

POBREZA ESPACIAL EM SALVADOR: uma análise dos setores censitários do PNUD para 2000 e 2010

SPATIAL POVERTY IN EL SALVADOR: an analysis of census tracts of the UNDP for 2000 and 2010

Ricardo Candéa Sá Barreto¹

Eli Izidro dos Santos²

Ícaro Célio Santos de Carvalho³

RESUMO

O objetivo central deste estudo foi analisar a distribuição espacial da pobreza nos bairros de Salvador utilizando como base a metodologia multidimensional, ou seja, considerou-se em sua estrutura outras variáveis que igualmente privam os cidadãos, além da renda, para calcular o Índice de Pobreza (IP). Neste sentido, os bairros de Salvador foram organizados em rankings de pobreza, que mediante comparação com o IDH demonstram consistentes para o estudo espacializado da pobreza na capital baiana, além de evidenciar uma redução de 59,91% entre 2000 e 2010. Também, foram encontrados concentração de baixa e alta pobreza em diversas áreas do município, principalmente na zona norte. Utilizou, ainda, um modelo econométrico espacial que evidenciou os determinantes da condição de pobreza para os anos de 2000 e 2010, cuja influência foi negativa para renda média e longevidade, já a mortalidade infantil, o analfabetismo e a desigualdade de renda, apresentaram influência positiva. Desta forma, evidenciou-se a importância da utilização do conceito multidimensional de pobreza, tanto para uma correta mensuração da mesma, como para a elaboração de instrumentos adequados para o seu combate.

Palavras Chave: Desigualdade Social; Pobreza Multidimensional; Concentração de Pobreza;

ABSTRACT

The central objective of this study was to analyze the spatial distribution of poverty in the neighborhoods of Salvador using as basis the multidimensional methodology, that is, considered in its structure other variables that equally deprive citizens, in addition to income, to calculate the Poverty Index (IP). In this sense, Salvador's neighborhoods were organized into poverty rankings, which, by comparison with the HDI, showed consistent results for the spatial study of poverty in the **capital**-city of Bahia, as well as a reduction of 59.91% between 2000 and 2010. Also, found concentration of low and high poverty in several areas of the municipality, mainly in the north. It also used a spatial econometric model that evidenced the determinants of the poverty condition for the years 2000 and 2010, whose influence was negative for average income and longevity, since infant mortality, illiteracy, and income inequality had a positive influence. In this way, it was evidenced of the use of the

¹ Doutor em Economia pela Universidade Federal de Viçosa- MG e analista da DJU/CAGECE - Diretoria Jurídica da Companhia de Água e Esgoto do Ceará. E-mail: ricardocandea@yahoo.com.br

² Mestre em Economia Regional e Políticas Públicas pela Universidade Estadual de Santa Cruz – UESC. E-mail: elyizidro@hotmail.com.

³ Doutorando em Administração de Empresas; Organização: Escola de Administração de Empresas de São Paulo (FGV EAESP); E-mail: icarocelio@hotmail.com.

multidimensional concept of poverty was evidenced, both for a correct measurement of the same, and for the elaboration of appropriate instruments to combat it.

Keywords: Social inequality; Multidimensional Poverty; Poverty Clusters;

JEL: C01, C49, I32, I39 e Z13

1 INTRODUÇÃO

No presente artigo, analisou-se a distribuição espacial da pobreza em Salvador, discutiram-se os diferentes conceitos de pobreza e se descreveram, de forma comparativa, os indicadores primários de pobreza nos anos de 2000 e 2010. Nesse contexto, o problema da localização espacial da pobreza é um dos aspectos a serem considerados quando se estuda o tema. Ele diz respeito à possível concentração da população pobre em áreas geográficas específicas. Nesse sentido, justifica-se o uso de mapas de pobreza, os quais constituem a representação espacial de um grande número de características econômicas, sociais, culturais e ambientais de uma região ou de um país e, no caso específico desse estudo, de bairros.

Conhecer e entender as relações que as múltiplas dimensões da pobreza possuem no espaço é de extrema importância para, entre outros motivos, subsidiar o planejamento de políticas e ações necessárias para superá-la, pois a identificação de *clusters* de pobreza e de quais dimensões desta está presentes naqueles contribuirá para a definição de que tipo de políticas de superação do problema são indicadas para cada região ou município, permitindo, assim, uma otimização na utilização dos recursos públicos e uma melhor qualidade dos resultados (ÁVILA, 2013).

Nessa perspectiva, esse artigo tem como foco a análise do comportamento espacial da pobreza multidimensional, investigando evidência da sua concentração nos bairros do município de Salvador. Nesse contexto, procurou-se responder às seguintes questões de pesquisa: a) além da renda, quais elementos explicam a situação de pobreza? b) como esta pobreza está dispersa nos bairros de Salvador? Desse modo, este trabalho demonstrou-se inovador na medida em que diferentemente do que tem sido comum na literatura, ampliam-se as dimensões da pobreza empiricamente e utilizam-se escalas onde as informações são mais escassas, como em nível de bairros, por exemplo.

Logo, um estudo sobre Salvador justifica-se, de um lado, pela importância da capital

baiana, em ser a maior cidade do estado da Bahia em termos populacionais e em arrecadação tributária, e do outro, por ter apresentado uma série de problemas sociais, principalmente ligados à disparidade de renda e violência, sendo apontada como uma das principais capitais brasileiras neste sentido. Destaca-se, além disso, a abrangência que esse tipo de estudo tem tomado nos últimos tempos, diante das importantes mudanças que devem ser adotadas pelos governos para obter maior êxito nas políticas públicas desenvolvidas (CARVALHO; PEREIRA, 2015).

Salienta-se que a relevância local dada nessa pesquisa ampara-se no estudo realizado por Rothwell e Massey (2015), em que concluem que nascer em bairros pobres há um efeito negativo no futuro dos indivíduos, pois as condições estabelecidas nos primeiros anos de vida podem impactar no desenvolvimento social do cidadão, ou seja, a falta de acesso à educação de qualidade, a violência, as desordens sociais, entre outros fatores, podem retardar a ascensão social do indivíduo.

Neste sentido, este estudo teve como objetivo desenvolver uma análise espacial da pobreza multidimensional dos bairros de Salvador para 2000 e 2010. E mais especificamente, buscou-se: (a) mensurar a pobreza nos bairros de Salvador, com base no Índice de Pobreza (IP); (b) analisar espacialmente a pobreza em Salvador; (c) apontar os bairros do município com maior e menor concentração de pobreza; (d) verificar quais variáveis são determinantes da pobreza nos bairros de Salvador no período em estudo; e por fim, (e) identificar o comportamento da pobreza multidimensional nos bairros da capital baiana.

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

2 REVISÃO DE LITERATURA

Em conformidade com a abordagem das capacidades de Sen (2000), que considera os relacionamentos existentes numa sociedade como “funcionamentos”, e pressupõe como essencial analisar as capacidades dos indivíduos de participarem de tais funcionamentos. Obviamente, esta é uma discussão que ainda terá muitos desdobramentos, podendo seguir uma

série de percursos de acordo com seus funcionamentos e capacidades. Vale ressaltar, entretanto, que não existem pesquisas de ampla representatividade, desenhadas especificamente para implementar esta abordagem. Além disso, o estudo pode ser concentrado de duas maneiras: a primeira sob a ótica econômica, em que é utilizado como base somente a renda; e a segunda por uma perspectiva que incorpora outras variáveis não-econômicas, que igualmente privam o cidadão (SEN, 2000).

Entretanto, assumir que a pobreza não se limita a renda não é suficiente para se alcançar resultados efetivos. Pois, caso não se conheça de forma clara o objeto de análise e seu comportamento, tornam-se extremamente limitadas as tentativas de elaborar e avaliar as políticas voltadas para o combate e, principalmente, de entender a realidade de forma ampla e consistente, o suficiente para intervir de forma positiva e duradoura. Assim, por ser um fenômeno complexo, o estudo da pobreza necessita de uma análise que envolva não só a renda dos indivíduos, mas também outros aspectos e variáveis que estão ligados diretamente à sua incidência, e que são limítrofes para um desenvolvimento digno das pessoas, como: más condições de saúde, analfabetismo, falta de moradia digna, falta de participação social, violência, entre outros.

Neste sentido, esta abordagem é mais abrangente que a abordagem das necessidades básicas, pois considera o acesso dos indivíduos à educação, saúde, infraestrutura (acesso aos bens públicos em geral), além da possibilidade de os indivíduos exercerem sua cidadania e representatividade social. Portanto, um indicador de pobreza com estas características pode ser considerado subjetivo, por considerar o sentimento de pobreza percebido pelos indivíduos e tende a avaliar a situação dos cidadãos numa sociedade específica. O Programa das Nações Unidas para o Desenvolvimento (PNUD), por exemplo, usa este arcabouço como base conceitual e metodológica em seus estudos sobre pobreza.

Nesse contexto, cada pesquisador acaba definindo um caminho de acordo com a metodologia utilizada para conduzir seus estudos, os dados disponíveis e o objetivo do trabalho. 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, depende do objetivo do trabalho e do conceito de pobreza utilizado pelo pesquisador (AMARAL; CAMPOS; LIMA, 2016; ROCHA, 2005; HOFFMANN, 2006; KAGEIMA; HOFFMANN, 2006; 2005).

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, não existe, ainda, nas abordagens multidimensionais um conjunto de medidas estabelecidas e consolidadas. Este 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 habitação/saneamento. De acordo com Ávila (2013), apesar de utilizar dados quantitativos, este 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)⁴, que foi utilizado no Relatório de Desenvolvimento Humano da PNUD, a partir de 1997, com o objetivo específico de medir a pobreza, utilizando as mesmas variáveis do Índice de Desenvolvimento Humano (IDH), entretanto, com foco nos mais pobres e adotando uma perspectiva das privações do indivíduo. Têm o intuito de medir o tamanho do déficit, 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).

Contudo, existe um consenso entre os estudiosos da pobreza sobre a imprecisão de sua medida. Mas, por outro lado, não há consenso quanto à natureza dessa imprecisão e quanto ao método de apreendê-la. Mesmo entre aqueles que utilizam uma linha de pobreza monetária, há uma preocupação com relação à imprecisão dessa medida, porém, a imprecisão é atribuída muito mais à falta de informação, do que à natureza do fenômeno estudado. Como apontado por Silva e Barros (2006), sobre a importância de indicadores escalares de pobreza multidimensional, não existe uma forma única para sua construção. A cada passo do processo de construção surgem dilemas, tais como: Quais as dimensões mais relevantes? Quais devem ser as variáveis adotadas e seus pesos? Qual deve ser o método de agregação das dimensões de pobreza? Entre outras questões.

Segundo Espósito e Chiappero-Martinetti (2008), os trabalhos sobre pobreza multidimensional podem ser agrupados em três categorias: i) aqueles que constroem índices de pobreza multidimensionais (FOSTER; GREER; THORBECKE, 1984; FOSTER, 2010; TSUI,

4 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).

2002; BOURGUIGNON; CHAKRAVARTY, 2002; BIBI, 2005; BOSSERT; CHAKRAVARTY; D'AMBROSIO, 2009), ii) aqueles que propõem critérios de ordenação para a pobreza multidimensional (FOSTER; SHORROCKS, 1988a; 1988b; DUCLOS; SAHN; YOUNGER, 2006; ALKIRE; FOSTER, 2009; BOURGUIGNON; CHAKRAVARTY, 2002) e iii) aqueles que fazem uma análise multidimensional da pobreza baseada no uso de técnicas estatísticas multivariadas (KRISHNAKUMAR, 2005; KAKWANI; SILBER, 2008; ASSELIN, 2002).

Porém, independente da linha teórica básica, os pesquisadores que calculam um índice composto de pobreza, geralmente buscam reduzir o grau de aleatoriedade na determinação da pobreza, escolhendo medidas de pobreza que satisfazem alguns postulados como: foco, monotonicidade, princípio da população, simetria, decomposabilidade do subgrupo, continuidade, princípio da transferência e pobreza não-decrescente sobre aumento da correlação de troca. Ou seja, eles constroem índices de pobreza que requerem uma série de características básicas, para que a pobreza possa ser determinada. Destacam-se nessa linha: Foster, Greer e Thorbecke (1984) Foster, (2010), Tsui (2002), Bourguignon e Chakravarty (2003), Alkire e Foster (2009), Bibi (2005) e Bossert, Chakravarty e D'Ambrosio (2009).

No entanto, apesar das mais diversas linhas de pensamento e 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 a qualidade de vida. Contudo, a interpretação desses índices, possibilita a proposição e elaboração de políticas públicas capazes de atender, de fato, as necessidades dos indivíduos e revelam-se bem mais eficazes que os métodos que utilizam apenas a dimensão renda (ÁVILA, 2013; LACERDA, 2009; SANTOS; CARVALHO; BARRETO, 2017).

Portanto, entende-se, nesta análise, a visão de pobreza como sendo conformada por múltiplas dimensões, visão esta a mais aceita na literatura que aborda o tema na contemporaneidade. Dessa forma, mesmo que determinada sociedade ou região não esteja acometida pela fome, ela pode ser pobre se os indivíduos que nela habitam não têm acesso à educação, saúde e saneamento básico, entre outros aspectos que considerados importantes para um desenvolvimento digno das pessoas.

3 METODOLOGIA

3.1 Índice de Pobreza

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 Sudhir Anand e Amartya 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 Salvador, capital da Bahia, sob uma ótica multidimensional. Além disso, faz parte desse trabalho a análise econométrica espacial, com o objetivo de identificar os determinantes da pobreza em Salvador, tendo o IP como variável dependente.

Assim, foram estabelecidas uma série de procedimentos para satisfazer e especificar os critérios metodológicos necessário e para cumprir tais requisitos. Com base na revisão realizada, descreve-se um IP composto de quatro dimensões: Condições de habitação e saneamento, educação, saúde e renda. Foram selecionados indicadores dentro das dimensões desejáveis, bem como, os mais viáveis, dadas as restrições existentes de dados estatísticos, principalmente, para escalas menores como bairros.

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 de pobreza dos bairros soteropolitanos, para cada um dos índices calculados.

Quadro 1 – Dimensões e variáveis que compõe o IP

DIMENSÕES (D)	PRIVAÇÕES (P)	Referencial Conceitual
Habitação e saneamento (HS)	5 ou mais moradores por domicílio (PNUD, 2014) Sem paredes adequadas (PNUD, 2014) Sem coleta de lixo (PNUD, 2014) Sem energia elétrica (PNUD, 2014) Sem tratamento de esgoto (PNUD, 2014) Sem água potável (PNUD, 2014)	Ávila (2013), Santos M. (2013), Allardt (1993), Cummins (1996), Ura et al., (2012).
Educação (E)	Sem instrução (PNUD, 2014)	Ávila (2013), Santos M. (2013), Stiglitz, Sen, Fitoussi (2009), Allardt (1993), Cummins (1996), Ura et al., (2012)
Saúde (S)	Mortalidade infantil de crianças até 5 anos (PNUD, 2014).	Ávila (2013), Santos M. (2013), Stiglitz, Sen, Fitoussi (2009), Allardt (1993).
Renda (R)	Até 1/2 salário-mínimo (SM) ou sem rendimento (PNUD, 2014).	Ávila (2013), Santos M. (2013), Stiglitz, Sen, Fitoussi (2009), Allardt (1993), Cummins (1996), Ura et al., (2012).

Fonte: Elaboração própria.

Assim, foi realizada uma análise comparativa dos rankings de pobreza, buscando verificar a consistência dos mesmos, como forma de justificar sua utilização na análise espacial.

Para verificar tal consistência dos índices utilizou-se como base o ranking do IDH para os bairros de Salvador para 2000 e 2010 disponibilizado pela PNUD (2014).

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 ($j = 1 \dots, 6$); e n = quantidade de privações que compõem a dimensão.

Desta forma, aplicando-se a média ponderada às dimensões (D_i) e, reescrevendo-as, tem-se: $HS = D_1, E = D_2, S = D_3, C = R_4$. Logo, o Índice de Pobreza assume a seguinte expressão:

$$IP = \{(1/n) * [D_1^a + D_2^a + D_3^a + D_4^a]\}^{1/a} \quad (2)$$

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

Desta forma, na fórmula geral, tem-se:

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

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:

$$IP_1 = \{(1/n) * [HS^a + E^a + S^a + R^a]\}^{1/a} \quad \alpha = n = 4 \quad (4)$$

$$IP_2 = \{(1/n) * [HS^a + E^a + S^a]\}^{1/a} \quad \alpha = n = 3 \quad (5)$$

$$IP_3 = \{(1/n) * [R^a]\}^{1/a} \quad \alpha = n = 1 \quad (6)$$

E finalmente tem-se:

$$D_i = 1/n(\sum P_{ij}) \quad n=6 \text{ para HS e } n=1 \text{ para E, S e R} \quad (7)$$

Nesta lógica, procedeu-se o cálculo dos Índices de Pobreza⁵ e posteriormente foi realizada a análise comparativa dos rankings dos bairros, buscando verificar a consistência dos índices calculados em comparação com o IDH dos bairros de Salvador.

Outro passo importante foi a realização da análise espacial, que para sua implementação definiu-se, primeiramente, a matriz de pesos espaciais (W), que representa certa estrutura espacial, na qual uma determinada interação socioeconômica entre os agentes é esperada e, 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 Global⁶, 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 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 implementação da AEDE, faz-se necessário definir, primeiramente, 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 desta 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.

5 Este é um índice que seu valor varia de 0 a 100. Logo, o valor final do IP indica qual a proporção de pobres no bairro. Desta forma, quanto mais próximo de 100 for o resultado, maior será o grau de pobreza. Neste sentido, os bairros que obtiverem índice de 0 a 14,99% 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 obterem índice de 50% ou mais serão classificados com grau de pobreza muito alto. Salienta-se que este foi um arranjo, praticado para este estudo, na metodologia original proposta por Ávila (2013), devido uma menor escala dos bairros, principalmente, em relação aos municípios ou estados, por exemplo.

6 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).

Desta forma, inicialmente definiu-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 da matriz de distâncias Euclidiana, pela média do centroide, seria a configuração mais indicada, pois apresentou o maior nível de significância estatística, para ambos os períodos e índices, o que está coerente com os preceitos metodológicos (ANSELIN, 1988; ALMEIDA, 2012). Contudo, outras matrizes espaciais foram testadas, com o objetivo de aumentar o rigor desse teste⁷ e identificar qual delas capta a maior autocorrelação sobre o objeto de estudo. Logo, evidencia que a pobreza de um bairro depende, pelo menos em parte, das características de seus vizinhos.

Nesse sentido, estabelece que, quando se estuda a pobreza, os resultados permitem inferir, de maneira geral, que regiões consideradas pobres têm propensão a serem vizinhas de regiões pobres, para valores de I de Moran tendendo a 1. E regiões não pobres estarão próximas de regiões não pobres quando o I de Moran tender a -1.

Do mesmo modo, valores próximos de +1 apontam para a existência de relações espaciais dos tipos Alto-Alto e Baixo-Baixo, enquanto que valores próximos de -1 indicam relações espaciais dos tipos Alto-Baixo e Baixo-Alto. Já valores próximos de zero sugerem que não há associação espacialmente significativa entre a unidade analisada e seus vizinhos.

3.2 Modelo Econométrico

De acordo com a disponibilidade dos dados e a metodologia para mensurar o efeito dos determinantes da pobreza, a composição do modelo a ser utilizado e a estimação foi realizada com base nos trabalhos de Giovanetti e Raiher, (2015) e Rothwell e Massey, (2015) através do modelo:

$$\ln(IP1) = \beta_0 + \rho W1 \ln(IP1) + \beta_1 \ln(R) + \beta_2 \ln(E) + \beta_3 \ln(S) + \beta_4 \ln(L) + \beta_5 \ln(T) + u \quad (8)$$

$$u = \lambda W2 u + \varepsilon \quad \varepsilon \sim (0, \Omega)^8$$

Onde: “IP1” representa a variável dependente, *proxy* que identifica privações múltiplas em educação, saúde e padrão de vida nos mesmos domicílios, “ β_0 ” a constante, “ β_1 ” é o coeficiente que acompanha a variável explicativa do componente IDH-R, representado pelo

7 Testaram-se matrizes de K vizinhos mais próximos (onde K = 1, . . . ,20), matrizes de contiguidade convencionais Rainha e Torre e suas versões para os vizinhos de segunda ordem (Rainha2 e Torre2) além, das matrizes de distância euclidiana. Tal procedimento para seleção da matriz de pesos espaciais está baseado em Baumont (2004, p.13) e vem sendo utilizado por diversos autores (OLIVEIRA et al., 2011; MARANDUBA JR; ALMEIDA, 2009).

8 O valor “0” representa a média do termo de erro “ ε ” e “ Ω ” representa a matriz de variância-covariância cujos termos da diagonal principal não são constantes.

“R” o padrão de vida (renda), “ β_2 ” é o coeficiente que acompanha a variável explicativa analfabetismo “E” que representa a ausência de acesso ao conhecimento (educação), “ β_3 ” é o coeficiente que acompanha a variável explicativa mortalidade infantil “S” *proxy* da ausência de saúde. Já “ β_4 ” coeficiente que acompanha a variável explicativa “L” e representa o IDH-L *proxy* de uma vida longa e saudável (saúde) é medida pela expectativa de vida e longevidade e “ β_5 ” coeficiente que acompanha a variável explicativa “T” e representa a medida de desigualdade de renda de Theil, que varia de 0 até 1. Onde 0 representa perfeita distribuição de renda e 1 representa total concentração de renda. Enquanto “u” representa um termo de erro, que segue um processo espacial autorregressivo, “ λ ” representa o coeficiente escalar do erro espacial⁹, “ ρ ” é o coeficiente de defasagem espacial¹⁰ (um escalar), “W” representa a mesma matriz de pesos espaciais utilizada no cálculo do I de Moran (Distância Euclidiana) e “ ε ” é o termo de erro¹¹.

Logo, as equações para o modelo de determinante da pobreza podem ser expressas em sua forma logarítmica “ln(IP1)”. Lembrando que de acordo com Anselin (1988) e Anselin e Bera (1998), os modelos tradicionais de regressão linear, que não levam em conta os efeitos espaciais (autocorrelação e heterogeneidade espaciais), não devem ser estimados por intermédio do método dos mínimos quadrados ordinários, pois as estimativas serão inconsistentes e/ou ineficientes¹².

Assim, o modelo incorpora as duas formas de autocorrelação citadas, de Erro e Defasagem Espaciais. Cabe ressaltar que as matrizes utilizadas neste modelo (W₁ e W₂)¹³ contém pesos espaciais diferentes, constituindo um caso mais geral.

3.3 Fonte de Dados

9 Se λ assumir valor nulo, não existe autocorrelação espacial do erro. De acordo com Rey e Montouri (1999), quando $\lambda \neq 0$, um choque ocorrido em uma unidade geográfica se espalha não só para os seus vizinhos imediatos, mas por todas as outras unidades. Esse tipo de dependência espacial poderia ser resultante de efeitos não-modelados, que não são aleatoriamente distribuídos através do espaço. Portanto, não considerar este tipo de efeito espacial, quando este se mostrar relevante, gera estimativas ineficientes.

10 Este elemento na forma funcional pode ser entendido como uma média dos valores da pobreza das regiões vizinhas. Se $\rho = 0$, pode-se constatar que não há autocorrelação espacial no modelo. Porém, $\rho \neq 0$ sugere a existência de autocorrelação espacial. Além disso, da mesma forma que o Modelo com Erro Espacial, quando $\rho \neq 0$, um choque ocorrido em uma unidade geográfica se espalha não só para os seus vizinhos imediatos, mas por todas as outras unidades (ANSELIN; BERA, 1998, p.246).

11 Lembrando que “ ε ” representa um termo de erro normalmente distribuído, com média zero e variância constante.

12 Portanto, para não incorrer em estimativas inconsistentes e/ou ineficientes, foi analisada a necessidade de inclusão de efeitos espaciais a este modelo. Para tanto, segue-se a proposta feita por Florax, Folmer e Rey (2003), ou seja, recomendam que: Primeiro, estima-se o modelo clássico de análise de regressão linear por MQO; Segundo, testa-se a hipótese de ausência de autocorrelação espacial, devido a uma defasagem ou a um erro por meio do valor do multiplicador de Lagrange para defasagem espacial (ML ρ) e Multiplicador de Lagrange para o erro espacial (ML λ); Caso ambos os testes não sejam significativos, a utilização do modelo clássico é mais apropriada. Caso contrário, é necessário seguir o próximo passo: caso ambos sejam significativos, estima-se o modelo apontado como o mais significativo de acordo com as versões robustas desses testes, ou seja, multiplicador de Lagrange robusto para a defasagem espacial (MLR ρ) e o multiplicador de Lagrange robusto para o erro espacial (MLR λ). Assim, se MLR $\rho >$ MLR λ usa-se o modelo com defasagem espacial como o mais apropriado. Se ao contrário: MLR $\rho <$ MLR λ , adota-se o modelo de erro espacial como o mais apropriado.

13 W₁ é a matriz Euclidiana e W₂ é a matriz de pesos espaciais binários, com a convenção de contiguidade “rainha”.

Para este trabalho as regiões utilizadas foram as localidades, formadas por bairros da cidade de Salvador e as unidades foram: a quantidade de domicílios e o número de habitantes de cada bairro, para composição das dimensões analisadas. 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 dos censos de 2000 e 2010, para os 163 bairros de Salvador, obtidos através do Banco de Dados por setores censitários do PNUD (2014).

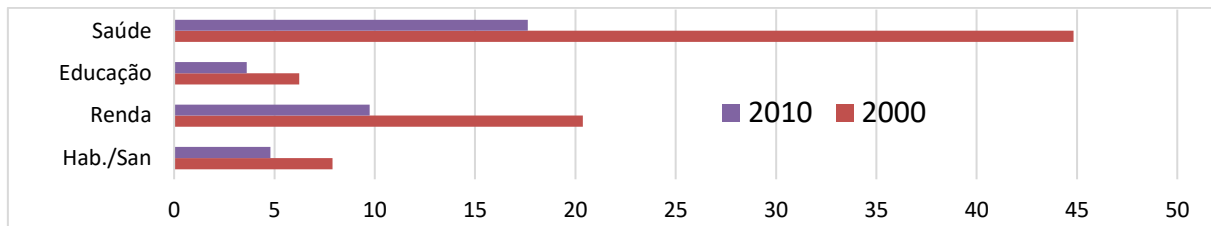
Na composição do trabalho foram utilizados os softwares ArcGis10.1, para integração das bases de dados com os arquivos shapefile e elaboração dos mapas, o GeoDa Space, para análise espacial econométrica, o Excel12, para construção dos rankings de pobreza. Além do GeoDa8.4 para cálculo da matriz de vizinhança e análise espacial.

Para o modelo de regressão espacial a variável dependente foi o IP1, calculado no estudo, e as variáveis explicativas: Índice de Renda do IDH-R, índice de longevidade do IDH-L, Analfabetismo, índice de Theil e mortalidade infantil até 05 anos. As variáveis explicativas utilizadas tiveram como referencial o trabalho de Giovanetti e Raiher (2015) e SEN (1988), trabalho empírico realizado para os municípios do Paraná, com dados do Censo demográfico, em que o PIB per capita, tem relação inversamente proporcional com a Pobreza. Portanto, o foco da aplicação do modelo de econometria espacial, foi verificar a relação dos determinantes, bem como, averiguar quais variáveis são representativas para explicar a pobreza nos bairros de Salvador, em 2000 e 2010.

4 RESULTADOS E DISCUSSÕES

Inicialmente foi realizada uma análise exploratória e descritiva das dimensões que compõem o IP e conforme a informação da Figura 1 fica evidente que dentre as quatro dimensões utilizadas nesse estudo, saúde foi a que apresentou a maior participação absoluta média na composição do IP nos bairros de Salvador, com mais de 40% em 2000 e quase 20% em 2010, seguida pela renda que apresenta uma contribuição média de 20% em 2000 e quase 10% em 2010. Já a dimensão habitação/saneamento representou apenas 10% na composição do IP em 2000 e 14% em 2010 e por último, portanto, representado como menor impacto sobre o IP, ficou a dimensão educação com aproximadamente 7% em 2000 e 4% em 2010.

Figura 1: Contribuição absoluta média das dimensões da pobreza na composição IP nos bairros de Salvador/2000 e 2010.

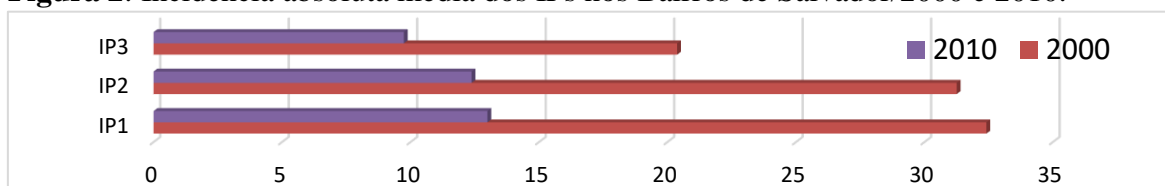


Fonte: Elaboração própria, com base em dados dos Setores Censitários PNUD (2014).

Das dimensões analisadas, a saúde foi a que apresentou a maior variação no período em estudo, com redução superior a 50%, isto é, colaborou sensivelmente com a redução da pobreza em Salvador. Enquanto que nas outras dimensões a redução de 2000 em relação a 2010 foi significativamente menor. Além disso, os resultados indicaram que a pobreza multidimensional no município foi mais significativa que a pobreza utilizando-se apenas a renda, representando um maior impacto na composição média do IP, o que evidencia que os estudos, bem como, as políticas de alívio a essa problemática devem considerar no seu escopo teórico e metodológico outras dimensões que não só a renda.

Avaliando a incidência absoluta média do Índice de Pobreza nos bairros de Salvador, Figura 2, observou-se que a incidência da pobreza multidimensional, medidas pelos IPs 1 e 2 foi superior a pobreza medida pelo IP3 (utilizando-se apenas a renda) nos dois períodos analisados. Entretanto, registrou-se também uma redução da pobreza multidimensional de 2000 para 2010, bem como, da pobreza unidimensional. É perceptível que no período de 2010 a diferença entre os índices foi reduzida sensivelmente. Salienta-se, que essa redução da pobreza multidimensional pode ter sido influenciada, principalmente, pela melhora no indicador da dimensão saúde, a mortalidade infantil que apresenta redução significativa no período analisado, e também, pela redução registrada no alfabetismo e condições de moradia. Destaca-se ainda, uma redução da pobreza por renda, que pode ter possibilitado melhores condições de vida para a população.

Figura 2: Incidência absoluta média dos IPs nos Bairros de Salvador/2000 e 2010.



Fonte: Elaboração própria, com base em dados dos Setores Censitários PNUD (2014).

Analisando descritivamente as informações para 2000, tabela 1, foi possível inferir que

mais da metade dos bairros soteropolitanos apresentaram pobreza multidimensional maior que a média do município, pois possuem média menor que a mediana para os índices multidimensionais. Fato que não se verifica para o índice unidimensional, que apresenta média maior que a mediana, apontando pobreza por renda menor que a média do município. Porém, observando a variância, em todos os índices de pobreza, com valores superiores a 90%, indica que há uma grande dispersão das informações em torno da média, o que significa que há presença de informações discrepantes ou *outliers*.

Tabela 1: Estatísticas descritivas para os índices de pobreza dos bairros de Salvador, 2000 e 2010.

		IP1		IP2		IP3	
		2000	2010	2000	2010	2000	2010
N	Válido	163	163	163	163	163	163
	Omisso	0	0	0	0	0	0
Média		32,410514	12,991692	31,254938	12,375943	20,37654	9,7399310
Mediana		32,510762	12,135884	31,692405	11,869703	19,74000	8,4400000
Moda		36,0363	15,1404	34,9832	13,8444	11,400 ^a	1,13000 ^a
Desv. Padrão		10,8010613	5,8123294	9,8690120	5,1666663	14,5582	7,82749415
Variância		116,663	33,783	97,397	26,694	211,942	61,270
Amplitude		47,8609	23,5865	41,6662	21,2285	60,100	30,84000
Mínimo		6,5981	5,7771	6,5590	5,6654	,36000	,30000
Máximo		54,4590	29,3636	48,2252	26,8939	60,460	31,14000

Fonte: Elaboração própria com base em dados dos Setores Censitários PNUD (2014), com auxílio do *software* SPSS23. Nota: *a*: Ha várias modas. O menor valor é mostrado

Todavia, para 2010 percebe-se uma relação contrária ao período anterior, pois os três índices em análise apresentam médias superiores a mediana, apontando que a pobreza nesse período, nos bairros de Salvador foi superior à média do município. É possível concluir, também, que há uma redução na dispersão das informações, apontada pela variância em torno da média, com valores abaixo de 34% para os índices multidimensionais. Contudo a renda continua bastante dispersa, com variância em torno da média superior a 60%, mas bem menor que o período anterior.

Observa-se ainda, conforme tabela 1, que a pobreza multidimensional nos bairros de Salvador reduziu, em média, de 32,41 em 2000 para 12,99 em 2010, uma redução da ordem de 59,91% em 10 anos. Observando o IP3, que considera apenas a privação por renda, a queda da pobreza, para a média dos bairros soteropolitanos, foi um pouco menor, da ordem de 52,20%, ou seja, o valor médio do índice deslocou de 20,37 para 9,73 em 2010. Assim, comparando a pobreza multidimensional e unidimensional, é possível afirmar que houve uma redução da pobreza média de Salvador em todos os bairros, comparados os anos 2000 para 2010. Essa

diferença de resultado, entre pobreza multidimensional (IP1) e pobreza unidimensional ou monetária (IP3), evidenciada por este estudo, permite afirmar, ainda, que a superação da pobreza por renda não implica no atendimento de outras dimensões. Por outro lado, constatou-se também, que o desempenho dos bairros não foi homogêneo. Enquanto em alguns o progresso, em termos de redução da pobreza, foi bem acentuado, em outros houve apenas uma sensível melhora, o que evidencia concentração de renda nos bairros soteropolitanos e uma distribuição dos serviços essenciais, para melhoria de vida da população, ainda, pouco eficiente.

4.1 Ranking dos bairros de Salvador em relação à pobreza e o desenvolvimento

Para análise dos dados, nesta subseção, foi utilizada uma amostra dos cinco bairros que se apresentaram em maior situação de pobreza e os cinco em menor situação, de acordo com os índices de pobreza calculados para este estudo. Desta 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.

Neste sentido, o bairro de Salvador que apresentou índice de maior situação de pobreza, portanto em primeiro lugar, foi a Ilha de Maré, quando avaliando o IP1, com índice de 54,46% em 2000 e 29,36% em 2010, em segundo encontra-se a Ilha de Bom Jesus dos Passos com 54% em 2000, e 40% em 2010. Já Nova Brasília foi apontada com 54,38%, consequentemente, ocupando a terceira colocação em 2000 e a segunda em 2010 com índice de pobreza igual a 29,12%. Por outro lado, com índice de pobreza equivalente a 27,07% em 2010, São Cristóvão ocupa a terceira colocação. Quando se avalia o IP2, que exclui a renda do seu escopo, encontra-se em primeiro lugar Ilha de Maré, tanto em 2000 com 48,22%, quanto em 2010 com 26,89%. A segunda colocação é ocupada pelo bairro São Cristóvão com 48,08% em 2000 e Nova Brasília com 26,10% para 2010. No caso do terceiro colocado, encontra-se em 2000 o bairro Santa Cruz com índice de pobreza multidimensional de 48,07% e em 2010 tem-se novamente o bairro São Cristóvão com 24,57%.

Porém, quando se observa o comportamento dos resultados, levando em conta apenas o índice unidimensional, encontra-se em 2000, em primeiro lugar, Ilha de Maré com 60,46%, em segundo Ilha de Bom Jesus com 60,44% e Nova Brasília com 60,42% em terceiro. Em 2010 esse quadro aparentemente não muda, pois tem-se os mesmos três bairros do período anterior: com índice de pobreza de 31,14%, 31,11% e 28,82%, em primeiro, segundo e terceiro lugar, respectivamente.

Com relação aos menos pobres, na avaliação do IP1 e IP2 encontram-se o bairro Aeroporto com índice de pobreza de 6,60% e 6,56%, Nazaré com 7,80% e 7,98% e Novo Horizonte com 10,69% e 10,97% em 2000. Já em 2010 os bairros menos pobres são: Itacaranha com 5,77% e 5,66%, Caminho das Arvores com 5,78% e 5,67% e Vitória com 5,79% e 5,68%. Porém, avaliando o IP3 percebe-se que os bairros menos pobres são: Boca do Rio com 0,36%, Caminho das Arvores com 0,74% e Itacaranha com 0,75% em 2000. Já em 2010 têm-se os bairros: Canela com 0,30%, Itacaranha com 0,32% e Caminho das Arvores com índice de pobreza por renda de 0,33%. Ressalta-se que esses resultados indicam que a redução da pobreza foi mais substancial nos bairros mais pobres que nos bairros mais ricos. O que significa que houve uma melhor distribuição renda nos bairros de Salvador, mas também houve uma melhora na oferta dos serviços públicos, pois a pobreza multidimensional também foi reduzida de forma significativa de 2000 para 2010, em aproximadamente 21,33%.

Como forma de verificar a consistência dos índices de pobreza foi realizada a comparação com o IDH dos bairros de Salvador nos mesmos períodos (Anexos I e II). Os resultados encontrados confirmaram o pressuposto de que os bairros mais pobres também são os menos desenvolvidos. Neste sentido, o bairro de Salvador que apresentou o menor resultado, tendo em vista que o IDH varia de 0 a 1, em que quanto mais próximo de 1, maior é o nível de desenvolvimento, foi o bairro Ilha de Maré, com índice de desenvolvimento igual a 0,435, a segunda colocação é ocupada por Ilha de Bom Jesus dos Passos, com 0,436 e na terceira colocação o bairro Nova Brasília, com 0,437 em 2000. Já no período seguinte, 2010, tem-se os bairros: Ilha de Maré com 0,578, Nova Brasília com 0,579 e Cassange com 0,607. Por outro lado, na outra ponta do ranking, os bairros que apresentaram os melhores resultados em 2000 foram: Caminho das Arvores com 0,909, Itacaranha com 0,908 e Aeroporto com 0,907. Com relação a 2010 os bairros mais desenvolvidos são: Chapada do rio Vermelho com 0,959, Itacaranha com 0,952 e Caminho das Arvores com índice de desenvolvimento humano equivalente a 0,953 no período.

Esta comparação dos rankings demonstra a consistência dos índices de pobreza utilizados nesse trabalho e sugere que eles podem ser utilizados para estudar a pobreza em Salvador, bem como, sua distribuição espacial. Entretanto, percebe-se que há uma similaridade grande entre os bairros, tanto os que apresentaram os resultados maiores, quanto os que apresentaram os menores resultados, para todos os índices e períodos analisados. Em 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.

Quando se classifica 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 2), principalmente em 2000, quando apresenta uma discrepância mais acentuada.

Tabela 2: Quantidade de bairros de Salvador por grau de pobreza em 2000 e 2010

Índice	Quantidade de Bairros/ 2000				Quantidade de Bairros/ 2010			
	Baixo	Médio	Alto	M. Alto	Baixo	Médio	Alto	M. Alto
IP 1	04	63	87	09	112	51	0	0
IP 2	04	70	89	0	121	42	0	0
IP 3	65	59	33	06	126	35	02	0

Fonte: Elaboração própria, com base em dados dos Setores Censitários PNUD (2014).

Porém, quando se observa as outras dimensões e considera com muito alto grau de pobreza, aqueles bairros em que o índice foi de 50% ou mais, são encontrados 09 bairros no IP1 e nenhum no IP2 nessa condição. Entretanto, quando se classifica com graduação alta, de 30% a 49,99%, encontra-se 87 bairros nessa condição pobreza no IP1 e 89 no IP2. Os bairros com médio índice de pobreza, ou seja, de 15% a 29,99%, são 63 para o IP1 e 70 no IP2. Já os com grau de pobreza menor que 15%, são apenas 04 bairros, tanto no IP1, como no IP2. Contudo, quando se considera somente a renda, a grande maioria dos bairros foram classificados como baixo e médio índice de pobreza, isto é, 124, enquanto que 33 foram considerados de alto índice e 06 bairros foram classificados como muito alto grau de pobreza em 2000.

Quando são observados os resultados referentes a 2010, evidenciou-se um equilíbrio entre a ótica multidimensional e a unidimensional da renda, em que a grande maioria dos bairros de Salvador foram classificados de baixo grau de pobreza, sendo: 112 no IP1, 121 no IP2 e 126 no IP3. Os bairros que apresentaram grau médio de pobreza foram: 51 para o IP1, 42 no IP2 e 35 no IP3. Já os classificados com alto e muito alto grau de pobreza, nos índices multidimensionais, nenhum bairro foi encontrado no período nessa situação. Contudo, o IP3 registra apenas 02 bairros com alto grau de pobreza e nenhum bairro com muito alto grau de pobreza no período analisado.

Esses resultados reforçam a tese de que Salvador possuía uma alta pobreza multidimensional em 2000. Todavia, na década seguinte, há uma redução da pobreza,

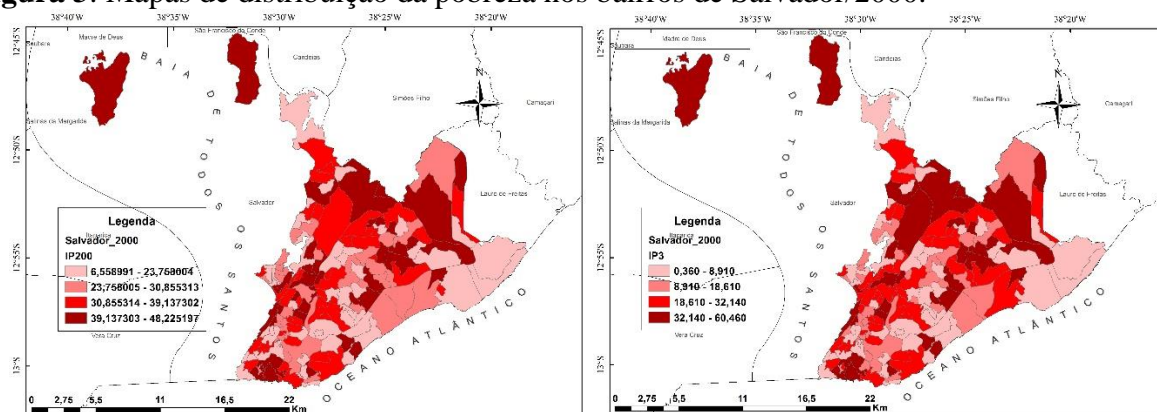
simultaneamente, nos índices multidimensionais e unidimensional, provavelmente provocada pela oferta de melhores serviços públicos, mas principalmente pelas políticas de transferências, como o programa bolsa família, por exemplo, que contribui sobre maneira para redução da pobreza nos bairros da capital baiana, principalmente nos bairros mais pobres.

4.2 Análise Espacial da Pobreza nos bairros de Salvador

O mapa de distribuição da pobreza nos bairros de Salvador para o período de 2000 (Figura 3) demonstra a existência de regiões pobres e não pobres, onde o IP3 e IP2 apresentaram resultados muito semelhantes, a diferença, portanto, entre a pobreza multidimensional e pobreza unidimensional foi muito sutil, nesse tipo de análise, quase que imperceptível. Contudo, fica evidente que a alta pobreza está distribuída espacialmente por todo o município, com maior concentração no extremo norte do município¹⁴.

Em relação a 2010, não houve diferença na distribuição, apesar do registro da redução da pobreza em todos os índices. Entretanto, o padrão espacial continuou o mesmo do período anterior. Contudo, os mapas ratificaram as análises anteriores, tanto dos rankings quanto da classificação de bairros. Além disso, os resultados dos mapas fortalecem a discussão da utilização de outras dimensões para estudo da pobreza. Também evidencia a presença de aglomerações de regiões pobres e não-pobres, que podem ser observadas e analisadas por meio da aplicação do I de Moran Local, em que é possível detectar a presença de *clusters* de pobreza (ANSELIN, 1988).

Figura 3: Mapas de distribuição da pobreza nos bairros de Salvador/2000.



¹⁴ Salienta-se que o *software* ArcGis10.1, utiliza os valores máximo e mínimo de cada ranking para determinar os intervalos de análise, por isso os resultados são diferentes dos utilizados anteriormente na graduação dos *rankings*, que variam de 0 a 100.

Fonte: Elaboração própria, com base em dados dos Setores Censitários PNUD (2014), com auxílio do software ArcGis10.1.

Porém, antes da análise local, buscou-se visualizar e entender a espacialização da pobreza nos bairros de Salvador e calculou-se o Índice de Moran para os três índices em estudo (tabela 3). Logo, a partir desse índice 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. Nesta lógica, quanto mais próximo de um, maior o grau de autocorrelação. Esse índice permite verificar se os dados estão ou não correlacionados espacialmente (ALMEIDA, 2012; ANSELIN, 1988).

Observando os resultados dos índices multidimensionais foi possível perceber uma autocorrelação espacial positiva com I de Moran igual a 0,027 e 0,021, com uma pseudosignificância com *p-valor* correspondente a 1% para 2000. Isto demonstra uma baixa autocorrelação espacial, com grande dispersão das informações, ao mesmo tempo que evidencia a presença de *clusters*, com poucas diferenças entre os dois índices, além do que pode ocorrer presença de *outliers*. Entretanto, o IP3 registra uma dispersão maior das informações, que indica uma autocorrelação positiva maior da pobreza por renda nos bairros de Salvador, com I de Moran equivalente a 0,047 e pseudo *p-valor* referente a 1%, mas também muito próximo dos valores dos índices multidimensionais.

Tabela 3: Índice de Moran do IP1, IP2 e IP3 para os Bairros de Salvador, 2000 e 2010.

	IP1	IP2	IP3
2000	0,027	0,021	0,047
2010	0,048	0,038	0,059

Fonte: Elaboração própria, com base em dados dos Setores Censitários PNUD (2014).

No geral, esses resultados sugerem a presença de regimes espaciais semelhantes, ou seja, regiões próximas espacialmente com valores parecidos, coerente com a análise anterior. Para 2010 os valores foram maiores, mas indicam na mesma direção, apontando uma autocorrelação positiva, porém considerada baixa em todos os três índices utilizados. Contudo, as análises espaciais realizadas até o momento tiveram 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

significantes, pode ser efetuada com a utilização do Indicador Local de Associação Espacial (LISA)¹⁵.

Assim, com a utilização do LISA, puderam-se identificar os bairros de Salvador onde as associações espaciais de pobreza eram significativas quando medidas pelos IP's. Os bairros destacados foram aqueles em que existiam algum tipo de correlação espacial significativa. Percebeu-se a presença de duas situações limites: regiões onde estavam presentes altos índices de pobreza (High-High) e outras onde os índices de pobreza eram baixos (Low-Low). As regiões que conformaram *clusters* de alto nível de pobreza, assim como as de baixo nível de pobreza, eram extremamente similares para os índices multidimensionais (IMP 1 e IMP 2).

Esse procedimento 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 semelhantes¹⁶. Assim, é possível visualizar o comportamento desses índices para o período em estudado, através do LISA Maps ou mapas de clusters, (figura 4)¹⁷.

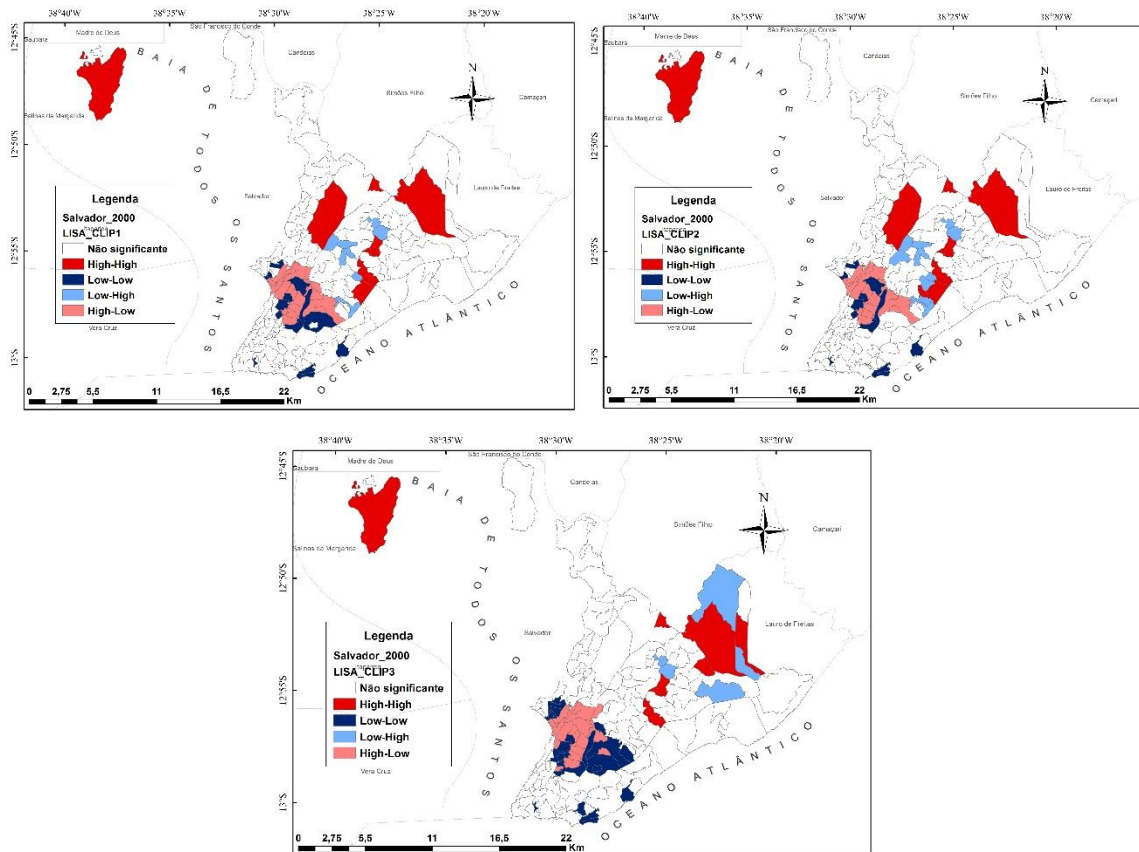
Na observação dos mapas ficou constatado que, tanto os resultados obtidos para a o IP1 como para IP2, apresentaram clusters de bairros com alta pobreza rodeada por alta pobreza localizados nas regiões norte, mais aproximadamente, na região onde se localiza o bairro Cassange e outras áreas espalhadas na região do Centro Administrativo, onde ambos os índices possuem a mesma formatação, com raríssimas diferenças. Destaca-se também, a presença de um grande *cluster* de baixa pobreza rodeados por regiões também de baixa pobreza, localizado na região central do município, próximo ao bairro Retiro. É possível perceber, também, pequenas ilhas de baixa pobreza, ou *Low-Low*, principalmente, no litoral sul. Assim como, algumas ilhas de alta pobreza, ou *High-High*, na zona norte de Salvador, o que podem ser denominados como possíveis *outliers*, isto é, bairros que apresentaram resultados discrepantes em relação à média dos vizinhos.

Figura 4: Mapas de concentração da pobreza para os bairros de Salvador/2000

15 O software GeoDa8.4 já estipula a significância em 999 permutações, ou seja, o estudo é significativo em 0,001%. Isto é, sua aplicação, obedecendo as mesmas características, têm 99,9% de chance de obter o mesmo resultado. Porém, para este estudo foi considerada uma significância mínima de 95%.

16 O LISA executa a decomposição do indicador global de autocorrelação na contribuição local de cada observação em quatro categorias, cada uma, individualmente, correspondendo a um quadrante no diagrama de dispersão de Moran. Ou seja, *High-Low*, vizinhos com valores altos cercados por baixos, *High-High*, vizinhos de altos valores rodeados por vizinhos semelhantes, *Low-Low*, formado por regiões de valores baixos cercadas por vizinhos na mesma condição e *Low-High*, regiões que possuem baixos resultados cercados por vizinhos com valores altos, para a variável de referência (ANSELIN, 1988).

17 Destaca-se que os cálculos foram realizados com auxílio do software GeoDa8.4, porém para permitir uma melhor resolução e visualização dos mapas, o *shapefile* com as informações foram transportadas para o ArcGis10.1.



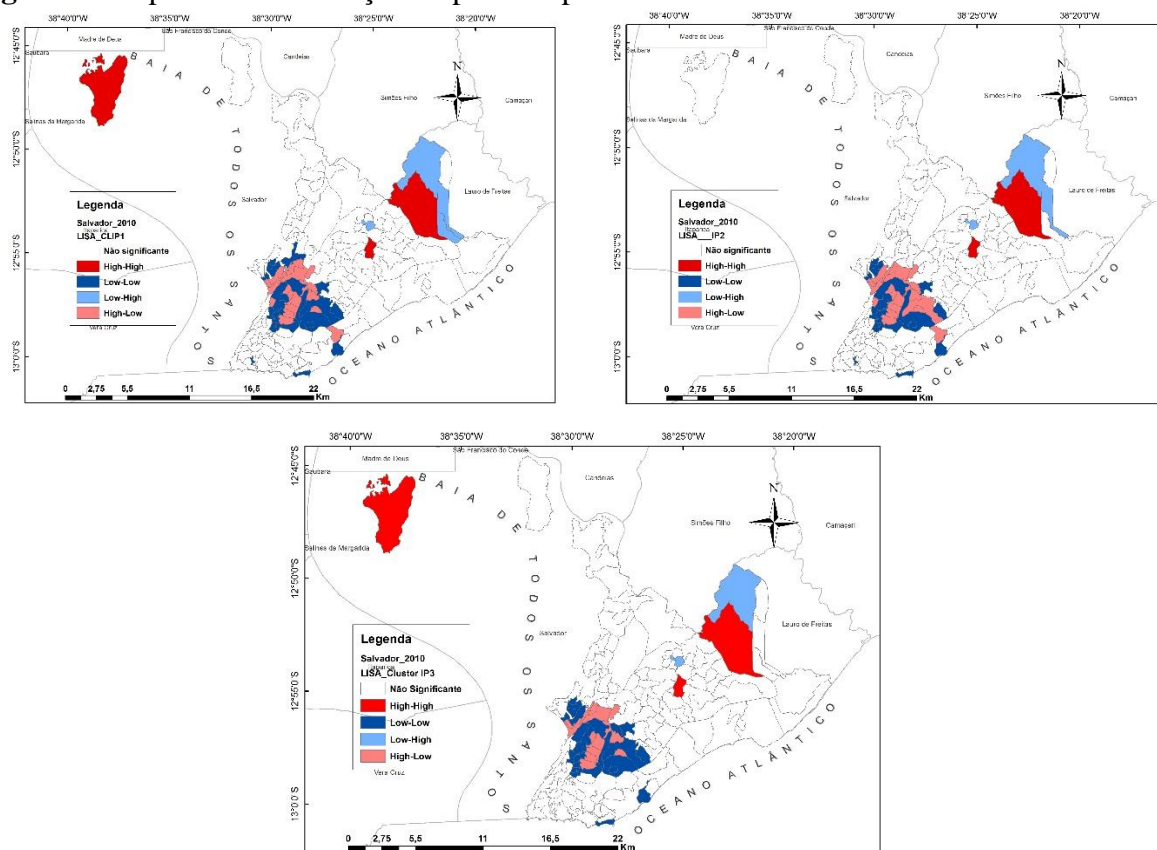
Fonte: Elaboração própria, com base em dados dos Setores Censitários PNUD (2014), com auxílio do *software* ArcGis10.1.

Com relação ao IP3 observou-se uma formação dos clusters bem parecida com os índices multidimensionais. Houve presença de *clusters* em regiões com resultados semelhantes, classificados como *High-High*, que envolve a região norte, principalmente nos bairros de Itinga e Cassange, rodeados por bairros na mesma condição, ou seja, que também apresentam alto índice de pobreza. Por outro lado, há presença de *clusters* com bairros classificados como *Low-Low*, como nos índices multidimensionais, na mesma região do Retiro, que igualmente é rodeado por um *cluster High-Low*, ou seja, baixa pobreza rodeada por alta pobreza. Além de evidenciar a presença de alguns bairros com valores discrepantes. Em relação aos dois índices anteriores, as diferenças não foram significativas, poucas alterações foram registradas entre os dois métodos de aferição da pobreza.

Em relação a 2010, figura 5, os resultados da análise de *cluster* confirmou a hipótese levantada anteriormente, em relação a manutenção do padrão espacial de uma década para outra. As regiões de alta pobreza rodeadas, também, por alta pobreza continuaram as mesmas, localizadas na zona norte de Salvador, assim como as de baixa pobreza rodeadas por bairros também de baixa, que continuaram na região do bairro Retiro. As pequenas diferenças

apresentadas foram em relação ao *cluster High-Low* que reduziu de tamanho, o que pode indicar uma redução nos índices de pobreza, como já havia sinalizado anteriormente. Esses resultados do Índice Local de Moran corroboraram com as análises realizadas anteriormente com o índice global, bem como, com as outras análises realizadas. Portanto, evidenciaram-se a presença de *clusters* de pobreza nos bairros de Salvador, independente do índice utilizado para sua aferição. Salienta-se que nos dois períodos em estudo, os bairros que não apresentaram coloração foram classificados como não significantes, isto é, não apresentaram resultados próximo a média dos vizinhos.

Figura 5: Mapas de concentração da pobreza para os bairros de Salvador/2010



Fonte: Elaboração própria, com base em dados dos Setores Censitários PNUD (2014), com auxílio do *software* ArcGis10.1.

4.3 Análise econométrica espacial para os bairros de Salvador 2000/2010

Como apresentado por Florax, Folmer e Rey (2003), para esta análise foi utilizado primeiramente o Método dos Mínimos Quadrados Ordinários e gerou-se a regressão apresentada na tabela 4. Logo, com a utilização deste método foram testadas todas as variáveis do modelo. O diagnóstico da regressão de dependência espacial revelou fraca dependência espacial tanto para a defasagem quanto para o erro Espacial em 2010. Enquanto que em 2000

não houve significância estatística em relação a dependência espacial. Adicionalmente, os Testes *Koenker-Bassett* e *Breusch-Pagan* revelaram a presença de Heterocedasticidade nas duas regressões *cross-section* para 2000 e 2010. Já a multicolinearidade apresentou-se controlada, correspondendo ao valor recomendado por Anselin (1992). O teste de *Jarque-Bera*, que tem como hipótese nula a normalidade, apresentou *p-valor* > 0,05, ou seja, rejeita-se a normalidade. Os erros apareceram indicados como não normais, porém com problemas de heterocedasticidade. Contudo, sugere-se a utilização do Método dos Mínimos Quadrados Generalizados Factíveis (MQGF) para geração do modelo¹⁸.

Tabela 4: Regressão do índice de pobreza contra seus determinantes nos bairros de Salvador e seus vizinhos para 2000 e 2010, pelo método M.Q.O.

Resultado 2000						
ln(IP1)=	0.2456 (4.613)*	-0.7629 ln(L) (-4.4858)*	-0.1114 ln(R) (-1.857)***	+0.0092ln(E) (2.248)**	+0.7933 ln(S) (38.238)*	+0.0683 ln(T) (4.747)*
ano		F-statistic	N	C. I. Akaike	C. Schwarz	R-squared
2000		7343.6161*	163	-734,769	-716,207	0.9957
Jarque-Bera test	Breusch-Pagan test		Koenker-Bassett test			
	7572.992*		1676.286*			95.065*
Diagnósticos de dependência espacial						
Lagrange Multiplier (SARMA)		1,371	Moran's I (error -)			0,394
Lagrange Multiplier (lag - ρ)		1,37	Robust LM (lag)			1,366
Lagrange Multiplier (error)		0,005	Robust LM (error)			0,001
Resultados 2010						
ln(IP1)=	-0.1804 (-1.974)**	-0.7035 ln(L) (-3.367)*	-0.0410 ln(R) (-0.948)	+0.0038ln(E) (1.421)	+0.9248 ln(S) (19.187)*	+0.0680 ln(T) (7.279)*
ano		F-statistic	N	C. I. Akaike	C. Schwarz	R-squared
2010		20555.7340*	163	-859537	-840975	0.9985
Jarque-Bera test	Breusch-Pagan test		Koenker-Bassett test			
	17.760*		26.116*			18.814*
Diagnósticos de dependência espacial						
Lagrange Multiplier (SARMA)		7.810**	Moran's I (error -)			2.343**
Lagrange Multiplier (lag - ρ)		4.858**	Robust LM (lag)			4.531**
Lagrange Multiplier (error)		3.2729***	Robust LM (error)			2.952***

Fonte: Elaboração própria, com base em dados dos Setores Censitários PNUD (2014), utilizando o GeodaSpace; Nota: valores entre parêntesis são estatísticas - t. * nível de significância de 1%; **nível de significância de 5%; *** nível de significância de 10%.

Neste sentido, a aplicação do modelo de Defasagem Espacial (*lag*), para a variável pobreza multidimensional (IP1) não se mostrou significativa pelo teste z, muito provavelmente pela presença de heterocedasticidade, mas o método MQO apontou significância de 5% no

18 No presente artigo, usou-se a matriz de variância-covariância de White para acomodar a heterocedasticidade. A matriz de White também é utilizada por Maranduba Jr & Almeida (2009) e Oliveira et al., (2011).

multiplicador de *Lagrange*, estimado para defasagem espacial para 2010¹⁹, fato que não se verifica em 2000, isto sugere que não houve dependência espacial no período.

Diante dos resultados apresentados nas duas regressões, tanto 2000 como 2010, constatou-se que o modelo se mostrou ajustado com o R^2 igual a 0,99. Com exceção da variável renda e educação em 2010, todas as outras apresentaram-se estatisticamente significativas ao nível de 10%, com sinal esperado compatível com a teoria econômica.

Assim, seguindo o arcabouço metodológico optou-se pelo modelo de defasagem espacial, portanto estimando um modelo econométrico espacial com dados *cross-section*, tanto para 2000, como 2010, visando identificar os fatores determinantes da pobreza nos bairros de Salvador, tabela 5. Desta forma, o parâmetro “ ρ ” se mostrou significativa a 5% pelo teste z para 2010 e permitiu constatar que as variáveis explicativas permaneceram com o sinal esperado e significativas estatisticamente de acordo com a teoria, para ambos os períodos em análise.

Tabela 5: Regressão do modelo de defasagem espacial do índice de pobreza contra seus determinantes nos bairros de Salvador e seus vizinhos para os anos de 2000 e 2010 pelo método M.Q.G.F.

Resultado 2000						
ln(IP1)=	0.2457	-0.7629 ln(L)	-0.0459 ln(R)	+0.0092ln(E)	+0.9249 ln(S)	+0.0683 ln(T)
	(1.007)	(-2.642)*	(-1.523)	(2.422)**	(9.293)*	(3.179)*
ano	2000				R-squared	0.9957
Resultado 2010						
ln(IP1)=	-0.2451	-0.6869 ln(L)	-0.1114 ln(R)	+0.0039ln(E)	+0.7933 ln(S)	+0.0650 ln(T)
	(-2.540)*	(-3.389)*	(-1.066)	(1.622)***	(19.587)*	(5.6114)*
	+ 0.0253141 W_1 ln(IP1)					
	(2.0611697)**					
ano	2010	Teste Anselin-Kelejian		0,036	R-squared	0.9985

Fonte: Elaboração própria, com base em dados dos Setores Censitários PNUD (2014), com auxílio do Spacstat para elaboração dos cálculos. Nota 1: Chamou-se *Mínimos Quadrados Generalizados Factíveis (MQGF)*; Nota 2: valores entre parêntesis são estatísticas - z. * nível de significância de 1%; **nível de significância de 5%; *** nível de significância de 10%.

Desse modo, a variável “ln(R)”, que representou a renda média do bairro, mostrou-se correlacionada com a teoria, e sugere que em locais em que houver maior concentração da pobreza, haverá uma conseqüente redução da renda. Porém, esta variável não apresentou significância estatística. Ressalta-se que apesar da variável renda per capita ter deixado de ser significativa, continuou com sinal correto, e isto não invalidou os resultados encontrados, pois

19 Um modelo de erro heterocedástico, é um caso especial de um modelo, em que os erros não são esféricos, de acordo com Anselin (1992). Onde verifica-se a presença de heterocedasticidade (variância não constante dos erros), não está sendo representada a autocorrelação espacial. Contudo, na prática, em virtude do imbricamento entre os efeitos espaciais, é possível observar o aparecimento conjunto de heterocedasticidade e autocorrelação espacial. Neste sentido, utilizou-se a matriz de variância-covariância consistente de White para acomodar a heterocedasticidade.

conforme Araújo, Morais e Cruz (2012), analisar a pobreza multidimensional é utilizar diversas variáveis, fragmentando-as em dimensões (renda, educação, saúde, entre outras). Segundo os autores, a pobreza multidimensional é mais eficaz, pois ao tratar a pobreza somente pela ótica de uma dimensão pode-se estar negligenciando o real tamanho da pobreza numa determinada região.

Para a variável “ln(L)”, que representa a longevidade, apresentou uma correlação negativa com o índice de pobreza, pois nos bairros com maiores taxas de pobreza a longevidade e expectativa de vida foi baixa. Logo, o resultado sugere que um aumento de 1% da longevidade, provoca uma redução na pobreza multidimensional em 0,76% para 2000 e 0,68% para 2010.

Já a variável “ln(E)”, expressa o percentual de analfabetismo nos bairros de Salvador ou a ausência de acesso ao conhecimento, conforme os resultados, constatou-se uma relação positiva, em que quanto maior o analfabetismo, maior a concentração de pobreza nos bairros, ou seja, uma redução de 1% do analfabetismo, gera uma redução na pobreza multidimensional em 0,009% em 2000 e 0,004% em 2010. No caso do “ln(S)”, “Mortalidade Infantil”, que representa precárias condições de saúde, como observado, existe uma correlação positiva entre mortalidade infantil nos bairros e o índice de pobreza, ou seja, os bairros com maiores taxas de pobreza, foram os bairros em que a mortalidade infantil ocorreu com mais frequência, ou seja, um aumento de 1% da mortalidade infantil associou a um aumento de 0.92% da pobreza multidimensional em 2000 e 0.79% em 2010.

O índice de *Theil* (concentração de renda), representado por “ln(T)”, também influenciou positivamente o aumento da pobreza dos bairros de Salvador, em que um aumento na desigualdade de renda de 1%, também gera acréscimos na pobreza multidimensional de 0,068% para o período 2000 e 0,0,65% para 2010. Assim, o índice de *Theil* comprovou que quanto maior for a concentração de renda, piores serão as condições de bem-estar da população soteropolitana. Resultado semelhante foi encontrado por Giovanetti e Raiher (2015) utilizando o Índice de Gini, para os municípios do estado do Paraná, que também tiveram uma relação positiva.

Argui-se que, os resultados obtidos para as elasticidades renda-pobreza Ln(R) e redistribuição-pobreza Ln(Theil) neste estudo, se aproximam de outros trabalhos realizados para o Brasil, ao indicar que a desigualdade contribui de maneira mais representativa para os mais pobres do que o aumento da renda (TAQUES; OLIVEIRA, 2014; PINTO; OLIVEIRA, 2010; NEDER; SILVA, 2004; HOFFMANN, 2005). Contudo, há de se ressaltar que a

magnitude das elasticidades varia entre os trabalhos que utilizam a metodologia econométrica, pelas formas funcionais adotadas nos modelos, pelos indicadores utilizados ou mesmo pelo nível de análise. Segundo Adams (2002), o efeito que o crescimento econômico exerce sobre a pobreza é dado pelo grau de desigualdade, então a desigualdade deve ser utilizada como controle para qualquer função de pobreza. A adição do componente de desigualdade revela que, a princípio, políticas que busquem uma melhora na distribuição da renda são mais efetivas no combate à pobreza, do que as que objetivam unicamente o aumento do nível de renda.

Em síntese observa-se que tanto para 2000 quanto para 2010, o índice de desigualdade apresentou tendência inversa com a elasticidade-desigualdade da pobreza positiva, ou seja, um aumento na desigualdade de renda eleva a incidência de pobreza local. Com relação ao sinal dos coeficientes, todos foram coerentes com a teoria econômica. O sinal negativo dos coeficientes da renda (IDH-R), que representa elasticidade-renda da pobreza, indicou que um acréscimo na renda, leva a uma redução na pobreza multidimensional, enquanto que o sinal positivo da elasticidade-desigualdade da pobreza, mostra que um aumento da desigualdade resulta, também, em um aumento na pobreza multidimensional.

Adicionalmente, em 2010 o modelo econométrico com a defasagem espacial apresentou um elevado poder de explicação (*Spatial-Pseudo* $R^2 = 0.99$) para dados em *cross-section*, teste que serve para comparação e avaliação da robustez dos modelos. Para além disso, os modelos incorporaram corretamente a dependência espacial, ou seja, toda a autocorrelação espacial foi incorporada corretamente nos modelos, resultado indicado pelo teste de *Anselin-Kelejian*, que apresentou *p-valor* $> 0,05\%$. Ou seja, neste caso não se rejeita a hipótese nula.

Destarte, a partir da análise dos resultados responde-se a problemática da pesquisa: Entre as variáveis consideradas no modelo qual tem maior peso, para determinar a pobreza nos bairros de Salvador? Em ordem decrescente de sensibilidade, tem-se que a porcentagem de pobres foi mais sensível às variações na Saúde, que esteve ligada as variáveis “ln(S)” e “ln(L)” como as duas variáveis de maior peso, em terceiro tem-se a variável desigualdade de renda, representada por “ln(T)” e em quarto lugar a variável educação, representada pela variável “ln(E)”. Ou seja, políticas públicas de melhoria das condições de saúde da população dos bairros e redução da desigualdade, tem uma incidência direta no combate à pobreza. Resultado parecido foi encontrado por Da Silva et al. (2009), ao relacionar a pobreza brasileira de 1995 a 2004 com as variáveis do índice de Gini, taxa de analfabetismo e renda, em ordem decrescente de sensibilidade.

Portanto, este estudo se mostrou relevante para reformulação de políticas públicas voltadas ao alívio e combate da pobreza, pois permitiu um enfoque maior da sensibilidade regional ao englobar os 163 bairros de Salvador, e constatou que investimentos em saúde e infraestrutura podem permitir a redução da pobreza multidimensional, além de uma queda expressiva na porcentagem de pobres, com melhoria na oportunidade e qualidade de vida dos residentes soteropolitanos, assim como, uma mais robusta transferência de renda. Nesse contexto, destaca-se que, os *policy makers* devem intensificar a alocação dos recursos nos programas de melhoria da saúde e bem-estar, e uma eficiente distribuição de renda, para os mais pobres, para que seja reduzida ainda mais a pobreza em Salvador, e com isso se permita reduzir as disparidades entre ricos e pobres.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

O Brasil vive uma crise política e institucional, constantemente relacionada à falta de transparência nas atividades públicas, essa crise é ainda mais constante nos municípios brasileiros, como é o caso de Salvador, com pouca disponibilidade de informações em contexto local, que perpassam por uma série de limitações acerca da transparência e disponibilidade de dados locais. Logo, estudos locais, como este representam um esforço maior em seu desenvolvimento, a partir de parâmetros ainda pouco utilizados pelos pesquisadores.

Nestes termos, destaca-se que, a organização dos bairros em *rankings* de pobreza demonstrou que os índices foram consistentes para o estudo da pobreza espacial em Salvador. Mesmo não mostrando grandes diferenças quando da 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, apresentou várias modificações na composição dos bairros mais e menos pobres, principalmente em 2000, onde as mutações foram mais robustas. Já na comparação com o IDH, os índices se mostraram como instrumentos relevantes para o estudo da pobreza, em que os bairros menos desenvolvidos também foram classificados como os mais pobres, assim como, os mais desenvolvidos se encontram na mesma categoria dos menos pobres, em ambos os períodos. Os resultados permitiram, também, comparando a pobreza multidimensional e unidimensional, afirmar que houve uma redução da pobreza média dos bairros de Salvador entre os anos 2000 e 2010.

A respeito da análise espacial, os resultados confirmaram a hipótese inicial do estudo, constatando a concentração de pobreza em Salvador, independente do índice utilizado, bem como, o período de análise. Porém, não houve muita alteração no padrão espacial, tanto

apresentado pelos índices multidimensionais, quanto pelo unidimensional, com poucas diferenças entre eles.

De um modo geral, os modelos espaciais aqui construídos foram considerados como boas representações do fenômeno estudado. Isso foi depreendido não apenas dos seus coeficientes de ajuste – que indicaram os elevados níveis de coincidência entre as relações postuladas nos modelos e aquelas encontradas entre as variáveis empíricas que participaram do estudo –, mas também de suas altas capacidades explicativas da variável dependente “pobreza multidimensional”. Com isso, foi possível afirmar que os fatores incluídos nas modelagens, de fato, atuam de forma relevante na determinação da pobreza das famílias pobres de Salvador. Contudo, isso não quer dizer que eles sejam as “causas” da pobreza, mas apenas que suas manifestações influenciam a pobreza multidimensional de maneira significativa quando se tem em vista essa camada da população. Ainda a respeito da grande capacidade explicativa dos modelos, cabe pontuar que a relativa heterogeneidade da população-alvo deste estudo definido como aqueles que vivem abaixo da linha de pobreza, coloca-se como um fator que contribui para a elevação dessa capacidade de explicação.

O diagnóstico de dependência espacial nos resíduos, estimado pelo método *MQGF* revelou que uma política de controle da pobreza tem que abranger outras variáveis, que não só a renda, mesmo esta ainda tendo um peso significativo na composição da pobreza, para se alcançar uma efetiva política de alívio à pobreza. Portanto, diante dos resultados apresentados pode-se inferir como determinantes da condição de pobreza nos bairros Salvador, os seguintes fatores, cuja influência foi positiva: o nível de analfabetismo, mortalidade infantil até 05 anos e concentração de renda. Os fatores de influência negativa foram: a renda média e a longevidade. 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.

Assim, esses são resultados que podem colaborar para a reformulação de políticas públicas, na medida em que permitem a identificação de necessidades prioritárias. Por exemplo, aponta para a otimização dos gastos públicos, que devem priorizar políticas que envolvam a criação de postos de saúde, mercado de trabalho (geração de renda), por meio da ampliação do comércio local, e melhorias da educação, com políticas específicas contra analfabetismo nas localidades mais pobres de Salvador, bem como, investimentos em infraestrutura e saneamento básico. Os resultados obtidos indicam, ainda, que políticas públicas voltadas à distribuição, mais igualitária, da renda são mais efetivas para a redução da pobreza, em comparação às que buscam unicamente o aumento da renda.

Verificou-se, também, que as duas abordagens, multidimensional e unidimensional, não descrevem o mesmo cenário de pobreza, porque de fato, existem significativas mudanças na configuração dos mais e menos pobres, quando se inclui outras variáveis não-econômicas. Isto é, a análise dos indicadores para bairros de Salvador, constatou que as localidades podem ocupar posições bastante distintas, em alguns casos, podendo ocorrer que uma região considerada a menos pobre, de acordo com uma metodologia, passe a fazer parte da metade mais pobre na outra, principalmente, quando se analisa grandes períodos. Nesta lógica, é possível inferir que a metodologia de análise multidimensional foi relevante para mostrar que uma abordagem mais ampla, capaz de gerar novos horizontes acerca do que se conhece por pobreza, utilizando-se de novas dimensões e apontando para privações que são relevantes no conceito de pobreza multidimensional, é mais eficiente. Como limitações pode-se apontar a falta de dados de acesso a serviços de segurança, esporte, lazer, cultura, entre outros.

Por fim, a agenda de pesquisa futura contempla a inclusão de novas dimensões da pobreza, bem como uma análise temporal. Acredita-se que futuros estudos da pobreza precisam considerar outros detalhes, a exemplo do contexto econômico local e regional, pois são nos extratos menores que as mazelas sociais se reverbera com maior força.

REFERÊNCIAS

- ADAMS, R. J. *Economic Growth, Inequality, and Poverty: Findings From a New Dataset*. World Bank Policy Research Working Paper n. 2972, Washington, D.C, 2002.
- ALLARDT, E. Having, loving, being: An alternative to the Swedish model of welfare research. *The quality of life*, 8, 88-95, 1993.
- ALMEIDA, E. *Econometria espacial*. Campinas-SP: Alínea, 2012.
- _____, PEROBELLI, F. S.; FERREIRA, P. G. C. Existe convergência espacial da produtividade agrícola no Brasil? *Revista de Economia e Sociologia Rural*, 46(1), 31-52, 2008.
- ALKIRE, S.; FOSTER, J. Counting and Multidimensional Poverty Measurement. *OPHI Working paper*, 2009.
- ANAND, S.; SEN, A. Concepts of Human Development and Poverty! A Multidimensional Perspective. United Nations Development Programme, *Poverty and human development: Human development papers*, 1-20, 1997.
- ANSELIN, L. *Spatial Econometrics: methods and models*. Kluwert Academic, 1988.
- _____. *Spacestat tutorial: a workbook for using Spacestat in the analysis of spatial data*. Illinois: Urbana, 1992.

- _____; BERA, A. K. Spatial dependence in linear regression models with an introduction to spatial econometrics. *Statistics Textbooks and Monographs*, 155, 237-290, 1998.
- ASSELIN, Louis-Marie. *Composite Indicator of Multidimensional Poverty*. CECI, Jun., 2002.
- ARAÚJO, J. A.; MORAES, G. S.; CRUZ, M. S. *Estudo da pobreza multidimensional no Estado do Ceará*. Sobral: Laboratório de Estudos Regionais. (Texto para discussão 03), 2012.
- ÁVILA, J. F. *Pobreza no Rio Grande do Sul: uma análise exploratória da sua distribuição espacial a partir de indicadores multi e unidimensionais*. (Dissertação de Mestrado em Economia do Desenvolvimento). Porto Alegre: FACE, PUCRS, 2013.
- BAUMONT, C. Spatial effects in housing price models: do housing prices capitalize urban development policies in the agglomeration of Dijon (1999)? Technical report, *Université de Bourgogne, Pôle d'Economie et de Gestion*, 2004.
- BIBI, S. Measuring poverty in a multidimensional perspective: A review of literature. *PMMA Working Paper*, 2005.
- BOSSERT, W.; CHAKRAVARTY, S. R.; D'AMBROSIO, C. *Multidimensional poverty and material deprivation*. Montreal. CIREQ-Cahier, 2009.
- BOURGUIGNON, F.; CHAKRAVARTY, S. R. *Multidimensional poverty orderings*. Delta, 2002.
- _____. The measurement of multidimensional poverty. *Journal of Economic inequality*, 1(1), 25-49, 2003.
- CARVALHO, I. M. M.; PEREIRA, G. C. Segregação socioespacial e desigualdade em Salvador. *Cadernos do CEAS – Revista Critica de Humanidades*, (235), 5-22, 2015.
- CUMMINS, R. A. The domains of life satisfaction: An attempt to order chaos. *Social indicators research*, 38(3), 303-328, 1996.
- DA SILVA, D. O. P.; DE ARAÚJO JUNIOR, I. T.; DA SILVA, M. V. B. Pobreza, desigualdade e crescimento: evidências obtidas a partir de painel dinâmico para os estados brasileiros. *Revista Brasileira de Estudos Regionais e Urbanos*, 3(2), 1-26, 2009.
- DUCLOS, J. Y.; SAHN, D. E.; YOUNGER, S. D. Robust multidimensional poverty comparisons. *The economic journal*, 116(514), 943-968, 2006.
- ESPÓSITO, L.; CHIAPPERO-MARTINETTI, E. Multidimensional Poverty Measurement: Restricted and Unrestricted Hierarchy of Weights Among Poverty Dimensions. *OPHI Working Papers*, nº 22, 2008.
- FLORAX, R. J.; FOLMER, H.; REY, S. J. Specification searches in spatial econometrics: the relevance of Hendry's methodology. *Regional Science and Urban Economics*, 33(5), 557-579, 2003.
- FOSTER, J. The Foster-Greer-Thorbecke poverty measures: Twenty five years later. *Institute for International Economic Policy Working Paper Series*. Elliott School of International Affairs. The George Washington University. Washington, DC, 2010.

_____. GREER, J.; THORBECKE, E. A class of decomposable poverty measures. *Econometrica: journal of the econometric society*, 761-766, 1984.

FOSTER, J. E.; SHORROCKS, A. F. Poverty orderings. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 173-177, 1988a.

_____. Poverty orderings and welfare dominance. In *Distributive Justice and Inequality* (pp. 91-110). Springer, Berlin, Heidelberg, 1988b.

GIOVANETTI, A. E.; RAIHER, A. P. Uma Análise Multidimensional da Pobreza dos Municípios Paranaenses em 2010. *Revista de Estudos Sociais*, 17(33), 228-248, 2015.

HOFFMANN, R. Transferências de renda e a redução da desigualdade no Brasil e cinco regiões entre 1997 e 2004. *Revista Econômica*, 8(1), 85-81, jun., 2006.

_____. Elasticidade da Pobreza em Relação à Renda Média e à Desigualdade no Brasil e nas Unidades da Federação. *Revista Economia*, 6(2), 255-289, jul. - dez., 2005.

KAGEYAMA, A.; HOFFMANN, R. Pobreza no Brasil: uma perspectiva multidimensional. *Economia e Sociedade*, 15(1), 79-112, 2006.

_____. Pobreza rural no Brasil em 2003. In: *Encontro Nacional de Economia Política*. Campinas, SP: Sociedade Brasileira de Economia Política, 2005.

KAKWANI, N.; SILBER, J. (Eds.). *Quantitative approaches to multidimensional poverty measurement*. Springer, 2008.

KRISHNAKUMAR, J. *Going beyond functionings to capabilities: an econometric model to explain and estimate capabilities*. International Conference on The Many Dimensions of Poverty International Poverty Centre, 2005.

LACERDA, F. C. C. *A pobreza na Bahia sob o prisma multidimensional: uma análise baseada na abordagem das necessidades básicas e na abordagem das capacitações*. (Dissertação de Mestrado em Economia). Uberlândia: UFU, 2009.

MARANDUBA JÚNIOR, N. G.; ALMEIDA, E. S. D. Spatial convergence analysis of tax transfers from the Robin Hood Act. *Economia e Sociedade*, 18(3), 583-601, 2009.

NEDER, H. D.; SILVA, J. L. M. D. Pobreza e distribuição de renda em áreas rurais: uma abordagem de inferência. *Revista de Economia e Sociologia Rural*, 42(3), 469-486, 2004.

OLIVEIRA, R. C. D.; ALMEIDA, E.; FREGUGLIA, R. D. S.; BARRETO, R. C. S. Desmatamento e crescimento econômico no Brasil: uma análise da curva de Kuznets ambiental para a Amazônia legal. *Revista de economia e sociologia rural*, 49(3), 709-739, 2011.

PINTO, M. S.; OLIVEIRA, J. C. Crescimento pró-pobre: Análise dos estados brasileiros entre 1995 e 2007. *Revista de Economia Contemporânea*, Rio de Janeiro, 14(2), 327-358, maio/ago., 2010.

PROGRAMA DAS NAÇÕES UNIDAS PARA O DESENVOLVIMENTO – PNUD. *Atlas do Desenvolvimento Humano nas Regiões Metropolitanas Brasileiras*. 2014. Disponível em: <http://atlasbrasil.org.br/2013/pt/download/>. Acesso em: jul.2017.

_____. Poverty in the human development perspective: concept and measurement. In: *development*. Report, 1997.

REY, S. J.; MONTOURI, B. D. US regional income convergence: a spatial econometric perspective. *Regional studies*, 33(2), 143-156, 1999.

ROTHWELL, J.; MASSEY, D. Geographic effects on intergenerational income mobility. *Economic Geography*, 91(1), 83-106, 2015.

ROCHA, S. Impacto sobre a pobreza dos novos programas federais de transferência de renda. *Revista de Economia Contemporânea*, 9(1), 153-185, 2005.

SANTOS, E. I. dos; CARVALHO, Í. C. S. dos; BARRETO, R. C. S. Pobreza multidimensional no estado da Bahia: uma análise espacial a partir dos censos de 2000 e 2010. *Revista de Administração Pública*, 51(2), 240-263. São Paulo, 2017.

SANTOS, M. E. *Measuring multidimensional poverty in Latin America: Previous experience and the way forward*. OPHI – working paper, Queen Elizabeth House (QEH), University of Oxford – UK, 2013.

SEN, A. K. *Desenvolvimento Como liberdade*. Trad. Laura Teixeira Mota. Rev. tec. Ricardo Doniselli Mendes. 6. São Paulo: Companhia das Letras, 2000.

SILVA, M. C. P.; BARROS, R. P. Pobreza multidimensional no Brasil. In: ENCONTRO NACIONAL DE ECONOMIA, 2006, p. 1-20. *Anais da Anpec*. Salvador, 2006.

STIGLITZ, J. E.; SEN, A.; FITOUSSI, J. P. Report by the commission on the measurement of economic performance and social progress. *Paris: Commission on the Measurement of Economic Performance and Social Progress*, 2009.

TAQUES, F. H.; OLIVEIRA, J. C. T. Existe uma relação entre nível de renda, desigualdade e pobreza? Um estudo a partir de elasticidades. *Economia e Desenvolvimento*, Santa Maria – RS, 26(2), 21 - 42, jul. – dez., 2014.

TSUI, K.Y. *Multidimensional poverty indices*. *Social Choice and Welfare*. 19. 69-93, 2002.

URA, K.; ALKIRE, S.; ZANGMO, T.; WANGDI, K. *A short guide to gross national happiness index*. The Centre for Bhutan Studies. 1-96, 2012.

ANEXO I - Ranking dos “*Piores*” Bairros de Salvador em Relação à Pobreza e ao Desenvolvimento/2000 e 2010

2000					
Nome do Bairro	IP1	RK	Nome do Bairro	IP2	RK
Ilha de Maré	54,46	1°	Ilha de Maré	48,23	1°
Ilha de Bom Jesus dos Passos	54,40	2°	São Cristóvão	48,08	2°
Nova Brasília	54,38	3°	Santa Cruz	48,07	3°
São Cristóvão	52,64	4°	Cajazeiras X	48,03	4°
Santa Cruz	52,64	5°	Ilha de Bom Jesus dos Passos	47,98	5°
Nome do Bairro	IP3	RK	Nome do Bairro	IDH	RK
Ilha de Maré	60,46	1°	Ilha de Maré	0,44	163°
Ilha de Bom Jesus dos Passos	60,46	2°	Ilha de Bom Jesus dos Passos	0,44	162°
Nova Brasília	60,46	3°	Nova Brasília	0,44	161°
São Cristóvão	53,23	4°	Bairro da Paz	0,47	160°
Santa Cruz	53,23	5°	Valéria	0,47	159°
2010					
Nome do Bairro	IP1	RK	Nome do Bairro	IP2	RK
Ilha de Maré	29,36	1°	Ilha de Maré	26,89	1°
Nova Brasília	29,12	2°	Nova Brasília	26,10	2°
São Cristóvão	27,07	3°	São Cristóvão	24,57	3°
Cajazeiras X	27,06	4°	Cajazeiras X	24,50	4°
Santa Cruz	27,06	5°	Santa Cruz	24,48	5°
Nome do Bairro	IP3	RK	Nome do Bairro	IDH	RK
Ilha de Maré	31,14	1°	Ilha de Maré	0,58	163°
Nova Brasília	31,14	2°	Nova Brasília	0,58	162°
Ilha de Bom Jesus dos Passos	28,82	3°	Cassange	0,61	161°
Ilha dos Frades	28,82	4°	Pau Miúdo	0,61	160°
Valéria	28,82	5°	São Cristóvão	0,61	159°

Fonte: Elaboração própria com base em dados dos Setores Censitários PNUD (2014).

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 IDH os bairros mais desenvolvidos possuem valores mais altos e os bairros menos desenvolvidos valores menores, e são também apresentados em primeiro.

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

2000					
Nome do Bairro	IP1	RK	Nome do Bairro	IP2	RK
Aeroporto	6,60	163°	Aeroporto	6,56	163°
Nazaré	7,80	162°	Nazaré	7,98	162°
Novo Horizonte	10,68	161°	Novo Horizonte	10,97	161°
Jardim das Margaridas	11,66	160°	Jardim das Margaridas	12,15	160°
Caminho das Árvores	16,28	159°	Caminho das Árvores	15,97	159°
Nome do Bairro	IP3	RK	Nome do Bairro	IDH	RK
Boca do Rio	0,36	163°	Itacaranha	0,91	1°
Itacaranha	0,74	162°	Caminho das Árvores	0,91	2°
Caminho das Árvores	0,74	161°	Aeroporto	0,91	3°
Imbuí	1,03	160°	Chapada do Rio Vermelho	0,89	4°
Aeroporto	1,07	159°	Boca do Rio	0,89	5°
2010					
Nome do Bairro	IP1	RK	Nome do Bairro	IP2	RK
Itacaranha	5,78	163°	Itacaranha	5,67	163°
Caminho das Árvores	5,78	162°	Caminho das Árvores	5,67	162°
Vitória	5,78	161°	Vitória	5,67	161°
Chapada do Rio Vermelho	5,99	160°	Chapada do Rio Vermelho	5,87	160°
Boca do Rio	6,02	159°	Boca do Rio	5,90	159°
Nome do Bairro	IP3	RK	Nome do Bairro	IDHM	RK
Canela	0,30	163°	Chapada do Rio Vermelho	0,96	1°
Vitória	0,32	162°	Vitória	0,95	2°
Caminho das Árvores	0,32	161°	Caminho das Árvores	0,95	3°
Itacaranha	0,32	160°	Itacaranha	0,95	4°
Boca do Rio	0,33	159°	Boca do Rio	0,95	5°

Fonte: Elaboração própria com base em dados dos Setores Censitários PNUD (2014).

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 IDH os bairros mais desenvolvidos possuem valores mais altos e os bairros menos desenvolvidos valores menores, e são também apresentados em primeiro.