) e Multiplicador de Lagrange Robusto (MLR) λ (erro espacial). Assim, caso $MLR\rho > MLR\lambda$, usa-se o modelo com defasagem espacial como o mais apropriado. Caso contrário, $MLR\rho < MLR\lambda$, usa-se o modelo de erro autorregressivo espacial como o mais apropriado.

Na prática, têm-se dois dos principais modelos aplicados em econometria espacial: defasagem espacial – SAR – e o modelo de erro autorregressivo espacial – SEM – (*Spatial Error Model*). No caso do SAR, ele pode ser expresso por (9).

$$y = \rho W y + X\beta + \varepsilon \quad (9)$$

Em que y é a variável dependente; ρ é o coeficiente autorregressivo espacial; $W y$ é um vetor $n \times 1$ de defasagens espaciais para a variável dependente; X é a matriz das variáveis explicativas; ε é o termo de erro.

Modelos do tipo (9) indicam que "... uma mudança na variável explicativa numa região afetará não apenas a própria região pelo efeito direto, mas pode afetar o valor da variável dependente em todas as regiões, por meio dos efeitos indiretos" (ALMEIDA, 2012, p.157). Esses efeitos indiretos são interpretados como transbordamentos espaciais.

No caso dos modelos do tipo SEM, tem-se a seguinte especificação:

$$y = X\beta + \wp \quad (10)$$

Considerando que:

$$\wp = \lambda W \wp + \varepsilon \quad (11)$$

em que λ é o parâmetro do erro espacial que acompanha a defasagem $W \wp$.

A dependência espacial em (10) se manifesta no termo de erro, destacando que os erros associados com qualquer observação são uma média dos erros nas regiões vizinhas, somados a um componente aleatório. O modelo (11) informa que os efeitos sobre a variável dependente não advêm apenas do choque (representado pelo termo erro) de uma região, mas do transbordamento de choques oriundos de outras regiões vizinhas.

É importante destacar que, no caso do modelo SAR e SEM, os testes focados do tipo Multiplicador de Lagrange conseguem definir qual seria o melhor modelo.

Portanto, verificando toda a base de dados disponível, optou-se, por fim, por estimar um modelo econométrico espacial, com dados *cross section*, utilizando o método da Máxima

Verossimilhança, com a intenção de identificar os fatores determinantes da pobreza nos bairros de Fortaleza em 2010.

3.3. Fonte de dados

Para este trabalho, as regiões utilizadas foram os bairros da cidade de Fortaleza e as unidades foram: a quantidade de domicílios e o número de habitantes de cada bairro para composição das dimensões analisadas. Dessa forma, para as dimensões habitação/saneamento e renda, a unidade de análise foi o domicílio e, para as dimensões saúde e educação, a unidade foi o indivíduo. Foram utilizados, para este estudo, os dados do Censo de 2000 e 2010, para os 116⁵ bairros de Fortaleza – CE, obtidos através do Banco de Dados SIDRA do IBGE⁶; bem como o Atlas do Desenvolvimento Humano para o Brasil, elaborado pelo Programa das Nações Unidas para o Desenvolvimento (PNUD, IPEA, FJP, 2013).

Na composição do trabalho, foram utilizados os *softwares* ArcGis10, para integração das bases de dados com os arquivos *shapefile*, o GeoDa8.1, para elaboração dos mapas e análise espacial econométrica, e o Excel 12, para construção dos *rankings* de pobreza.

Para o modelo de regressão espacial, a variável dependente foi o IP1, calculado no estudo, e as variáveis explicativas⁷: renda *per capita*, mortalidade infantil e analfabetismo de pessoas com 25 anos ou mais, extraídas do Censo 2010. Já o índice de Theil foi obtido através do Atlas do Desenvolvimento Humano (PNUD, IPEA, FJP, 2013).

As variáveis explicativas utilizadas tiveram como referencial o trabalho de Giovanetti e Raiher (2015), trabalho empírico realizado para os municípios do Paraná no ano de 2010, com dados do Censo demográfico, em que a Taxa de mortalidade infantil teve uma relação direta proporcional com a pobreza. Já o PIB *per capita* e o percentual de pessoas alfabetizadas maiores de 15 anos apresentaram relação inversamente proporcional com a Pobreza. Os mesmos autores utilizaram o Índice de Gini como variável explicativa em relação à pobreza dos municípios do Paraná e a relação foi diretamente proporcional.

Apesar do foco deste artigo, com a aplicação do modelo de econometria espacial, ser verificar a relação dos determinares para o ano de 2010, bem como verificar quais variáveis são representativas para explicar a pobreza nos bairros de Fortaleza, ainda assim, aplicou-se o teste de causalidade de Granger com os dois pontos no tempo, 2000 e 2010 (ver Anexo III), embora esse teste só tenha sido possível elaborar com uma defasagem temporal. Considerando a limitação do banco de dados disponível, encontramos as seguintes relações de causalidade de Granger⁸ para justificar a escolha das variáveis, além da literatura empírica: o IP1 (pobreza) causa Theil (desigualdade); Theil (desigualdade) não causa IP1 (pobreza); o IP1(pobreza) não causa Renda *per capita*; Renda *per capita* causa IP1 (pobreza); o IP1(pobreza) não causa Mortalidade infantil; Mortalidade infantil não causa IP1(pobreza); o IP1(pobreza) causa Analfabetismo de 25 ou mais; Analfabetismo de 25 ou mais não causa IP1 (pobreza).

⁵ Salienta-se que para este estudo foram utilizados apenas 116 bairros, para adequar ao arquivo Shapefile, disponibilizado pela Prefeitura Municipal de Fortaleza, que só possuía essa quantidade de bairros. Entretanto, a Capital cearense é formada, atualmente, por 119 bairros.

⁶ As informações foram obtidas no banco de dados Sistema IBGE de Recuperação Automática (SIDRA) do IBGE.

⁷ As variáveis explicativas foram escolhidas com base nos trabalhos de Ávila (2013), Lacerda (2009), Sen (2010) e Crespo e Gurovitz (2002). Contudo, devido a problemas de multicolinearidade dos testes econométricos e à limitação do banco de dados, apenas essas foram mantidas como explicativas.

⁸ O teste de causalidade de Granger procura determinar o sentido causal entre duas variáveis, estipulando que X "Granger-causa" Y se valores passados de X ajudam a prever o valor presente de Y. Para mais detalhes, ver Adams *et al.* (2003) e Devlin e Hansen (2001).

4. Resultados e discussões

Este item tem o objetivo de apresentar e discutir os principais resultados deste estudo, obtidos através do cálculo dos índices supracitados e da utilização da Análise Exploratória de Dados Espaciais, bem como com a aplicação do modelo econométrico espacial.

4.1. Ranking dos bairros de Fortaleza em relação à pobreza e ao desenvolvimento

Para análise dos dados, foi utilizada uma amostra dos 05 bairros que se apresentaram em maior situação de pobreza e dos 05 em menor situação, de acordo com os índices de pobreza calculados para este trabalho, em comparação ao IDHM divulgado pela PNUD (2013). Dessa forma, foram criados *rankings* de pobreza (ver anexo I e II), com os bairros em maior situação de pobreza em primeiro lugar, para todos os índices utilizados.

Nessa lógica, o bairro de Fortaleza que apresentou índice de maior situação de pobreza em 2000 foi Parque Araxá, quando avaliando o IP1, alcançou índice de 40,53% e 42,21% para o IP2, em segundo lugar, está o bairro de Pedras com 35,99% e 37,69%. Em 2010, houve uma redução substancial do índice pobreza, porém, o mesmo bairro continuou em primeiro lugar com 26,83% e 27,86%, respectivamente no IP1 e IP2, porém, em segundo encontra-se o bairro Curió com 22,60% e 22,30%. Quando se analisa o IP3, que considera apenas a renda como indicador, Curió se apresenta com maior índice de pobreza, com 20,57% em 2000. Em 2010, no entanto, o bairro Parque Presidente Vargas assume o primeiro lugar com 21,52%, na segunda colocação, têm-se o bairro de Siqueira com índice de 20,27%.

Confirmando os resultados encontrados, em comparação ao IDHM, o bairro Parque Araxá apresentou, também, o resultado de menor índice de desenvolvimento humano, com 0,426 em 2000. Entretanto, em 2010 melhorou sua condição, ficando com 0,580, na segunda colocação. Assim, o bairro de Fortaleza de menor índice de desenvolvimento humano, no período, é Curió com 0,567. Esses resultados demonstram que houve uma melhora substancial nos níveis de desenvolvimento humano dos bairros, de uma década para outra, provocadas por uma melhor distribuição da renda no país, mas, sobretudo, uma melhora nos indicadores sociais na região.

Essa comparação dos *rankings* demonstra a consistência dos índices de pobreza utilizados neste trabalho e sugerem que eles podem ser usados para estudar a pobreza em Fortaleza, bem como sua distribuição espacial. Entretanto, percebe-se que a similaridade maior foi entre os bairros que apresentaram os 05 resultados maiores para todos os índices, tanto em 2000 como em 2010. Além de deixar claro que os bairros menos desenvolvidos também são aqueles que apresentaram os maiores índices de pobreza multidimensional, assim como os menores índices são apresentados por aqueles mais desenvolvidos, fato que não é confirmado no IP3, pois os bairros que apresentaram maior pobreza por renda não foram os de menor desenvolvimento humano. Por outro lado, na outra ponta do *ranking*, essa premissa é verdadeira, os menores índices de pobreza por renda são apresentados pelos bairros de maior índice de desenvolvimento humano, ou seja, Meireles e Aldeota, em ambos os períodos em análise.

Quando se classificam os bairros por grau de pobreza em muito alto, alto, médio e baixo, percebe-se que os resultados dos índices corroboram com a análise dos *rankings*, há uma subestimação do número de bairros em situação de pobreza, quando se observa o problema apenas sob o ponto de vista da renda (Tabela 1). Porém, quando se observam as outras dimensões e se considera como muito alto grau de pobreza, aqueles bairros onde o índice foi de 50% ou mais não são encontrados, não há nenhum bairro nessa condição nos dois períodos em análise. Entretanto, quando se classifica com graduação alta, de 30% a 49,99%, encontram-se 14 bairros, os com médio índice de pobreza, de 15% a 29,99%, percebem-se 83 bairros nessa condição e os com grau de pobreza menor que 15% são apenas 25 bairros. Contudo, quando se considera somente a renda, 99 bairros foram classificados como de baixo índice de pobreza, enquanto que 17 foram considerados de médio índice e nenhum bairro de Fortaleza foi classificado como de alto e muito alto índice de pobreza em 2000.

Tabela 1 – Quantidade de bairros de Fortaleza por grau de pobreza/2000 e 2010

Índice	Quantidade de Bairros/ 2000				Quantidade de Bairros/ 2010			
	Baixo	Médio	Alto	M. Alto	Baixo	Médio	Alto	M. Alto
IP 1	22	83	11	0	85	31	0	0
IP 2	25	77	14	0	89	27	0	0
IP 3	99	17	0	0	101	15	0	0

Fonte: Elaboração própria, com base nos dados do Censo 2000 e 2010.

Em relação a 2010 (Tabela 1), pode se verificar uma estrutura bem diferente dos resultados do período anterior, há uma redução substancial da pobreza multidimensional, nenhum bairro foi classificado como de alta pobreza, encontrou-se 31 bairros com média pobreza e 89 com baixa pobreza. Isso ratifica a consistência do índice utilizado, bem como os resultados das análises anteriores. Porém, quando se analisa somente a renda, percebe-se que a redução foi pequena, apenas 02 bairros mudaram de categoria, sendo 15 com média pobreza e 101 com baixa. Para esse período, foi perceptível uma redução das discrepâncias entre os dois métodos de avaliação da pobreza em Fortaleza. Também foi perceptível uma melhora nas condições de pobreza. Como já salientado, esse fato pode estar ligado a uma evolução nos serviços públicos oferecidos à população. Entretanto, não se pode negar que, também, tal fato foi provocado por um aumento da renda média dos brasileiros registrado no período, bem como das políticas de transferência direta de renda desenvolvidas pelo Governo Federal (ROCHA, 2005; HOFFMANN, 2006).

Contudo, cabe destacar que, mesmo com essa melhora na distribuição da renda em Fortaleza, como em várias outras regiões do Brasil, ainda é muito elevada a sua concentração, que somente quando foi espacializada pôde-se perceber sua aglomeração, geralmente, em pequenos grupos de localidades, como foi atestado pelo estudo do IPECE (2012).

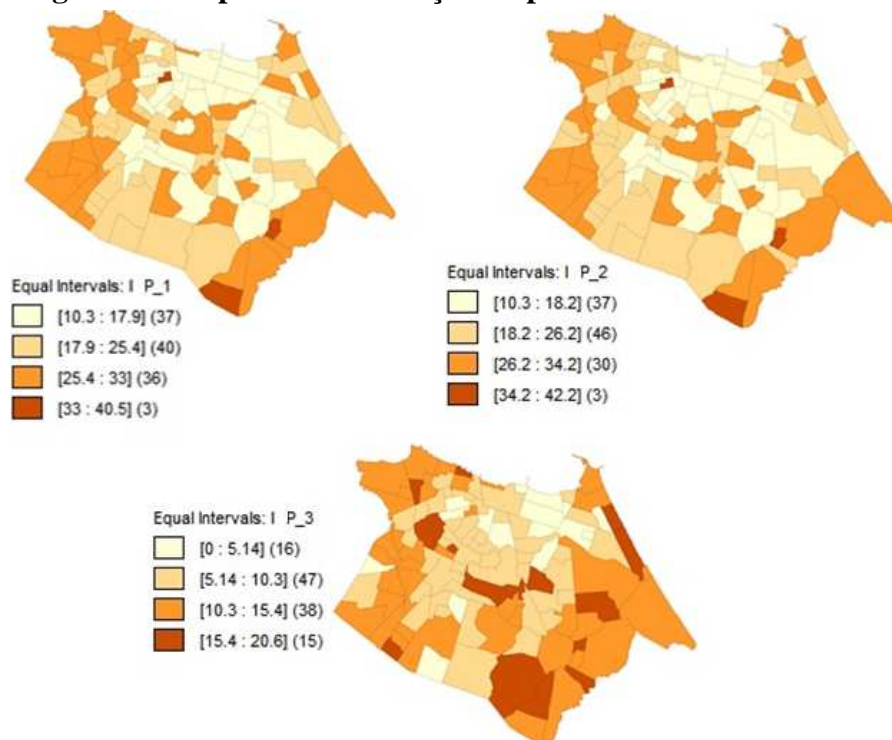
4.2. Análise espacial da pobreza em Fortaleza

Este tipo de análise permite visualizar como a pobreza medida pelos índices aqui calculados está distribuída em Fortaleza, possibilitando, com isso, que se proceda mais comparações entre a pobreza pelo prisma multidimensional e aquela baseada apenas na renda, unidimensional.

Os mapas de distribuição da pobreza nos bairros de Fortaleza para o período de 2000 (Figura 1) demonstram a existência de regiões pobres e não pobres, onde o IP1 e IP2 apresentaram resultados muito semelhantes, enquanto que o IP3, quando o foco é a renda, apresentou uma configuração bem mais diferenciada.

Os mapas ratificam as demonstrações as quais os *rankings* já haviam apresentado, porém com a diferença que aqui pôde-se constatar a espacialização da pobreza, além de apresentar uma grande similaridade⁹ entre os índices em análise. Salienta-se que, apesar de apresentar maior quantidade de bairros na condição de pobreza mais elevada no IP3, os valores correspondentes aos bairros são bem menores que nos índices multidimensionais em todos os intervalos, o que causa uma falsa impressão de que a pobreza é maior nesse índice. Contudo, se observarmos mais atentamente os valores apresentados, percebe-se que no IP3 a pobreza por renda é relativamente menor que a multidimensional.

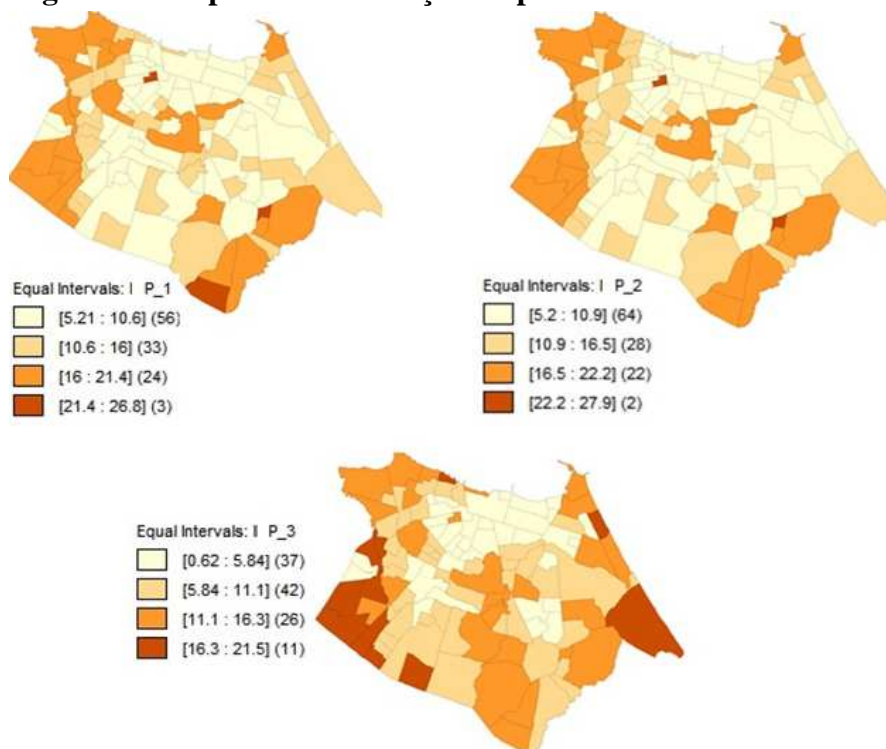
⁹ O software GeoDa12 utiliza os valores máximo e mínimo de cada *ranking* para determinar os intervalos de análise, por isso, os resultados são diferentes dos utilizados na graduação dos *rankings* anteriores, que variam, conforme já explicitado, de 0 a 100.

Figura 1 – Mapas de distribuição da pobreza em Fortaleza/2000

Fonte: Elaboração própria com auxílio do software GeoDa8.1 e baseado em dados do Censo 2000 e PNUD, IPEA e FJP (2013).

Em relação a 2010 (Figura 2), os mapas de distribuição espacial da pobreza demonstraram que as disparidades entre os índices de pobreza multidimensionais e o índice unidimensional aumentaram ainda mais em relação a 2000.

Observa-se nos mapas multidimensionais uma similaridade dos dois índices, ratificando a análise anterior dos *rankings*, que apontou uma redução da pobreza multidimensional nos bairros de Fortaleza. Há claramente uma ampliação dos intervalos dos bairros situados na melhor condição de pobreza. O mesmo acontece com o índice unidimensional, no intervalo dos bairros com melhor índice de pobreza, que apontou 79 bairros, o que demonstra uma melhora substancial dos índices de pobreza por renda nos bairros, em relação a 2000. Quando se consideram os intervalos em que se classificam os bairros em maior condição de pobreza, levando em conta os dois últimos intervalos, 27 e 26 bairros foram elencados nesses intervalos, considerando os índices IP1 e IP2, respectivamente. Esses dados apontam uma redução na quantidade de bairros nessa condição, em torno de 25%, em comparação a 2000, indicando uma melhora nos índices de pobreza multidimensionais. Entretanto, quando se analisa o mapa unidimensional, foram encontrados 37 bairros nessa mesma condição, representando uma redução ainda mais acentuada, em torno de 30,9%, no mesmo período.

Figura 2 – Mapas de distribuição da pobreza em Fortaleza/2010

Fonte: Elaboração própria com auxílio do software GeoDa8.1 e baseado em dados do Censo 2010 e PNUD, IPEA e FJP (2013).

Contudo, as análises espaciais realizadas até o momento têm por base medidas globais e, de acordo com Almeida (2012), deve-se ter em mente que essas medidas podem mascarar a existência de associações locais. Assim, a busca por associações locais lineares, estatisticamente significantes¹⁰, pode ser efetuada com a utilização do Indicador Local de Associação Espacial (LISA).

Assim, a partir do Índice de Moran, foi possível medir a existência de autocorrelação espacial, em que o gráfico de dispersão aponta para a existência ou não de agrupamentos espaciais, para uma dada variável. Nessa lógica, quanto mais próximo de um, maior será o grau de autocorrelação. Esse índice permite verificar se os dados estão ou não correlacionados espacialmente. Os resultados dos gráficos de dispersão para cada índice calculado são apresentados na Tabela 2.

Tabela 2 – Índice de Moran do IP1, IP2 e IP3 para os Bairros de Fortaleza/ 2000 e 2010

	IP1	IP2	IP3
2000	0,199	0,181	0,184
2010	0,161	0,139	0,281

Fonte: Elaboração própria com auxílio do software GeoDa8.1 e baseado em dados do Censo 2000 e PNUD (2013).

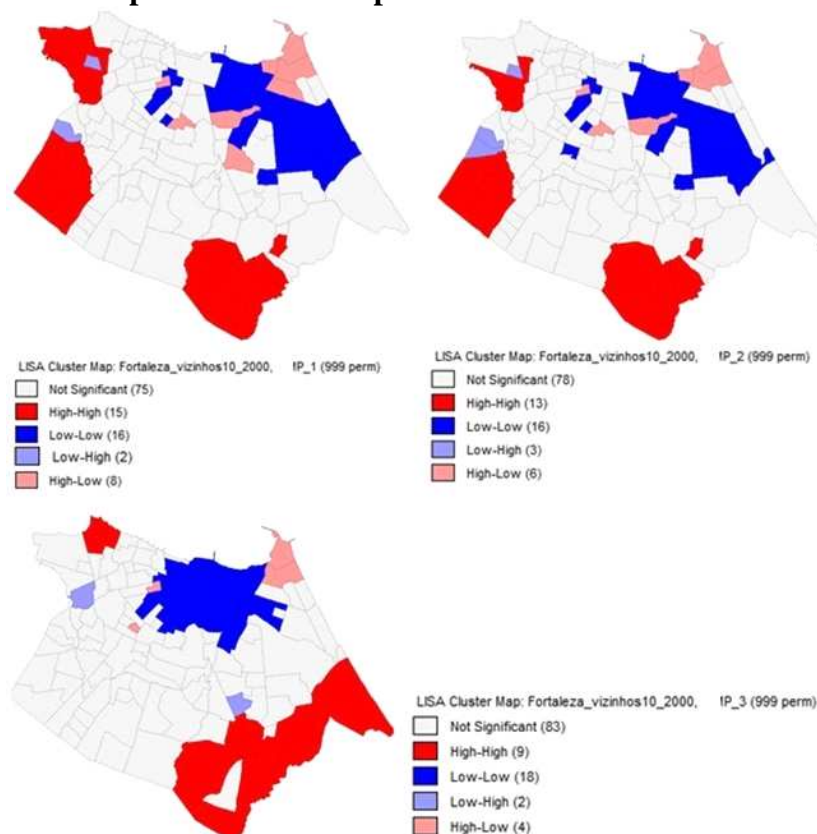
Nos índices multidimensionais, é possível perceber que os valores referentes a 2000 são maiores que os valores encontrados para 2010, no geral, os índices apresentados têm um valor mais próximo de zero, o que aponta para uma baixa autocorrelação espacial positiva da pobreza nos bairros de Fortaleza nesse período. Para o IP3, unidimensional, encontraram-se valores mais relevantes, que apontam uma correlação positiva mais acentuada no período de 2010. No geral, esses resultados

¹⁰ O software GeoDa8.1 já estipula em 999 permutações, ou seja, o estudo é significativo em 0,001%. Isto é, sua aplicação, obedecendo às mesmas características, tem 99,9% de chance de obter o mesmo resultado. Porém, para este estudo, foi considerada uma significância mínima de até 95%.

sugerem a presença de regimes espaciais semelhantes, ou seja, regiões próximas espacialmente com valores parecidos.

Logo, a aplicação do Índice Local de Moran permite que se identifiquem os *clusters* (ou manchas de pobreza) a partir dos resultados do Índice de Moran Global, nesse caso, comparam-se os indicadores e seus vizinhos, verificando se há concentrações espaciais locais ou não, com resultados semelhantes. Assim, é possível visualizar o comportamento desses índices para os anos estudados através dos mapas de *clusters*, (Figura 3).

Figura 3 – Mapas de *clusters* de pobreza nos bairros de Fortaleza/2000



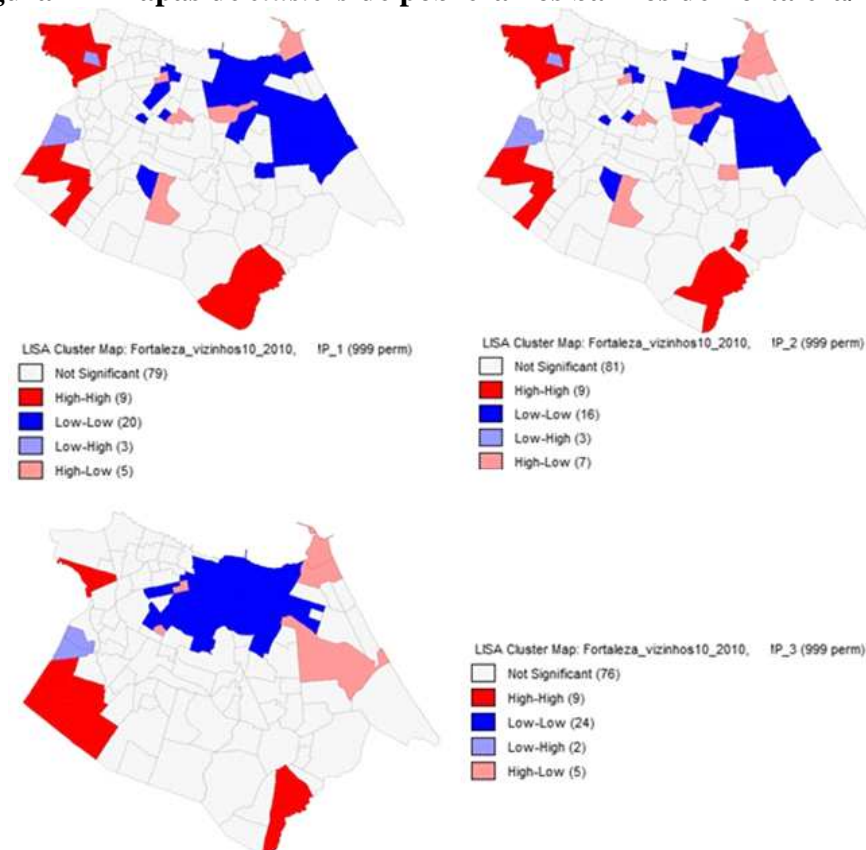
Fonte: Elaboração própria com auxílio do software GeoDa8.1 e baseado em dados do Censo 2000, PNUD, IPEA e FJP (2013).

A partir dos resultados obtidos para o período de 2000, é perceptível a presença de *clusters* de bairros classificados como *High-High* (Alto-Alto), que apresentaram altos índices de pobreza rodeados por bairros com alta pobreza, em três pontos distintos do município, no extremo sul, no oeste e norte. Por outro lado, encontraram-se bairros classificados como *Low-Low* (Baixo-Baixo), que apresentam baixos índices de pobreza, cercados por bairros nessa mesma condição, principalmente nas áreas central e leste do município, o que também pode ser denominado como um *cluster* de riqueza. Há, ainda, *clusters Low-High* (Baixo-Alto), indicando que esses *clusters* de riqueza estão rodeados de *clusters* de pobreza. E os *clusters High-Low* (Alto-Baixo) sinalizando alta pobreza cercada por bairros de baixa, em ambos os mapas dos índices multidimensionais (IP1 e IP2), cuja configuração é bem semelhante.

Com relação ao IP3, esse apresentou um *cluster* com alta pobreza rodeado por alta pobreza no extremo sul de Fortaleza, além de um *outlier* no Norte (Barra do Ceará) que apresentou informação discrepante em relação aos outros bairros. No outro extremo, tem-se um grande *cluster* de baixa pobreza rodeado por bairros de alta pobreza, na área central do município, onde estão localizados os bairros Meireles, Praia de Iracema, entre outros mais abastados, conforme o IPECE (2012).

Para 2010 (Figura 4), os resultados obtidos para a o IP1 demonstraram que os bairros que apresentaram *clusters* com alta pobreza rodeada por alta pobreza diminuíram de 15 para 09, por outro lado, nos *clusters* com dispersão negativa (baixa pobreza – rodeada por baixa pobreza) houve um aumento de cerca de 25% em relação a 2000, as regiões de baixa pobreza rodeada por alta pobreza também foram ampliadas, porém as regiões de alta pobreza rodeadas de baixa pobreza foram reduzidas.

Figura 4 – Mapas de *clusters* de pobreza nos bairros de Fortaleza/2010



Fonte: Elaboração própria com auxílio do software GeoDa8.1 e baseado em dados do Censo 2010 e PNUD, IPEA e FJP (2013).

Em relação ao IP2, observa-se uma redução dos *clusters* Baixo-Baixo e um aumento dos *clusters* Baixo-Alto e Alto-Baixo.

Acerca do IP3, pode ser observado que os bairros com altos índices de pobreza rodeados por também altos índices permaneceram iguais ao período anterior; já nos bairros de baixo índice de pobreza rodeados por regiões de também baixa pobreza, houve um crescimento em torno de 25% de um período para o outro; para os índices de baixa pobreza rodeados por altos índices de pobreza, não foram registradas alterações; e as regiões com alta pobreza rodeadas por baixa pobreza ampliaram-se de 04 para 05 regiões. Contudo, cabe destacar tanto a redução do *cluster* Alto-Alto, que se localizava no extremo sul do município, no período anterior, quanto o surgimento de outro *cluster* de mesma característica no oeste do município, mais precisamente na região que abrange o bairro de Granja Lisboa. Cabe, ainda, ressaltar a semelhança entre os *clusters* de alta e baixa pobreza nos três índices utilizados neste estudo, todavia o IP3 apresentou um número maior de bairros classificados como Baixo-Baixo. Porém, independente do índice utilizado para análise, é evidente a presença de uma grande concentração de bairros classificados como Alto-Alto na área central de Fortaleza.

Esses resultados reforçam as análises realizadas anteriormente com o índice global, ao mesmo tempo em que ratificam a constatação de que o estudo da pobreza, utilizando apenas o indicador renda

é insuficiente para explicar e demonstrar os *clusters* de pobreza nos bairros de Fortaleza, necessitando a incorporação de variáveis multidimensionais aos estudos.

4.3. Análise econométrica espacial dos bairros de Fortaleza para dados de 2010

Como apresentado por Florax, Folmer e Rey (2003), foi utilizado primeiramente o método dos mínimos quadrados ordinários, a partir daí gerou-se a regressão apresentada na Tabela 3. Logo, com a utilização deste método, foram testadas todas as variáveis.

Tabela 3 – Regressão do índice de pobreza contra seus determinantes nos bairros de Fortaleza e seus vizinhos para o ano de 2010 pelo método M.Q.O.

Var. explicativas	Coefficiente	estatística-t	Prob.
C	0.604458	1.08637	0.27967
Renda <i>per capita</i>	-0.000190107	-1.64754	0.10228
Mortalidade infantil	0.603567	25.2717	0.00000
Analfabetismo de 25 anos ou mais	0.205497	6.83823	0.00000
Índice de Theil	1.58976	1.64931	0.10191
Diagnósticos da regressão			
Multicolinearidade		20.559490	
Teste de normalidade dos erros		n°	Prob.
<i>Jarque-Bera</i>		2, 24147	0, 3451296
Diagn. de heterocedasticidade			
<i>Teste Breusch-Pagan</i>		18.0256	0.00122
Diagnósticos de dependência espacial			
		Valor	Prob
Moran's I (error - λ)		4.2317	0.00002
Lagrange Multiplier (lag - ρ)		1.7084	0.19119
Robust LM (lag - ρ)		0.5664	0.45168
Lagrange Multiplier (error - λ)		1.3569544	0.00000
Robust LM (error - λ)		1.954789	0.00000
Lagrange Multiplier (SARMA)		1.365472	0.00000
Var. dependente	<i>IPI</i>	N. de observações	116
R	0.976069	G. de liberdade	111
R-ajustado	0.975207		
Crit. de Akaike	270.69	Crit. Schwarz	284.458

Fonte: Elaboração própria com auxílio do software GeoDa8.1 e baseado em dados do Censo 2010 e PNUD (2013).

Na sequência, realizando uma análise do modelo, constatou-se que o mesmo se mostrou ajustado com o R^2 igual a 0,97. Todas as variáveis apresentaram-se estatisticamente significativas ao nível de 10% e com o sinal esperado compatível com a teoria.

Por fim, foi estimado um modelo econométrico espacial com dados *cross section*, visando identificar os fatores determinantes da pobreza nos bairros de Fortaleza em 2010. A variável “Renda *per capita*”, que representou a renda média do bairro, mostrou-se correlacionada com a teoria que sugere que em locais em que há maior concentração da pobreza, há menor nível de renda *per capita*.

A variável “Mortalidade Infantil” representou precárias condições de saúde. Como observado, existe uma correlação positiva entre mortalidade infantil dos bairros e o índice de pobreza. Os bairros com maiores taxas de pobreza são os bairros em que a mortalidade infantil ocorre com mais frequência.

A variável Analfabetismo de 25 anos ou mais expressa o percentual de analfabetismo nos bairros para os maiores de 25 anos, conforme censo do IBGE de 2010, constata-se a relação positiva em que quanto maior o analfabetismo maior a concentração de pobreza nos bairros.

O índice de Theil (concentração de renda) também influencia positivamente o aumento da pobreza dos bairros de Fortaleza, em que um aumento na desigualdade de renda também gera acréscimos na pobreza multidimensional de 1,59%. Assim, o Índice de Theil comprovou que, quanto maior for a concentração de renda, piores são as condições de bem-estar da população. Giovanetti e Raiher (2015) encontraram resultados semelhantes utilizando o Índice de Gini para os municípios do estado do Paraná, que também tiveram uma relação positiva.

O diagnóstico da regressão de dependência espacial revelou que o Modelo de erro Espacial foi o mais indicado, tanto pelo multiplicador de Lagrange, quanto pelo Lagrange robusto. Os erros apareceram indicados como normais, o que viabilizou a utilização do método de Máxima verossimilhança (M.V.S) na geração do modelo. Há presença de homocedasticidade entre os dados, pois o valor do teste *Koenker-Bassett* foi não significativo. Já a multicolinearidade apresentou-se controlada correspondendo ao valor recomendado por Anselin (1992). No caso do teste de *Jarque-Bera*, tem-se como hipótese nula a normalidade, porém, se $p > 0,05$, aceita-se a normalidade.

A regressão com o modelo de erro Espacial para a variável pobreza multidimensional (IP1), conforme Tabela 4, permitiu constatar que as variáveis permaneceram com o sinal esperado, de acordo com a teoria, contudo, algumas variáveis não foram significativas, por exemplo, a variável Renda *per capita* permaneceu com o sinal esperado conforme a teoria, porém deixou de ser significante a 10%. Já as demais variáveis permaneceram significantes a um nível de 10%.

A variável λ (λ) revela que o peso do impacto da pobreza foi correlacionado espacialmente pelos resíduos como variável explicativa do modelo, ou seja, ocorreu o Erro Autorregressivo Espacial, também conhecido como modelo de Erro Espacial ou SEM – *Spatial Error Model*. O modelo SEM surgiu da incapacidade de se modelar toda a fonte de dependência espacial, oriunda do processo estocástico gerador dos dados espaciais. A parte da dependência não modelada se manifesta no padrão do erro aleatório entre regiões vizinhas, de forma que os erros não sejam autocorrelacionados espacialmente (DARMOFAL, 2006).

Tabela 4 – Regressão do modelo de Erro Espacial do índice de pobreza contra seus determinantes nos bairros de Fortaleza e seus vizinhos para o ano de 2010 pelo método M.V.S.

Var. explicativas	Coefficiente	estatística-z	Prob.
C	0.677642	1.3839	0.16639
Renda <i>per capita</i>	-0.0001150	-1.00317	0.31578
Mortalidade infantil	0.605495	27.0856	0.00000
Analfabetismo de 15 ou mais	0.198036	6.81036	0.00000
Índice de Theil	1.32525	1.62358	0.10446
λ (Lambda)	0.516759	4.98309	0.00000
Diagnósticos da regressão			
Diagn. de heterocedasticidade		Valor	Prob
<i>Teste Breusch-Pagan</i>		12.8498	0.01203
Diagnósticos de dependência espacial			
		Valor	Prob
<i>Teste de Máximo verossimilhança</i>		15.5136	0.00008
<i>Var. dependente</i>	<i>IP1</i>	<i>N. de observações</i>	116
<i>R</i>	0.980275	<i>G. de liberdade</i>	111
<i>R-ajustado</i>	-		
<i>Crit. de Akaike</i>	255.177	<i>Crit. Schwarz</i>	268.945

Nota: Para esse trabalho chamou-se *Máximo verossimilhança* de M.V.S.

Fonte: Elaboração própria com auxílio do software GeoDa8.1 e baseado em dados do Censo 2010 e PNUD (2013).

Ressalta-se que a variável Renda *Per capita*, que no modelo de erro espacial deixou de ser significativa, mas continuou com sinal correto, não invalidou os resultados encontrados, pois conforme Araújo, Moraes e Cruz (2013), analisar a pobreza multidimensional é utilizar diversas variáveis, fragmentando-as em dimensões (renda, alimentação, saúde, entre outras). Adotar esse método foi uma evolução vista da maneira unidimensional, a qual só considera a renda como indicador. Ainda, segundo os autores, considerar a pobreza multidimensional torna-se mais eficaz, pois, ao tratar a pobreza somente por uma dimensão, pode-se estar negligenciando a real pobreza de uma determinada região.

Com relação ao diagnóstico da regressão, os dados permaneceram homocedásticos e a dependência espacial foi devidamente controlada.

5. Considerações finais

O presente estudo concentrou-se em acrescentar novos dados à discussão da pobreza, utilizando o IP, cuja base metodológica é semelhante à utilizada para composição do IPH. Também se utilizou a análise de dados espaciais (AEDE), cujo objetivo foi perceber a espacialização da pobreza no município de Fortaleza – CE. Assim, foram utilizados os dados disponibilizados pelo IBGE, através dos Censos de 2000 e 2010, que foram comparados ao IDHM dos mesmos períodos, disponibilizados pela PNUD (2013), por meio do Atlas de Desenvolvimento Humano do Brasil.

Nesta lógica, a organização dos bairros em *rankings* de pobreza demonstrou que os índices são consistentes para o estudo da pobreza espacial em Fortaleza, mesmo não mostrando grandes diferenças quando ocorre a comparação entre o IP1, que inclui a renda no escopo, e o IP2, que a exclui. Entretanto, quando se compara qualquer um dos dois índices multidimensionais com o IP3, que é composto só pela dimensão renda, apresentaram-se várias modificações na composição dos bairros, tanto para o período de 2000, bem como para 2010, quando as mutações foram mais robustas. Já na comparação com o IDHM, os índices se mostraram como instrumentos relevantes para estudo da pobreza, pois os bairros menos desenvolvidos também foram aqueles classificados como os mais pobres (Ver Anexos I e II), assim como os mais desenvolvidos se encontram na mesma categoria dos menos pobres.

A respeito da análise espacial, os resultados confirmaram a hipótese inicial do estudo, constatando a existência de *clusters* de pobreza em Fortaleza, independente do índice utilizado para fazer a sua medição. Observou-se que o número de *clusters* de baixa pobreza foi bem maior quando se utilizou a análise da pobreza com enfoque apenas na renda, do que quando se utilizaram os índices multidimensionais, apontando uma maior dependência espacial, bem como uma concentração da renda nas localidades mais centrais da cidade. Entretanto, nos mapas multidimensionais, os *clusters*, principalmente de alta pobreza, foram mais numerosos e distribuídos em várias regiões de Fortaleza, indicando que a pobreza com este enfoque está mais distribuída espacialmente.

O diagnóstico de dependência espacial apresentado pelo método M.Q.O. apresentou o modelo de Erro Espacial como o mais indicado. Tal indicador, estimado pelo método M.S.V. revelou que uma política de controle da pobreza tem que abranger outras variáveis, que não só a renda, para uma efetiva política de alívio à pobreza nos bairros de Fortaleza. Portanto, diante dos resultados apresentados, pode-se inferir como determinantes da condição de pobreza em Fortaleza os seguintes fatores, cuja influência foi positiva (ou seja, que tende a elevar a condição de pobreza): o Índice de Theil, Mortalidade infantil e o nível de Analfabetismo de pessoas com 25 anos ou mais. Além disso, o erro espacial se mostrou relevante e, assim, o peso do impacto da pobreza foi correlacionado espacialmente pelos resíduos como variável explicativa do modelo.

Por fim, diante dos resultados encontrados, este estudo evidencia que as políticas públicas de combate à pobreza com foco apenas na renda não são suficientes para combatê-la e, em muitos casos, cria uma minimização do problema, a tempo que aponta uma subestimação da pobreza e do número de pobres. Logo, faz-se necessário os governos inserirem nos seus estudos e programas de combate à pobreza outras dimensões causadoras de privações além da renda e, dessa forma, possibilitarem a criação de políticas públicas capazes de minimizar os efeitos desse fenômeno.

Referências

- ADAMS, P.; HURD, M. D.; McFADDEN, D.; MERRILL, A.; RIBEIRO T. Healthy, Wealthy and Wise? Tests for Direct Causal Paths between Health and Socioeconomic Status. *Journal of Econometrics*, v. 112, n. 1, p. 3–56, 2003.
- ALMEIDA, E. S. de. *Curso de Econometria Espacial Aplicada* (Apostila). Universidade de São Paulo (USP), Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz” (ESALQ), Piracicaba, 2004.
- ALMEIDA, E. S. *Econometria Espacial Aplicada*. Editora Alínea, Campinas, 2012.
- ALMEIDA, E. S.; PEROBELLI, F. S.; FERREIRA, P. G. C. Existe convergência espacial da produtividade agrícola no Brasil? *Revista de Economia e Sociologia Rural*, v. 46, n. 01, p. 031–052, 2008.
- AMARAL, R. F. do; CAMPOS, K. C.; LIMA, P. V. P. S. Distribuição da pobreza no estado do Ceará: uma abordagem multidimensional. *Interações*, v. 16, n. 2, p. 327–337, 2015.
- ANAND, S.; SEN, A. K. *Concepts of Human Development and Poverty: a Multidimensional Perspective*. Human Development Papers, UNDP: New York, 1997.
- ANSELIN, L. SpaceStat tutorial: a workbook for using SpaceStat in the analysis of spatial data. *Urbana*, v. 51, p. 61801, 1992.
- ANSELIN, L. *Spatial Econometrics: methods and models*. Kluwert Academic: Boston, 1988.
- ARAÚJO, J. A.; MORAES, G. S.; CRUZ, M. S. Estudo da pobreza multidimensional no Estado do Ceará. *Rev. Ciências Administrativas*, v. 19, n. 1, p. 85–120, 2013.
- ÁVILA, J. F. *Pobreza no Rio Grande do Sul: uma análise exploratória da sua distribuição espacial a partir de indicadores multi e unidimensionais*. 2013. 162 f. Dissertação (Mestrado em Economia do Desenvolvimento). Porto Alegre: FACE, PUCRS, 2013.
- BRASIL. *Indicadores Sociais Municipais: uma análise dos resultados do universo do Censo Demográfico 2010*. Rio de Janeiro, RJ: IBGE, 2011.
- CONCONI, A.; HAM, A. *Pobreza Multidimensional Relativa: una aplicación a la Argentina*. CEDLAS. La plata. Agosto, 2007.
- CRESPO, A.; GUROVITZ, E. A pobreza como um fenômeno multidimensional. *Revista ERA*, v. 1, São Paulo, 2002.
- DARMOFAL, D. Spatial econometrics and political science. In: *Annals of the Annual Meeting of the Southern Political Science Association*, Atlanta, GA, 2006.
- DEVLIN, N.; HANSEN, P. Health Care Spending and Economic Output: Granger Causality, *Applied Economics Letters*, v. 8, p. 561–64, 2001.
- FERES, J. C.; VILLATORO, P. *Cadernos de Estudos Desenvolvimento Social em Debate*. N. 15. Brasília, DF: Ministério do Desenvolvimento Social e Combate à Fome, 2013.
- FLORAX, R. J. G. M.; FOLMER, H.; REY, S. J. Specification searches in spatial econometrics: The relevance of Hendry’s methodology. *Regional Science and Urban Economics*, v. 33, n. 5, p. 557–79, 2003.
- GIOVANETTI, A. E.; RAIHER, A. P. Uma Análise Multidimensional da pobreza nos municípios paranaenses em 2010. *Revista de Estudos Sociais*, v. 17, n.33, p. 228–248, 2015.
- HOFFMANN, R. Transferência de renda e a redução da desigualdade no Brasil em cinco regiões entre 1997 e 2004. *Econômica*, v. 8, n. 1, p. 55–81, 2006.
- IPECE – Instituto de Pesquisa e Estratégia Econômica do Ceará. Perfil Municipal de Fortaleza. Tema VII: *Distribuição Espacial da Renda Pessoal*. Informe nº 42, Edição Especial. Out., 2012.

- KAGEYAMA, A.; HOFFMANN, R. *Pobreza no Brasil: uma perspectiva multidimensional*. São Paulo, Jun., 2006.
- LACERDA, F. C. C. *A Pobreza na Bahia Sobre o Prisma Multidimensional: uma análise baseada na abordagem das necessidades básicas e na abordagem das capacitações*. 2009. 210 f. Dissertação (Mestrado em Economia), Universidade Federal de Uberlândia. Uberlândia – MG: UFU, 2009.
- LACERDA, F. C. C.; NEDER, H. D. Pobreza Multidimensional na Bahia: uma análise fundamentada no indicador multidimensional de pobreza. *Revista Desenbahia*, n. 13, p 33–70, 2010.
- PIMENTEL, E. A. *Desigualdades Regionais no Brasil e sua dinâmica durante a década de 1990: um estudo espacializado*. São Paulo: USP, 2004.
- PNUD – Programa das Nações Unidas para o Desenvolvimento. *Atlas do Desenvolvimento Humano do Brasil, 2013*. Disponível em: < <http://www.pnud.org.br/atlas/>>. Acesso em: 1 jun. 2016.
- PNUD – Programa das Nações Unidas para o Desenvolvimento. *Poverty in the human development perspectiv: concept end measurement*. Development. Report, 1997.
- POGGI, A. *Social Exclusion in Spain: Measurement Theory and Application*. PhD Thesis, Universitat Autònoma de Barcelona, Spain, 2004.
- ROCHA, S. Impacto sobre a pobreza dos novos programas federais de transferência de renda. *Revista de Economia Contemporânea*, v. 9, n. 1, 153–185, 2005.
- SEN, A. K. *Desenvolvimento Como Liberdade*. 6ª Ed. São Paulo: Companhia das Letras, 2000.
- TOWNSEND, P. The Meaning of Poverty. *The British Journal of Sociology*, v. 13., n. 3, p. 210–227, 1962.

ANEXO I – Ranking dos “Piores” Bairros de Fortaleza em Relação à Pobreza e ao Desenvolvimento/2000 e 2010

Continua

2000					
Nome do Bairro	IP1	RK	Nome do Bairro	IP2	RK
PARQUE ARAXÁ	40,52	1º	PARQUE ARAXÁ	42,21	1º
PEDRAS	35,98	2º	PEDRAS	37,69	2º
GUAJERU	34,89	3º	GUAJERU	36,22	3º
CURIÓ	32,10	4º	SABIAGUABA	33,59	4º
VILA VELHA	31,95	5º	CURIÓ	32,66	5º
2010					
Nome do Bairro	IP3	RK	Nome do Bairro	IDHM	RK
CURIÓ	20,57	1º	PARQUE ARAXÁ	0,426	116º
ANCURÍ	19,76	2º	GUAJERU	0,461	115º
JARDIM DAS OLIVEIRAS	18,78	3º	PEDRAS	0,466	114º
SAPIRANGA/COITE	18,14	4º	VILA VELHA	0,477	113º
PIRAMBU	18,00	5º	GENIBAÚ	0,481	112º
2010					
Nome do Bairro	IP1	RK	Nome do Bairro	IP2	RK
PARQUE ARAXÁ	26,83	1º	PARQUE ARAXÁ	27,86	1º
CURIÓ	22,60	2º	CURIÓ	22,30	2º
PEDRAS	21,75	3º	PEDRAS	21,68	3º
AUTRAN NUNES	21,22	4º	AUTRAN NUNES	20,63	4º
SIQUEIRA	21,08	5º	SIQUEIRA	20,15	5º

ANEXO I – Ranking dos “Piores” Bairros de Fortaleza em Relação à Pobreza e ao Desenvolvimento/2000 e 2010

Conclusão

Nome do Bairro	IP3	RK	Nome do Bairro	IDHM	RK
PARQUE PRESIDENTE VARGAS	21,52	1°	CURIÓ	0,567	116°
SIQUEIRA	20,27	2°	PARQUE ARAXÁ	0,580	115°
GRANJA PORTUGAL	19,40	3°	SIQUEIRA	0,624	114°
GENIBAÚ	19,14	4°	DEMÓCRITO ROCHA	0,624	113°
CANINDEZINHO	18,28	5°	SÃO JOÃO DO TAUPÉ	0,624	112°

Nota: Por se tratar de um estudo sobre a pobreza, a classificação é realizada com os bairros mais pobres em primeiro e os menos pobres em último. No caso do IDHM, os bairros mais desenvolvidos possuem valores mais altos e os bairros menos desenvolvidos, valores menores, e são também apresentados em primeiro.

Fonte: Elaboração própria com base em dados do Censo 2000, 2010 e PNUD (2013).

ANEXO II – Ranking dos “Melhores” Bairros de Fortaleza em Relação à Pobreza e ao Desenvolvimento/2000 e 2010

2000					
Nome do Bairro	IP1	RK	Nome do Bairro	IP2	RK
MEIRELES	10,31	116°	MEIRELES	10,25	116°
ALDEOTA	10,41	115°	ALDEOTA	10,38	115°
COCÓ	10,74	114°	COCÓ	10,78	114°
DIONÍSIO TORRES	11,35	113°	DIONÍSIO TORRES	11,35	113°
DE LURDES	11,37	112°	DE LURDES	11,36	112°
2010					
Nome do Bairro	IP3	RK	Nome do Bairro	IDHM	RK
MEIRELES	2,46	116°	MEIRELES	0,894	1°
COCÓ	2,63	115°	ALDEOTA	0,892	2°
DIONÍSIO TORRES	3,27	114°	COCÓ	0,863	3°
PARQUELÂNDIA	3,51	113°	DIONÍSIO TORRES	0,841	4°
PRAIA DE IRACEMA	3,70	112°	FÁTIMA	0,821	5°
2010					
Nome do Bairro	IP1	RK	Nome do Bairro	IP2	RK
MEIRELES	5,21	116°	MEIRELES	5,20	116°
ALDEOTA	5,21	115°	ALDEOTA	5,20	115°
COCÓ	5,57	114°	COCÓ	5,58	114°
PRAIA DE IRACEMA	5,63	113°	PRAIA DE IRACEMA	5,61	113°
GUARARAPES	5,73	112°	GURARAPES	5,81	112°
2010					
Nome do Bairro	IP3	RK	Nome do Bairro	IDHM	RK
MEIRELES	0,62	116°	ALDEOTA	0,945	1°
COCÓ	0,87	115°	MEIRELES	0,937	2°
DIONÍSIO TORRES	0,99	114°	COCÓ	0,921	3°
JOSÉ BONIFÁCIO	1,06	113°	LUCIANO CAVALCANTE	0,915	4°
FÁTIMA	1,21	112°	DE LURDES	0,915	5°

Nota: Por se tratar de um estudo sobre a pobreza, a classificação é realizada com os bairros mais pobres em primeiro e os menos pobres em último. No caso do IDHM, os bairros mais desenvolvidos possuem valores mais altos e os bairros menos desenvolvidos, valores menores, e são também apresentados em primeiro.

Fonte: Elaboração própria com base em dados do Censo 2000, 2010 e do PNUD (2013).

Anexo III – Teste de causalidade Granger

Hipótese Nula(H0)	Teste F	Prob.	Rejeição de H0
IP1(pobreza) não causa (no sentido de Granger) Theil (desigualdade)	128446	0,0005	sim
Theil (desigualdade) não causa (no sentido de Granger) IP1(pobreza)	0,95523	0,3305	não
IP1(pobreza) não causa (no sentido de Granger) Renda <i>per capita</i>	0,03893	0,8440	não
Renda <i>per capita</i> não causa (no sentido de Granger) IP1(pobreza)	130850	0,0004	sim
Mortalidade infantil não causa (no sentido de Granger) IP1(pobreza)	0,10303	0,7488	não
IP1(pobreza) não causa (no sentido de Granger) Mortalidade infantil	206886	0,1531	não
Analfabetismo de 25 ou mais não causa (no sentido de Granger) IP1(pobreza)	0,94620	0,3328	não
IP1(pobreza) não causa (no sentido de Granger) Analfabetismo de 15 ou mais	321187	0,00001	sim

Fonte: Elaboração própria com base em dados do Censo 2000, 2010 e PNUD (2013) com auxílio do pacote estatístico Eviews 8.0.