

**UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO
FACULDADE DE FILOSOFIA, LETRAS E CIÊNCIAS HUMANAS
DEPARTAMENTO DE GEOGRAFIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM GEOGRAFIA FÍSICA**

MIRELA BARROS SERAFIM

**O papel do contexto socioambiental nas mortalidades infantil e pós-
neonatal das populações dos assentamentos precários do Município de São
Paulo**

Versão original

São Paulo
2023

MIRELA BARROS SERAFIM

O papel do contexto socioambiental nas mortalidades infantil e pós-neonatal das populações dos assentamentos precários do Município de São Paulo

Versão original

Tese de doutorado apresentada ao Programa de Pós-graduação em Geografia Física do Departamento de Geografia da Faculdade de Filosofia, Letras e Ciências Humanas da Universidade de São Paulo, como parte dos requisitos para a obtenção do título de Doutora em Geografia Física. Linha de pesquisa: Informação geográfica – tratamento, representação e análise.

Orientadora: Prof.^a Dr.^a Ligia Vizeu Barrozo.

São Paulo
2023

Autorizo a reprodução e divulgação total ou parcial deste trabalho, por qualquer meio convencional ou eletrônico, para fins de estudo e pesquisa, desde que citada a fonte.

Catálogo na Publicação
Serviço de Biblioteca e Documentação
Faculdade de Filosofia, Letras e Ciências Humanas da Universidade de São Paulo

S481p Serafim, Mirela Barros
O papel do contexto socioambiental nas mortalidades infantil e pós-neonatal das populações dos assentamentos precários do Município de São Paulo / Mirela Barros Serafim; orientador Lígia Vizeu Barrozo - São Paulo, 2023.
175 f.

Tese (Doutorado)- Faculdade de Filosofia, Letras e Ciências Humanas da Universidade de São Paulo. Departamento de Geografia. Área de concentração: Geografia Física.

1. MORTALIDADE INFANTIL. 2. INDICADORES SOCIOECONÔMICOS. 3. GEOGRAFIA DA SAÚDE. 4. FAVELAS. 5. ESPAÇO URBANO. I. Barrozo, Lígia Vizeu, orient. II. Título.

AGRADECIMENTOS

À Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de São Paulo (FAPESP) por viabilizar financeiramente o desenvolvimento desse estudo no país (processo de número 05633-5 do ano dois mil e dezoito) e no exterior (processo de número 20432-9 do ano dois mil e dezenove).

À Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior – Brasil (CAPES) (Código 001), pelos primeiros meses de bolsa de estudos.

À Fundação de Apoio ao Instituto de Pesquisas Tecnológicas (FIPT) pelo auxílio no âmbito do Programa Novos Talentos. Agradeço especialmente à Alessandra Corsi do Centro de Tecnologias Geoambientais (CTGeo), pela supervisão, prontidão em ajudar e por fornecer os dados sobre o risco geológico.

À professora Ligia, pelo acolhimento, apoio com as burocracias, por me incluir em diferentes grupos de pesquisa, pelo rico conhecimento compartilhado e pelos conselhos. Aprendo muito com você e fico muito contente por tê-la encontrado nessa etapa.

À professora Paula Santana e à equipe de Geografia da Saúde do CEGOT – Universidade de Coimbra, pela prontidão em auxiliar nos dois períodos de estágio no exterior, pelas oportunidades de colaboração apresentadas, pelo ótimo acolhimento, troca de saberes, almoços, conversas e chás. Agradeço também ao CEGOT pelo apoio financeiro disponibilizado para a apresentação da minha tese no UGI *Centennial Congress* – Paris 2022.

Aos professores da banca de qualificação, composta pela Dra. Renata Mirandola Bichir e pelo Dr. Carlos Leite, sobretudo por me fazerem refletir sobre as diferentes áreas de intersecção no estudo da pobreza urbana, até então um tema novo para mim. Agradeço antecipadamente à banca examinadora de defesa, pelo tempo dedicado.

À equipe da Secretaria Municipal de Saúde do Estado de São Paulo (Marcelo e Breno da CEInfo, Cassia do PRO-AIM SIM e Eliana do SINASC), por disponibilizarem a base de óbitos de 2010 para o Município de São Paulo, para que estes pudessem ser geocodificados, bem como pelo repasse dos demais dados de mortalidade infantil e de nascimentos.

Aos meus amigos que, mesmo espalhados pelo mundo, persistem no contato. Agradeço especialmente às meninas que, em algum momento, compuseram a nossa amável república na Caio Prado x Consolação (Deby, Nadeje, Ju, Sil, Mari Moraes, Mari Carlino, Aline, Bia, Hérika e Ligia). Vocês foram a minha família em São Paulo, junto com a Myrna, Mari Mendes – e o Heitor, a Lari, a Mari Benites e a Luiza, temporariamente. Foi um tempo muito bom! Agradeço também ao meu primo Gabriel, à tia Gena, à Ana e ao Alex, pelas vezes que me receberam em Florianópolis. Também não esquecerei do acolhimento, dos estudos de Python, dos cafés, das risadas e das festinhas com a turma do LabCart/USP.

Aos meus pais, Maria Helena e Mário César, e à minha irmã Priscila, pelas tentativas de se manterem presentes apesar da distância física. Ao Felipe, que acaba de se tornar meu marido, pela presença atenciosa – mesmo no longo período que estive a um oceano de distância – e pelo esforço que sempre faz para cuidar de nós. À família do Felipe por todo o apoio que sempre nos deram. Ao meu gato Loro, companheiro de meia vida e minha terapia diária no período solitário da pandemia.

“Wars of nations are fought to change maps. But wars of poverty are fought to map change.”

— Muhammad Ali

RESUMO

O monitoramento da saúde nos assentamentos precários é uma estratégia útil para a redução das desigualdades na cidade, uma vez que os efeitos de vizinhança são mais intensos nessas áreas. Os índices de vulnerabilidade socioambiental são ferramentas importantes para monitorar e entender as desigualdades em saúde. No Brasil, o Índice de Desenvolvimento Humano Municipal (IDH-M) tem sido a medida composta mais utilizada para caracterizar o contexto socioeconômico intraurbano. No entanto, a adequação do IDH-M para estudos na área da saúde é limitada devido à redundância matemática produzida por sua dimensão de longevidade nos modelos de regressão estatística. Além disso, o IDH-M não incorpora as condições da moradia e as características físicas do seu ambiente de entorno. Os dados de mortalidade infantil representam a capacidade da sociedade em oferecer condições mínimas para o desenvolvimento de crianças menores de um ano. A segmentação da mortalidade infantil no período pós-neonatal auxilia na identificação dos efeitos do local de residência, ao eliminar os óbitos ocorridos no período neonatal, os quais estão relacionados, em grande parte, aos efeitos da qualidade dos serviços de assistência ao parto. Nesse sentido, o presente estudo teve como objetivo compreender a associação entre o contexto socioambiental e os padrões espaciais dos resultados de saúde no Município de São Paulo, especialmente os padrões espaciais dos riscos relativos das mortalidades infantil e pós-neonatal, com foco nos seus assentamentos precários. Com base no referencial teórico sobre saúde, o Índice Socioambiental (ISA) foi desenvolvido, considerando dois subíndices, o Índice Socioeconômico (ISOC, composto pelas dimensões “renda”, “pobreza”, “educação”, “riqueza”, “mobilidade” e “segregação”) e o Índice do Ambiente (IAMB, composto pelas dimensões “habitação” e “infraestrutura de serviços urbanos e meio ambiente”). Os índices foram desenvolvidos por meio da Análise de Componentes Principais para as 1.593 Unidades de Desenvolvimento Humano do Município de São Paulo. Os riscos relativos de mortalidade infantil e pós-neonatal foram obtidos por meio de técnica de varredura espacial, considerando a covariável sexo. Para analisar a aplicabilidade dos índices para as pesquisas de saúde nos assentamentos precários, foi realizada uma comparação de postos médios entre as tipologias de assentamentos urbanos (favelas, loteamentos irregulares, núcleos urbanizados, cortiços e cidade formal). O potencial dos índices na explicação dos riscos relativos das mortalidades infantil e pós-neonatal foi avaliado por meio dos modelos Mínimos Quadrados Ordinários, Regressão Geograficamente Ponderada e Regressão Multiescalar Geograficamente Ponderada (OLS, GWR e MGWR, nos acrônimos em inglês, respectivamente). Além disso, para avaliar a aplicabilidade dos índices para o estudo da saúde em pequenas áreas, os mesmos métodos foram desenvolvidos utilizando cada índice como variável explicativa individual e a taxa de envelhecimento como variável dependente. O ISOC e o IAMB foram internamente consistentes (alfa de Cronbach de aproximadamente 0,7 para ambos os índices). O grupo de tipologias de assentamentos urbanos apresentou diferenças socioambientais e de saúde significativas. Todavia, os testes *post hoc* indicaram que os índices não identificaram diferenças significativas entre os cortiços e a cidade formal e nem entre os loteamentos irregulares e os núcleos urbanizados. Os resultados dos testes *post hoc* também mostraram que os riscos relativos das mortalidades infantil e pós-neonatal diferiram significativamente entre a cidade formal e os loteamentos irregulares. No caso do risco relativo de mortalidade infantil, os resultados também diferiram significativamente entre a cidade formal e as favelas. Diferentes técnicas aplicadas neste estudo apontaram para a importância da inclusão das variáveis relacionadas à moradia e ao seu ambiente físico de entorno em índices desenvolvidos para a compreensão de desfechos de saúde. A comparação dos resultados dos modelos GWR e MGWR, entre os modelos que incorporaram as variáveis retidas no ISOC e aqueles que incluíram as variáveis retidas no IAMB como variáveis explicativas, indicou que

o segundo conjunto de variáveis explicou uma quantidade adicional entre 33,6% e 37,8% da variação dos riscos relativos das mortalidades infantil e pós-neonatal. Por fim, os índices propostos são úteis para identificar os mecanismos que moldam as desigualdades em saúde e podem contribuir para a destinação local de recursos às comunidades mais vulneráveis.

Palavras-chave: determinantes de saúde; favela; iniquidades em saúde; pobreza; vulnerabilidade social.

ABSTRACT

Monitoring slum health can be a useful strategy for reducing inequality within a city, since the neighborhood effects are more intense in these areas. Socioenvironmental vulnerability indexes are important tools to monitor and understand health inequalities. In Brazil, the Municipal Human Development Index (MHDI) has been the most applied composite measure to characterize the intraurban socioeconomic context. However, the adequacy of the MHDI for health studies is limited due to the mathematical redundancy produced by its longevity dimension in regression models. Furthermore, the MHDI does not incorporate housing conditions and the physical characteristics of its surrounding environment. Infant mortality data represent society's ability to provide minimum conditions for the development of children under one-year-old. The segmentation of infant mortality into the postneonatal period helps to identify the effects of the place of residence, by eliminating deaths that occurred in the neonatal period, which are usually related to the quality of the delivery care services. In this sense, the present study aimed to understand the association between the socioenvironmental context and the spatial patterns of health outcomes in the Municipality of São Paulo, especially the spatial patterns of the relative risks of infant and postneonatal mortalities, with a focus on its precarious settlements. Based on theoretical health references, the Socioenvironmental Index (ISA) was developed, considering two subindexes, the Socioeconomic Index (ISOC, composed of “income”, “poverty”, “education”, “wealth”, “mobility” and “segregation” dimensions) and the Environmental Index (IAMB, composed of “housing” and “infrastructure of urban services and environment” dimensions). The indexes were developed using Principal Component Analysis for the 1,593 Human Development Units of the Municipality of São Paulo. The relative risks of infant and postneonatal mortalities were obtained using a spatial scanning technique, considering the covariable sex. To analyze the indexes' applicability for slum health research, a mean rank comparison was performed between the urban settlement typologies (*favelas*, irregular allotments, urbanized cores, tenement houses, and formal city). The indexes' potential in explaining the relative risks of infant and postneonatal mortalities was assessed using the Ordinary Least Square (OLS), Geographically Weighted Regression (GWR) and, Multiscale Geographically Weighted Regression (MGWR) models. Additionally, to evaluate the applicability of the indexes for health studies in small areas, the same methods were performed using each index as a single predictor and the ageing rate as the explained variable. ISOC and IAMB were internally consistent (Cronbach's Alpha of approximately 0.7 for both indexes). Significant differences in socioenvironmental conditions and health results were observed for the group of urban settlement typologies. However, the *post hoc* tests indicated that the three indexes did not identify significant differences between the tenement houses and the formal city, nor between the irregular allotments and urbanized cores. Results from the *post hoc* tests also showed that the relative risks of infant and postneonatal mortalities significantly differed between the formal city and the irregular allotments. In the case of the relative risk of infant mortality, results also significantly differed between the formal city and the *favelas*. Different techniques applied in this study pointed to the need of including variables related to housing and its surrounding environment in indexes developed to explain health outcomes. The comparison of the GWR and MGWR results, between the models that incorporated the

variables retained in the ISOC and the models that included the variables retained in the IAMB as predictors, showed that the second explained an additional amount between 33.6% and 37.8% of the variance for the relative risks of infant and postneonatal mortalities. Finally, the proposed indexes are useful for identifying the mechanisms shaping health inequalities and can contribute to the allocation of resources to the most vulnerable communities.

Keywords: determinants of health; *favela*; health inequalities; poverty; social vulnerability.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1: Localização do Município de São Paulo e recorte das Unidades de Desenvolvimento Humano (UDHs).	27
Figura 2: Distribuição espacial dos setores censitários para os quais faltam informações.	39
Figura 3: Distribuição espacial das UDHs com falta de informações para alguma das variáveis da dimensão “pobreza”	40
Figura 4: Mapa das áreas de risco de movimentos de massa identificadas pelo IPT.	42
Figura 5: Distribuição espacial das áreas sem informações de poluente nas UDHs.	45
Figura 6: Distribuição espacial dos Distritos Administrativos do Município de São Paulo. ...	60
Figura 7: Distribuição espacial do percentual das tipologias de assentamento precário reconhecidas pela Prefeitura Municipal de São Paulo, segundo a classificação por quintis de valores.....	62
Figura 8: Classificação das UDHs segundo a tipologia de assentamento urbano predominante.	63
Figura 9: Comparação visual entre o ISOC e o Índice GeoSES de Barrozo <i>et al.</i> (2020a).	68
Figura 10: Distribuição espacial das variáveis/dimensões do ISOC em decis de valores: Renda (A), Escolaridade – FUND18M (B), Mobilidade – OCUPDESLOC (C), Pobreza – PPOB (D), Riqueza – SM10MAIS (E) e Segregação – R2040 (F).	72
Figura 11: Distribuição espacial das variáveis do IAMB em decis de valores: CALCADA (A), IR_NUM, (B), HAB_PAREDE (C), HAB_CACAMBA (D), HAB_ESGOTO (E) e HAB_OCUPACAO (F).	73
Figura 12: Distribuição espacial do Índice Socioeconômico (ISOC) em decis dos valores. ...	74
Figura 13: Distribuição espacial do Índice do Ambiente (IAMB) em decis dos valores.	75
Figura 14: Distribuição espacial do Índice Socioambiental (ISA) em decis dos valores.	76
Figura 15: Distribuição espacial do Índice Socioeconômico (ISOC) em desvio padrão.	77
Figura 16: Distribuição espacial do Índice do Ambiente (IAMB) em desvio padrão.	78
Figura 17: Distribuição espacial do Índice Socioambiental (ISA) em desvio padrão.	79
Figura 18: Resultados do teste de Moran local para os Índices Socioeconômico (ISOC), do Ambiente (IAMB) e Socioambiental (ISA).....	81
Figura 19: Diagramas de caixa das pontuações dos índices socioeconômico (ISOC), do ambiente (IAMB) e socioambiental (ISA) para as diferentes tipologias de assentamento precário e para a cidade formal.....	83

Figura 20: Diagrama de dispersão entre os índices ISOC e IAMB, classificado nas tipologias de assentamento urbano.....	84
Figura 21: Distribuição espacial dos agrupamentos de risco relativo alto (áreas de risco) e baixo (áreas protetoras) de mortalidade infantil (esquerda) e pós-neonatal (direita) entre 2006 e 2016.	93
Figura 22: Distribuição espacial do risco relativo (RR) de mortalidade infantil no período de 2006 a 2016 nas UDHS (representação em quintis de valores) e nos agrupamentos de alto risco (representação por valores discretos).....	94
Figura 23: Distribuição espacial do risco relativo (RR) de mortalidade pós-neonatal no período de 2006 a 2016 nas UDHS (representação em quintis de valores) e nos agrupamentos de alto risco (representação por valores discretos).	94
Figura 24: Distribuição espacial, em quintis de valores, dos dados de demografia e saúde calculados para as UDHS no âmbito do projeto Atlas Brasil: esperança de vida ao nascer (A), mortalidade infantil (B), mortalidade até 5 anos (C), probabilidade de sobrevivência até 40 anos (D), probabilidade de sobrevivência até 60 anos (E) e taxa de envelhecimento (F).....	103
Figura 25: Mapas coropléticos da taxa de envelhecimento observada e dos resultados dos modelos GWR – taxa de envelhecimento explicada, coeficiente de determinação R^2 local e coeficiente β para a variável independente.....	110
Figura 26: Resultados dos modelos MGWR para a explicação do risco relativo de mortalidade infantil: valores observados (y), explicados (\hat{y}), coeficientes de determinação local (R^2 local), resíduos padronizados e coeficientes β para as variáveis explicativas.....	119
Figura 27: Resultados dos modelos MGWR para a explicação do risco relativo de mortalidade infantil pós-neonatal: valores observados (y), explicados (\hat{y}), coeficientes de determinação local (R^2 local), resíduos padronizados e coeficientes β para as variáveis explicativas.....	120

LISTA DE TABELAS

Tabela 1: Pontuação das variáveis na primeira componente da última ACP aplicada para fins de determinação do ISOC.....	65
Tabela 2: Pontuação das variáveis na primeira componente da última ACP aplicada para fins de determinação do IAMB.	65
Tabela 3: Alfa de Cronbach (α) se cada uma das variáveis fosse excluída dos índices ISOC e IAMB.....	66
Tabela 4: Matriz de correlação de Pearson entre os índices criados e índices anteriormente validados.....	67
Tabela 5: Coeficiente I. de Moran para autocorrelação global para as variáveis de ISOC e IAMB.....	81
Tabela 6: Correlação bivariada entre as tipologias de assentamentos precários, os índices propostos e as suas variáveis socioambientais.	86
Tabela 7: Testes de normalidade Shapiro-Wilk e Kolmogorov-Smirnov para os índices nas tipologias de assentamento urbano.	87
Tabela 8: Postos médios para os índices Socioeconômico (ISOC), do Ambiente (IAMB) e Socioambiental (ISA) no teste Dunn-Bonferroni.	89
Tabela 9: Principais causas básicas de mortalidade infantil e de mortalidade infantil pós-neonatal no período 2006-2016.	97
Tabela 10: Principais causas básicas de mortalidade infantil nos assentamentos precários. .	100
Tabela 11: Principais causas básicas de mortalidade pós-neonatal nos assentamentos precários.....	101
Tabela 12: Correlação bivariada entre as tipologias de assentamentos precários, os índices propostos e os resultados em saúde.	106
Tabela 13: Testes de normalidade para os riscos relativos (RRs) de mortalidade infantil e pós-neonatal entre as tipologias de assentamento urbano.	107
Tabela 14: Teste Kruskal-Wallis para os resultados em saúde entre as tipologias de assentamento urbano.....	107
Tabela 15: Postos médios para os riscos relativos de mortalidade infantil e pós-neonatal no teste Dunn-Bonferroni entre as tipologias de assentamento urbano.....	108
Tabela 16: Resultados dos modelos de regressão OLS, GWR e MGWR desenvolvidos para a explicação da taxa de envelhecimento no Município de São Paulo – valores de R^2 global	

ajustado, AIC, coeficiente I de Moran para o resíduo padronizado e o seu respectivo p-valor.	109
Tabela 17: Resultados dos modelos de regressão OLS, GWR e MGWR, desenvolvidos para a explicação do risco relativo de mortalidade infantil – valores de R^2 global ajustado, AIC, coeficiente I de Moran para o resíduo padronizado e o seu respectivo p-valor.	115
Tabela 18: Resultados dos modelos de regressão OLS, GWR e MGWR desenvolvidos para a explicação do risco relativo de mortalidade infantil pós-neonatal – valores de R^2 global ajustado, AIC, coeficiente I de Moran para o resíduo padronizado e o seu respectivo p-valor.	116

LISTA DE QUADROS

Quadro 1: Tipologias dos assentamentos precários do Município de São Paulo, conforme as definições da SEHAB – PMSP.....	31
Quadro 2: Embasamento teórico na escolha das dimensões socioambientais.....	34
Quadro 3: Variáveis pré-selecionadas por dimensão de análise.....	37
Quadro 4: Critérios para a definição dos graus de risco geológico utilizados pelo IPT.....	43

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

- ACP – Análise de Componentes Principais
- AIC – *Akaike Information Criterion*
- AICc – *Corrected Akaike Information Criterion*
- AVC – Acidente Vascular Cerebral
- CEInfo – Coordenação de Epidemiologia e Informação
- CID-10 – Décima Revisão da Classificação Internacional de Doenças
- CMDSS – Comissão Mundial sobre os Determinantes Sociais da Saúde
- COVID-19 – Doença do coronavírus 2019
- GeoSES – *Geographic Index of the Socioeconomic Context for Health and Social Studies*
- GWR – *Geographically Weighted Regression*
- IAMB – Índice do Contexto do Ambiente
- IBGE – Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística
- ICE – Índice de Concentração de Extremos
- IDH – Índice de Desenvolvimento Humano
- IDH-M – Índice de Desenvolvimento Humano Municipal
- IPT – Instituto de Pesquisas Tecnológicas
- IPVS – Índice Paulista de Vulnerabilidade Social
- ISA – Índice do Contexto Socioambiental
- ISOC – Índice do Contexto Socioeconômico
- MGWR – *Multiscale Geographically Weighted Regression*
- ODS – Objetivos de Desenvolvimento Sustentável
- OLS – *Ordinary Least Squares*
- OMS – Organização Mundial da Saúde
- ONU – Organização das Nações Unidas
- PIB – Produto Interno Bruto
- PNAD – Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios
- PNH – Política Nacional de Habitação
- PMSP – Prefeitura Municipal de São Paulo
- PRO-AIM – Programa de Aprimoramento das Informações de Mortalidade
- SEADE – Sistema Estadual de Análise de Dados
- SEHAB – Secretaria Municipal de Habitação de São Paulo
- SIG – Sistema de Informações Geográficas

SIM – Sistema de Informação sobre Mortalidade

SINASC – Sistema de Informações de Nascidos Vivos

SMS – Secretaria Municipal de Saúde

SoVI – *Social Vulnerability Index*

TMI-MC – Taxa de Mortalidade Infantil por Malformações Congênitas

UDH – Unidade de Desenvolvimento Humano

UN-Habitat – Programa das Nações Unidas para os Assentamentos Humanos

SUMÁRIO

1.	INTRODUÇÃO.....	1
2.	OBJETIVOS.....	1
2.1.	Geral.....	7
2.2.	Específicos.....	7
3.	HIPÓTESES.....	8
4.	EMBASAMENTO TEÓRICO E CONCEITUAL.....	9
4.1.	Assentamentos precários: definições internacionais e nacionais.....	9
4.2.	A cidade saudável a partir da “nova saúde pública”.....	12
4.3.	A saúde e a vulnerabilidade socioambiental nos assentamentos precários.....	15
4.3.1.	A mortalidade infantil nos estudos das áreas vulneráveis à pobreza.....	18
5.	ÁREA DE ESTUDO.....	22
5.1.	Unidades de análise.....	24
6.	PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS E TÉCNICOS.....	28
6.1.	Definição, dados e classificação dos assentamentos urbanos por UDH.....	30
6.2.	Determinação do Índice Socioambiental (ISA) e dos seus subíndices Índice Socioeconômico (ISOC) e Índice do Ambiente (IAMB).....	31
6.2.1.	Definição das dimensões conceituais de análise e pré-seleção das variáveis.....	32
6.2.2.	Integração das variáveis nas unidades de análise.....	37
6.2.3.	Cálculo dos índices.....	46
6.2.4.	Validação interna.....	48
6.2.5.	Validação externa.....	49
6.3.	Seleção dos resultados em saúde.....	49
6.3.1.	Cálculo dos riscos relativos de mortalidade infantil e pós-neonatal.....	50
6.4.	Comparação de postos médios dos dados socioambientais e dos resultados em saúde entre as tipologias de assentamento urbano.....	55
6.5.	Associação espacial entre os índices e a saúde.....	56
6.6.	Elaboração dos mapas.....	58
7.	RESULTADOS E DISCUSSÃO.....	61
7.1.	Distribuição espacial das tipologias de assentamento urbano.....	61
7.2.	Os índices ISOC, IAMB e ISA.....	63
7.2.1.	Validade do conteúdo dos índices.....	66
7.2.2.	Validade do construto dos índices.....	67

7.2.3.	O contexto socioambiental na cidade	68
7.2.4.	O contexto socioambiental nas diferentes tipologias de assentamentos urbanos da cidade	81
7.3.	Resultados de saúde	89
7.3.1.	As mortalidades infantil e pós-neonatal entre 2006 e 2016.....	89
7.3.2.	Os padrões espaciais dos resultados de saúde e demografia do Projeto Atlas do Desenvolvimento Humano no Brasil para o Município de São Paulo	102
7.3.3.	Os resultados de saúde nas diferentes tipologias de assentamentos urbanos ...	104
7.4.	Aplicação dos índices para os estudos de saúde	108
7.4.1.	O papel dos contextos socioeconômico e do ambiente na configuração espacial da taxa de envelhecimento.....	108
7.4.2.	O papel dos contextos socioeconômico e do ambiente na configuração espacial dos riscos de mortalidades infantil e pós-neonatal	110
7.5.	Limitações do estudo	121
8.	CONSIDERAÇÕES FINAIS	123
	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	126
	APÊNDICE A.....	142
	APÊNDICE B.....	148
	APÊNDICE C.....	158
	ANEXO A	174

1. INTRODUÇÃO

Em 2008, pela primeira vez na história, metade do mundo se tornou urbano (VLAHOV *et al.*, 2011). De acordo com as projeções da Divisão de População da Organização das Nações Unidas (ONU), é previsto um crescimento da população urbana mundial de 2,5 bilhões de moradores urbanos no período de 2018 a 2050, em grande parte absorvido pelas megacidades (UNDESA, 2019).

O crescimento demográfico deverá fortalecer as iniquidades urbanas nas megacidades de países em desenvolvimento, onde já são mais evidentes, as quais serão acompanhadas pelo aumento do número de moradores nos assentamentos precários (VLAHOV *et al.*, 2011). Ainda segundo Vlahov *et al.* (2011), o crescimento urbano das próximas décadas será bastante expressivo em cidades bem-sucedidas de médio porte, as quais devem enfrentar os problemas urbanos hoje ditados pelas megacidades, entre eles os relacionados às mudanças demográficas, climáticas, às epidemias e à globalização. Portanto, o estudo das iniquidades urbanas deve ser compreendido como uma questão global.

Atualmente, muitos governos estão atrasados no desenvolvimento de infraestrutura para as áreas urbanas em rápida expansão. Na ausência de medidas de gestão efetivas, o crescimento demográfico atrelado ao desenvolvimento desordenado pode levar ao aumento da fragmentação dos espaços, à segregação social e a deficiências na oferta de serviços sociais e de saúde (DILLEY *et al.*, 2005). Estes devem ser enfrentados, sobretudo, pelas famílias e comunidades de baixa renda.

A relação entre saúde e pobreza, seja esta absoluta ou relativa, ainda é um desafio mesmo para os países de alta renda (PADILLA *et al.*, 2016; HONG *et al.*, 2021; WEISZ *et al.*, 2022). Segundo Toprani, Li e Hadler (2016), residir em áreas de elevada concentração de pobreza tem consistentemente sido associado com altas taxas de mortalidade. Nesse sentido, os dados de saúde são utilizados como indicadores de qualidade de vida urbana e desigualdade, ao mesmo tempo em que o lugar tem sido compreendido como fator de risco à saúde, podendo afetá-la positivamente ou negativamente em conjunto com os fatores de risco individuais (BARROZO, 2018). Para Barrozo (2018), reconhecer o lugar como fator de risco implica em aceitar que suas características físicas e sua história são importantes para a qualidade de vida e que reside aí a sua potencialidade de ser mudado, reconfigurado ou ressignificado para promover saúde e bem-estar à população. Do mesmo modo, a expressão “ganho de localização” de Bourdieu (2007), embora não seja específica da literatura da Geografia da Saúde, surgiu com o intuito de explicar a relação entre o lugar ocupado pelos

grupos sociais e o acesso às diversas formas de capitais, destacando a importância da modificação de mecanismos das políticas sociais no sentido de compensar as desigualdades observadas em áreas com oportunidades mais reduzidas para a população.

Os assentamentos precários são exemplos de comunidades localizadas onde se observam processos históricos, sociais e biofísicos complexos que resultam, comumente, em problemas relacionados à superlotação, marginalização, alta exposição ambiental, precarização da saúde, estigmatização, falta de infraestrutura de serviços públicos essenciais ou dificuldades de acesso aos mesmos, entre outros (BUSGEETH; WHISKEN; BRITS, 2008; UN-HABITAT, 2010a; JANKOWSKA; WEEKS; ENGSTROM, 2012). Em decorrência, os moradores dessas áreas são geralmente considerados mais vulneráveis aos perigos naturais, às doenças relacionadas a questões sanitárias e às crises econômicas – eventos com potencial de causar prejuízos financeiros ou humanos e comprometer, assim, a saúde e o bem-estar das populações (O’KEEFE; WESTGATE; WISNER, 1976; DAVIS, 2006).

A extensão dos assentamentos precários correspondia entre 30% e 60% das áreas urbanas dos países em desenvolvimento na primeira década no século XXI (BUSGEETH; WHISKEN; BRITS, 2008). Enquanto a proporção dos moradores dessas áreas reduziu desde 1990, em números absolutos houve aumento da população nos assentamentos precários dos países em desenvolvimento, dado que mais do que 880 milhões de pessoas moravam nessas áreas em 2014, comparativamente aos 791 milhões, em 2000, e aos 689 milhões, em 1990 (UN-HABITAT, 2016). Para 2025, é previsto que 1,6 bilhões de pessoas necessitarão de habitação acessível e adequada, o que corresponderia a mais de um terço dos moradores das áreas urbanas (WOETZEL *et al.*, 2014). Em decorrência, o enfrentamento à situação dos assentamentos precários foi estabelecido como a meta 11.1 dos Objetivos de Desenvolvimento Sustentável (ODS), traçados para o ano de 2030 pela ONU.

Metodologicamente, é necessário que as abordagens de estudo sobre os assentamentos precários não sejam dicotômicas, ou seja, que não subdividam o espaço em áreas com presença ou ausência de assentamentos precários, sobretudo em megacidades de países com forte desigualdade social e fragmentação do tecido urbano. De acordo com Jankowska, Weeks e Engstrom (2012) e com Marques e Saraiva (2017), as características dos domicílios em assentamentos precários podem variar consideravelmente. Portanto, uma categorização dicotômica poderia levar automaticamente à aceitação equivocada da premissa de que os grupos de pessoas mais vulneráveis vivem nos assentamentos precários oficialmente reconhecidos pelas entidades públicas, o que esconderia a diversidade física e social própria destes locais, bem como excluiria os grupos de alta vulnerabilidade que não residem nessas

áreas. Como Montgomery (2009) e Ezeh *et al.* (2017) observam, embora dados populacionais e espaciais possam se sobrepor, há pessoas pobres que não vivem em áreas de desvantagem concentrada, como os assentamentos precários, e nestes não há apenas moradores pobres.

A população pobre das áreas urbanas não é homogênea e as diferenças podem ser críticas nos limites de um município, como observado por Morato (2004) no Município de Embu, e até mesmo entre os seus assentamentos precários. Kundu (2007) encontrou perspectivas de mitigação de danos muito diferentes entre a periferia e as favelas dos centros urbanos em Delhi. Este fator não seria considerado em um estudo dicotômico, embora apresente grande relevância no planejamento e na implementação de projetos de infraestrutura. Também na Índia, em locais como Delhi, Chennai e Hyderabad, mais da metade das moradias precárias, definidas de acordo com as definições do Programa das Nações Unidas para os Assentamentos Humanos (UN-Habitat, no acrônimo em inglês), não estão nas áreas oficialmente demarcadas e reconhecidas como assentamentos precários, de acordo com a definição nacional da Índia que estabelece um mínimo de 60 domicílios em área contígua de assentamento precário (LUCCI; BHATKAL; KHAN, 2016). Nesse caso, o estudo sobre o estado de saúde e bem-estar dos moradores dos assentamentos precários da cidade não refletiria, necessariamente, na saúde dos grupos de pessoas mais vulneráveis à pobreza. Embora a enumeração das áreas de assentamentos precários seja importante, é fundamental que as estratégias para promoção de saúde e bem-estar nessas áreas reconheçam o espaço como uma força de moldagem de vulnerabilidades locais únicas e incorporem resultados de alta granularidade espacial.

Pesquisas em países de média e baixa renda destacam a necessidade de identificação das áreas de assentamentos precários nos censos demográficos e a importância dessa informação para análises na área da saúde pública, em função da superlotação e do compartilhamento do ambiente pela população ser mais intenso do que na cidade formal, o que é referido na literatura científica atual como “efeitos de vizinhança” (EZEH *et al.* 2017; LILFORD *et al.*, 2016; TURLEY *et al.*, 2013). Se o compartilhamento dos riscos é maior devido aos efeitos de vizinhança, por outro lado estes também podem amplificar os resultados das intervenções públicas de saúde, dado o beneficiamento coletivo das melhorias. As melhorias no saneamento básico, por exemplo, podem reduzir a incidência de diarreia em toda a comunidade.

A literatura científica sobre os efeitos de vizinhança tem crescido desde a publicação do livro “*The Truly Disadvantaged: The Inner City, the Underclass and Public Policy*” de Wilson (1987). Na área da saúde, há uma vasta bibliografia que tem buscado entender a

função dos efeitos de vizinhança dos assentamentos precários na saúde da população (JIMENEZ *et al.*, 2019; REICHMAN; TEITLER; HAMILTON, 2009; SCHEMPF; STROBINO; O’CAMPO, 2009).

O Município de São Paulo é um bom exemplo de uma megacidade de um país em desenvolvimento, de renda média-alta, com forte presença de assentamentos precários, nos quais 11% da população vivia em 2010 (WORLD BANK, 2019a; CEM, 2016). Entre o final dos anos 90 e o início da segunda década do presente milênio, foram reforçadas as políticas públicas para estes locais, o que provocou um aumento na heterogeneidade das condições de infraestrutura (CEM, 2016) e uma consequente “heterogeneidade da pobreza urbana”, conforme referido por Pasternak e D’Ottaviano (2016), cujo entendimento necessita de resultados de alta resolução.

Diante do contexto apresentado, o presente estudo teve como objetivo formular um indicador socioambiental composto para o estudo da saúde em pequenas áreas do Município de São Paulo, com possibilidade de contrastar as associações entre saúde e vulnerabilidade à pobreza entre os assentamentos precários oficialmente reconhecidos pela Prefeitura Municipal (favelas, núcleos urbanizados, loteamentos irregulares e cortiços) e entre estes e a cidade formal. Foram calculados os índices: I) Índice Socioeconômico (ISOC), composto pelas dimensões “renda”, “pobreza”, “escolaridade”, “riqueza”, “mobilidade” e “segregação”, II) Índice do Ambiente (IAMB), composto pelas dimensões “habitação” e “infraestrutura de serviços urbanos e meio ambiente” e III) Índice Socioambiental (ISA), calculado pela média aritmética entre o ISOC e IAMB. Os índices foram determinados com base na metodologia de Lalloué *et al.* (2013), também utilizada na construção do índice socioeconômico denominado *Geographic Index of the Socioeconomic Context for Health and Social Studies* (GeoSES), proposto por Barrozo *et al.* (2020a) para o estudo da saúde nas 310 áreas de ponderação do Município de São Paulo. A determinação dos índices envolveu a redução das variáveis pré-selecionadas pela aplicação de sucessivas Análises de Componentes Principais (ACPs).

Para que não houvesse redundância em modelos de regressão criados para o estudo de desfechos de saúde, o ISA não apresenta uma dimensão interna relacionada à saúde, o que ocorre, por exemplo, no Índice de Desenvolvimento Humano (IDH) e na sua versão municipal (IDH-M), desenvolvidos pelo Programa das Nações Unidas para o Desenvolvimento (UNDP, 2013; UNDP; IPEA; FJP, 2014a) e comumente utilizados em estudos nacionais. O mesmo requisito foi atendido pelo GeoSES, o qual foi construído a partir de um banco de dados contendo inicialmente 46 variáveis, selecionadas para as seguintes dimensões conceituais: “educação”, “mobilidade”, “pobreza”, “riqueza”, “renda”, “segregação”, e “privação de

recursos e serviços”. As variáveis inicialmente consideradas pelo GeoSES são apresentadas no Anexo A. Diferentemente do IDH e de sua versão municipal, o IDH-M, o GeoSES não apresenta uma dimensão interna de saúde. Comparativamente ao GeoSES, o índice proposto no presente estudo acrescenta o contexto do ambiente em sua formulação e possibilita uma maior granularidade espacial dos resultados no município, o que é essencial para a diferenciação das vulnerabilidades entre os assentamentos precários.

A mortalidade infantil é um forte indicador de saúde urbana e está associada às condições socioeconômicas e ambientais (WEISZ *et al.*, 2022; PADILLA *et al.*, 2016), mas estas não são disponibilizadas na base de dados do Sistema de Informação de Agravos de Notificação (SINAN), vinculado ao Ministério da Saúde. Portanto, uma abordagem geográfica utilizando os dados populacionais do Censo Demográfico possibilita que tais associações sejam estimadas (PRADO Jr.; MEDRONHO, 2021).

No âmbito deste estudo, os desfechos de saúde estudados são os riscos relativos de mortalidade infantil (nascidos vivos < 365 dias de vida) e de mortalidade infantil pós-neonatal (28 a 364 dias de vida). Do ponto de vista epidemiológico, é importante diferenciar o efeito da qualidade do serviço de saúde no atendimento pré-natal e ao parto, bem como da saúde da mãe, mais relacionados à mortalidade infantil neonatal (nascidos vivos < 28 dias de vida) do efeito dos contextos físico e socioeconômico do lugar de moradia, que exercem maior influência na mortalidade infantil pós-neonatal (BARROZO, 2018; RIPSA, 2008). Por fim, neste estudo a relação entre as dimensões de vulnerabilidade e os resultados em saúde, na cidade formal e nas tipologias de assentamentos precários, foram analisadas por meio de estatística de correlação, comparação de valores médios e métodos estatísticos de regressão espacial global e local.

A abordagem, com foco em múltiplas dimensões de pobreza, colabora para uma melhor compreensão de aspectos importantes da saúde e do bem-estar que, mesmo em situações de crescimento econômico, podem ficar para trás – especialmente para determinadas comunidades. Nesse sentido, conhecer as restrições críticas para as condições de bem-estar e saúde dos lugares é preponderante na compreensão dos desafios e tensões que se colocam para as políticas públicas, no sentido de se efetivarem nas perspectivas proativa, preventiva e protetiva, e pode colaborar para a garantia da legitimidade das populações vulneráveis.

Destaca-se que os objetivos da pesquisa vão ao encontro dos ODS da Agenda 2030 da ONU, entre os quais considera-se prioritário, até o ano de 2030, conforme os objetivos 1 “reduzir pelo menos à metade a proporção de homens, mulheres e crianças, de todas as idades, que vivem na pobreza, em todas as suas dimensões, de acordo com as definições nacionais”; 3

“garantir vidas saudáveis e promover o bem-estar para todos em todas as idades”; 6 “garantir o acesso à água e saneamento para todos”; 10 “reduzir as desigualdades dentro e entre os países” e 11 “tornar as cidades mais inclusivas, seguras, resilientes e sustentáveis” (UNDESA, 2022a).

A pandemia da doença do novo coronavírus (COVID-19), que chegou ao Brasil no início de 2020 e foi considerada a maior crise sanitária em escala global desse século, evidenciou a importância dos objetivos de desenvolvimento sustentável (WERNECK; CARVALHO, 2020). Nas considerações da ONU sobre o décimo primeiro ODS da Agenda 2030, é argumentado que o impacto da COVID-19 será ainda maior em áreas urbanas de pobreza concentrada e densamente povoadas, especialmente para um bilhão de moradores de assentamentos informais e precários no mundo, para os quais a vivência em situações de superlotação torna difícil a adoção das medidas recomendadas de distanciamento social e isolamento (UNDESA, 2022a). Nesse sentido, a análise da população de vulneráveis à COVID-19 deve abranger a identificação dos grupos populacionais de risco à doença, as condições de saneamento e o acesso adequado à água potável – para a prevenção e contenção de doenças infectocontagiosas – o adensamento populacional, as características urbanísticas que possam promover saúde e bem-estar e outras diferentes dimensões de pobreza. É interessante, portanto, que os modelos de disseminação para doenças infectocontagiosas adotem abordagens multicausais, incluindo fatores dos contextos ambiental e social, além da exposição ao agente etiológico.

2. OBJETIVOS

2.1. Geral

Compreender a influência do contexto socioambiental dos assentamentos precários de uma megacidade, com grande desigualdade social, nos padrões espaciais das mortalidades infantil e pós-neonatal.

2.2. Específicos

- Caracterizar os contextos socioeconômico, do ambiente e socioambiental na escala intra-municipal, a partir da criação de índices robustos voltados ao estudo de resultados de saúde.
- Calcular os riscos relativos das mortalidades infantil e pós-neonatal na escala intra-municipal.
- Mensurar as diferenças estatísticas dos contextos socioeconômico, do ambiente e socioambiental, bem como dos resultados de saúde, entre as tipologias de assentamento urbano municipais (favela, loteamento irregular, núcleo urbanizado, cortiço e cidade formal).
- Identificar o potencial explicativo dos índices desenvolvidos para os resultados de saúde (as mortalidades infantil e pós-neonatal e, adicionalmente, a taxa de envelhecimento).

3. HIPÓTESES

H1 – As tipologias de assentamento urbano (favela, loteamento irregular, núcleo urbanizado, cortiço e cidade formal) apresentam significativa heterogeneidade socioambiental e estão associadas, espacialmente, aos riscos relativos das mortalidades infantil e pós-neonatal (baixo risco para a cidade formal e alto risco para as tipologias de assentamento precário).

H2 – O potencial explicativo para os padrões espaciais dos resultados de saúde na cidade, sobretudo de mortalidade infantil pós-neonatal, é aumentado pela adição do contexto do ambiente da moradia e do seu entorno, em detrimento ao uso exclusivo de indicadores do contexto socioeconômico do lugar.

4. EMBASAMENTO TEÓRICO E CONCEITUAL

4.1. Assentamentos precários: definições internacionais e nacionais

O termo em inglês equivalente a “assentamentos precários” – *slum* – é amplamente utilizado na literatura internacional para descrever diferentes tipos de assentamentos de baixa renda e de condições precárias de vida que, em pouco tempo, transformaram-se na mais visível manifestação da pobreza urbana dos países em desenvolvimento. A definição mais difundida internacionalmente para o termo é a da UN-Habitat, segundo a qual os domicílios característicos dos assentamentos precários não atendem a uma ou mais das seguintes condições: I) acesso a água potável, II) acesso a esgotamento sanitário, III) adequada durabilidade da moradia, IV) área suficiente para morar e V) segurança de posse (UN-HABITAT, 2003). Já a Organização das Nações Unidas para a Educação, a Ciência e a Cultura (UNESCO, no acrônimo em inglês) define “*slum*” como o espaço urbano caracterizado por “assentamento contíguo em que os habitantes possuem condições de moradia e serviços básicos precários”. Enquanto a última faz referência direta ao espaço urbano do entorno dos domicílios, a definição da UN-Habitat é baseada em condições específicas da moradia.

No Brasil, de forma a englobar a totalidade dos assentamentos urbanos inadequados ocupados por moradores de baixa renda e de condições precárias de vida, a Política Nacional de Habitação (PNH) adotou o termo “assentamentos precários”. A definição de assentamento precário da PNH inclui as tipologias tradicionalmente utilizadas pelas políticas públicas de habitação no país, tais como as favelas, os cortiços, loteamentos irregulares e conjuntos habitacionais degradados (MCID, 2010). Conforme o MCID (2010), apesar das diferenças de dimensões e de tipologias, os assentamentos precários são porções do território urbano que têm em comum: I) o fato de serem áreas predominantemente residenciais, habitadas por famílias de baixa renda; II) a precariedade das condições de moradia, que pode ser caracterizada por inúmeras carências e inadequações, tais como: irregularidade fundiária, ausência de infraestrutura de saneamento ambiental, localização em áreas mal servidas por sistema de transporte e equipamentos sociais, terrenos alagadiços e sujeitos a riscos geotécnicos, adensamento excessivo e deficiências construtivas da unidade habitacional e III) a origem histórica, relacionada às diversas estratégias utilizadas pela população de baixa renda para viabilizar, de modo autônomo, solução para as suas necessidades habitacionais.

Queiroz Filho (2015) discute as diferentes definições de assentamentos precários e favelas e suas implicações nos dados populacionais, por meio dos resultados obtidos a partir de uma abordagem por Análise de Conteúdo (AC) de amostras de definições encontradas em pesquisas relacionadas ao UN-Habitat e ao Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE). Os resultados indicaram que, nas definições compiladas pelo UN-Habitat, esse aspecto foi evidenciado pelo uso dos termos “áreas” e “assentamentos”, adjetivados pelos termos “deteriorados” e “decadentes” (QUEIROZ FILHO, 2015). Queiroz Filho (2015) chama a atenção para o considerável nível de generalidade dessas expressões, o que dificulta a demarcação física dos seus limites e a comparação dos dados.

O IBGE utiliza o termo “aglomerados subnormais”, desde o Censo Demográfico de 1991, para definir o “conjunto constituído de, no mínimo, 51 unidades habitacionais, carentes em sua maioria de serviços públicos essenciais, ocupando ou tendo ocupado, até período recente, terreno de propriedade alheia (pública ou particular) e estando dispostas, em geral, de forma desordenada e densa” (IBGE, 2011a). Estes setores são marcados por precariedade habitacional e de infraestrutura, alta densidade e ocupação de terrenos com problemas fundiários, o que seria condizente com a sua classificação como favelas e, em alguns casos, loteamentos irregulares (FERREIRA; MARQUES; FUSARO, 2016).

Para fins de definição da Secretaria Municipal de Habitação da Prefeitura Municipal de São Paulo (SEHAB-PMSP), as favelas são formadas por agrupamentos de duas ou mais unidades habitacionais precariamente construídas e dispostas de forma desordenada em um mesmo lote, cuja propriedade não é legalizada por aqueles que o ocupam (QUEIROZ FILHO, 2014). Segundo Marques, Torres e Saraiva (2003), essas áreas carecem de infraestrutura urbana e as suas irregularidades são classificáveis em quatro grupos: quanto à legislação edilícia; quanto ao uso do solo; quanto ao parcelamento do solo; e quanto à propriedade. Quando estes locais são atendidos por serviços urbanos de forma adequada (coleta de lixo, de esgoto, distribuição de água, drenagem urbana, iluminação pública), mas permanecem sem regularização, a PMSP os define como núcleo urbanizado (SEHAB, 2020). A PMSP reconhece ainda outras duas tipologias de assentamentos precários no município, sendo estas os loteamentos irregulares e os cortiços. Os primeiros consistem em divisões de terra que não cumprem as regras de planejamento da cidade. Para esta tipologia, as desconformidades urbanas podem incluir a largura das ruas e das calçadas, o tamanho mínimo dos lotes ou a infraestrutura urbana implementada (SEHAB, 2020). Já a solução precária conhecida por cortiço é um alojamento coletivo de aluguel, com instalações sanitárias compartilhadas entre vários quartos, alta densidade de ocupação e infraestrutura precária (SEHAB, 2020).

Para Marques, Torres e Saraiva (2003), há divergências entre as definições de favelas e entre as metodologias para a sua quantificação até mesmo entre os órgãos administrativos do país. Para efeitos de comparação, a população residente nas favelas do município em 1993, conforme o IBGE, era de 686.072 habitantes, enquanto a PMSP estimou, para o mesmo ano, a população das favelas em 1.901.892 habitantes (MARQUES; TORRES; SARAIVA, 2003). Segundo Queiroz Filho (2015), o IBGE delimitou 1.067 setores censitários de aglomerados subnormais no Censo de 2000, enquanto a PMSP registrou 1.592 favelas no mesmo ano.

Embora a utilização dos aglomerados subnormais do IBGE seja uma boa alternativa para a análise das condições de vida das populações moradoras dos assentamentos precários para os estudos nacionais, deve-se considerar suas limitações. Conforme descrito em CEM e MCID (2007), a definição de subnormal se refere a uma classificação de setores, e não de pessoas ou domicílios. O estabelecimento dos setores que serão considerados como subnormais é prévio à pesquisa censitária e tem como objetivo a delimitação das áreas de coleta mais difícil, de forma a aumentar a remuneração dos recenseadores destas áreas (CEM; MCID, 2007). Queiroz Filho (2014) enfatiza o subdimensionamento do número de favelas pelo IBGE, por este não considerar os assentamentos precários com menos de 51 domicílios e, também, a variação no número, tamanho e forma dos setores de aglomerados subnormais entre os Censos Demográficos. Para Mation, Nadalin e Krause (2014), as variações na precisão com que as favelas são identificadas entre as edições do Censo Demográfico resultam da ausência de informações sobre a posse da terra e de linhas de corte bem definidas para os demais critérios de definição dos aglomerados subnormais, por exemplo a urbanização irregular das vias e a carência de serviços essenciais de água, luz e esgoto.

Segundo Mation, Nadalin e Krause (2014), há um grau de maleabilidade considerável na definição dos aglomerados subnormais pelo IBGE, o qual é necessário para comportar as heterogeneidades das favelas de todo o país. Na identificação das características predominantes dos domicílios de favela no Brasil, a partir dos dados censitários de 2000 e 2010, Pasternak e D'Ottaviano (2016) reconheceram o que vem sendo chamado de “heterogeneidade da pobreza urbana” e destacaram a importância da análise e do entendimento das características demográficas e físico-territoriais dessa pobreza urbana reconfigurada. Enquanto a definição dos aglomerados subnormais busca comportar a heterogeneidade das favelas no país, na escala local ela compromete, todavia, a diferenciação das áreas onde há um contínuo de situações de crescente precariedade, ficando difícil traçar a linha divisória entre as áreas regular e subnormal (MATION; NADALIN; KRAUSE, 2014).

Apesar das variações observadas nas definições internacionais e nacionais para os assentamentos precários, a presença de população de baixo nível socioeconômico em locais de alta precariedade de infraestrutura é uma constante. Portanto, dentro da cidade essas são consideradas áreas de maior vulnerabilidade à pobreza, podendo ser parcialmente caracterizadas por meio de diferentes dimensões, entre as quais a socioeconômica, de infraestrutura de serviços, ambiental, habitacional, institucional, de saúde, entre outras. A relevância de cada dimensão para o contexto geral de vulnerabilidade depende, sobretudo, do desfecho analisado. Diversos desfechos possuem o potencial de causar dano aos indivíduos, famílias ou comunidades, entre eles a ocorrência de danos ambientais, a entrada em situações de pobreza e extrema pobreza monetária e, na área da saúde, a mortalidade, morbidade e perda de bem-estar.

4.2. A cidade saudável a partir da “nova saúde pública”

Segundo Hermeto (2009), foi com o movimento “nova saúde pública” – originado em 1974, no Canadá, através do Informe Lalonde – que as políticas de saúde passaram a articular setores como urbanismo, habitação, meio ambiente, economia, justiça, educação, cultura, transporte, lazer, entre outros. A emergência da “nova saúde pública” também trouxe o entendimento da cidade como um organismo vivo, que pode ser saudável ou padecer de doenças (SANTANA, 2007). Desde o surgimento da “nova saúde pública”, a Organização Mundial da Saúde (OMS) deu início a uma sequência de conferências internacionais de forma a divulgar o novo conceito de promoção da saúde (HERMETO, 2009).

Embora a relação do estado de saúde com as características dos lugares tenha sido referida até mesmo no final do século V a.C., através do tratado “Dos Ares, Águas e Lugares” de Hipócrates, o conceito “Cidade Saudável” apareceu pela primeira vez em 1985, e a OMS lançou, pouco tempo depois, o movimento das Cidades Saudáveis, com a aderência de mais de 1.200 cidades (SANTANA, 2007). Segundo Santana (2007), a expressão “Cidade Saudável” sustenta-se pela abordagem da cidade como espaço coletivo, onde múltiplos fatores e determinantes da saúde convergem e se inter-relacionam, e pela evolução da concepção de saúde, que vê o seu foco deslocado do indivíduo para a sociedade, e do tratamento para a prevenção e promoção, com a saúde sendo vista como um estado completo de bem-estar físico, social e psíquico – e não como simples oposição à doença.

Dois anos mais tarde, em 1987, a OMS divulgou uma revisão sobre a situação global da habitação saudável. O conceito estabeleceu atenção especial às populações vulneráveis e abrangia questões mais amplas que a unidade habitacional, por exemplo pela inclusão das condições de saneamento e oportunidades do entorno, entre estas o acesso aos equipamentos sociais e de lazer (WHO, 1987).

Em decorrência das discussões sobre os Objetivos do Desenvolvimento do Milênio (ODM), o movimento em torno dos determinantes sociais da saúde ganhou força, a partir de 2005, com a criação da Comissão Mundial sobre os Determinantes Sociais da Saúde (CMDSS) (BUSS; PELLEGRINI FILHO, 2007). Foi nesse contexto que o Brasil instituiu, em 2006, a Comissão Nacional sobre os Determinantes Sociais da Saúde (BUSS; PELLEGRINI FILHO, 2007).

Os determinantes em saúde são fatores ou variáveis que alteram a frequência de ocorrência de uma doença. O estado de saúde é influenciado por quatro grandes grupos de determinantes, entre eles os I) estilos de vida, II) fatores socioeconômicos e o III) ambiente físico, considerados como determinantes exógenos, ao lado dos IV) atributos endógenos dos indivíduos – sejam estes genéticos ou adquiridos durante a vida (HOLLANDER; STAATSEN, 2003). Segundo WHO (2008), os sistemas urbanos, por si só, podem ser entendidos como um dos determinantes da saúde.

Nesse sentido, a CMDSS ressalta a importância de gerar e disseminar evidências sobre os determinantes sociais da saúde, através da incorporação de diferentes dimensões de privação, além da baixa renda (OMS, 2010). A identificação dos determinantes sociais da saúde deve, ainda, ser realizada para localidades específicas, a fim de possibilitar a elaboração de medidas efetivas de alteração das iniquidades em saúde, ao permitir que as “causas das causas” entre o elo pobreza e saúde sejam identificadas (OMS, 2010).

O entendimento de que a saúde é um tema transversal a todas as políticas trouxe uma dimensão diferente às políticas locais no século XX, as quais dependem, ainda, do envolvimento mútuo dos governos e da sociedade civil para garantirem uma cidade saudável. Diante do contexto de transversalidade, as abordagens de pesquisa sobre a saúde urbana tornaram-se cada vez mais multidisciplinares, enquanto a Geografia, por lidar com as interações entre as componentes humanas e ambientais, passou a desempenhar um importante papel. A relação entre a saúde e o contexto geográfico é objeto de estudo da Geografia da Saúde, a qual contempla duas linhas de pesquisa tradicionais: I) o estudo dos padrões, das causas e da disseminação da doença e II) o planejamento e a prestação dos serviços de saúde (DUMMER, 2008). Ambas as linhas de pesquisa utilizam os Sistemas de Informações

Geográficas (SIG) como recurso analítico e reconhecem a importância do contexto geográfico e das escalas espaciais, de local a global, nos resultados de saúde.

Em teoria, uma cidade saudável deve, entre outras características, assegurar um ambiente físico limpo e seguro a toda a população. Desigualdades em saúde, porém, são comumente observadas e, em alguns casos, não decorrem de variações biológicas, escolhas ou de características naturais do ambiente externo, mas sim de condições que são evitáveis e injustas – configurando-se como iniquidades (BRAVEMAN *et al.*, 2011; WHITEHEAD, 1992). O acesso ao sistema de saúde costuma ser a primeira barreira propagadora de desigualdades, no entanto estas nem sempre são consideradas injustas, uma vez que algum nível de diferença é inevitável, o que ocorre, por exemplo, com a acessibilidade geográfica (WHITEHEAD *et al.*, 2019).

As iniquidades na saúde resultam de circunstâncias em que as pessoas crescem, moram, trabalham e envelhecem, além dos sistemas de saúde aos quais possuem acesso (VLAHOV *et al.*, 2011). Estas podem ser compreendidas como importantes desigualdades sistemáticas, produzidas socialmente (e, portanto, modificáveis) e que são amplamente influenciadas por forças políticas, sociais e econômicas. Segundo Vlahov *et al.* (2011), a sua distribuição não é aleatória e padrões consistentes em toda a população são geralmente explicados pela posição socioeconômica ou localização geográfica. Barrozo *et al.* (2020a) consideram que a condição socioeconômica do indivíduo é crucial para a predição da sua qualidade de vida, todavia essa informação não é disponibilizada nos registros médicos, o que dificulta o estudo na área médica. O lugar, por sua vez, pode afetar a saúde positivamente ou negativamente ao lado de fatores de risco individuais (BARROZO, 2018). A pobreza nas cidades, por exemplo, dificulta o acesso aos cuidados de saúde e ao bem-estar. As más condições das soluções habitacionais em que os mais pobres vivem, por sua vez, influenciam negativamente nos processos restauradores da saúde, nas atividades criativas e de aprendizagem (COELHO, 2017).

Para que a influência do lugar na configuração das iniquidades em saúde seja revelada, é de grande importância a desagregação dos dados na escala intraurbana. A desagregação depende do contexto e pode ser feita pela separação de grupos sociais ou áreas com presença e ausência de assentamentos precários, por exemplo (VLAHOV *et al.*, 2011). Portanto, a análise de atributos agregados em um nível dentro de uma hierarquia geográfica pode contribuir no entendimento sobre os aspectos do contexto urbano que são significativos para os resultados em saúde.

4.3. A saúde e a vulnerabilidade socioambiental nos assentamentos precários

O contexto socioeconômico e o entorno físico de um indivíduo têm sido identificados como fatores estatisticamente significativos na explicação de diversos resultados em saúde (MONTGOMERY; HEWETT, 2005; JANKOWSKA; WEEKS; ENGSTROM, 2012; ERNST; PHILLIPS; DUNCAN, 2013). Hollander e Staatsen (2003) consideram que a saúde do ambiente deveria fazer parte de uma abordagem integrada, multidisciplinar e multissetorial em relação às áreas urbanas desfavorecidas, incorporando políticas sobre os aspectos socioeconômicos, ambientais e de infraestrutura dos bairros.

Os assentamentos precários são historicamente reconhecidos como áreas de desvantagens concentradas para a saúde dos indivíduos, principalmente devido às más condições da infraestrutura urbana dos serviços essenciais (por exemplo de energia elétrica, água e esgotamento sanitário), bem como das habitações e das características naturais do seu espaço geográfico, muitas vezes coincidente com áreas de risco ambiental. Em decorrências das suas particularidades, Ezeh *et al.* (2017) e Lilford *et al.* (2016) sugerem que a saúde dos assentamentos precários deveria se tornar um tópico de estudo à parte, e que o mesmo deveria ser incorporado aos ODS da ONU. A diferenciação entre os tópicos é relevante, tendo em vista a amplificação das vulnerabilidades nessas áreas, ocasionada pela sobreposição de múltiplos fatores de vulnerabilidade socioeconômica e ambiental. Estes acentuam os efeitos negativos sobre a saúde dos moradores, de modo que o contexto do lugar pode estar mais fortemente associado aos resultados de saúde do que as características individuais.

Por outro lado, os efeitos de vizinhança também podem ser percebidos como uma oportunidade. Enquanto o compartilhamento de riscos à saúde decorrentes de fatores socioeconômicos e ambientais é acentuado entre os moradores dos assentamentos precários, as políticas públicas com foco nestes locais podem alterar o perfil de risco de toda a população (DUNN; CUMMINS, 2007). Para Lilford *et al.* (2019) e Ezeh *et al.* (2017), as intervenções têm o potencial de melhorar simultaneamente muitas vidas nas comunidades de baixa renda, com condições precárias de vida e com elevada densidade populacional, por exemplo através do melhoramento do sistema de saneamento ou a forma como os resíduos sólidos são despejados.

Segundo Ezeh *et al.* (2017), os efeitos de vizinhança são, em grande parte, gerados por fatores que afetam a saúde da comunidade, independentemente dos fatores individuais dos residentes e dos domicílios, incluindo níveis de pobreza e privação dos domicílios e do

entorno, sendo medidos através de fatores como: contaminação fecal, montanhas de lixo, água subterrânea estagnada, superlotação, casas mal construídas, riscos ambientais (por exemplo, inundações e deslizamentos) e poluição. As deficiências no sistema de saneamento, por exemplo, agravam as doenças hidrotansmissíveis (UN-HABITAT, 2003). A precariedade do ambiente construído e o acúmulo de resíduos sólidos fazem papel de criadouros para parasitas e vetores de doenças, a exemplo da leptospirose e da dengue (EZEH *et al.*, 2017). Os fatores internos da unidade habitacional e o adensamento de residentes, sobretudo nos cortiços, facilitam a disseminação de doenças infectocontagiosas, a exemplo da tuberculose, e aumentam a probabilidade de crianças apresentarem problemas respiratórios e infecções ao longo de toda a vida (UN-HABITAT, 2003). Ainda segundo Ezeh *et al.* (2017), os determinantes da saúde mais genéricos incluem: insegurança no emprego, ausência de posse, redes de transporte deficientes, estigmatização, além das estruturas sociais, as quais variam de favoráveis a altamente tóxicas nos assentamentos precários.

Na recente epidemia de Ebola na África Ocidental, Snyder, Marlow e Riley (2014) revelaram que as condições das favelas foram determinantes para a acentuação da propagação da doença e concluíram que uma futura introdução do vírus do Ebola, ou de outra doença viral altamente contagiosa, nos assentamentos precários, é inevitável enquanto não forem amplamente abordados os determinantes estruturais e socioeconômicos subjacentes das doenças que se disseminam de forma preferencial nessas áreas. A recente pandemia de COVID-19 evidenciou as lacunas no conhecimento sobre os determinantes da saúde nos assentamentos precários, os quais são cruciais para o delineamento de intervenções rápidas e eficazes, pelos agentes públicos, com foco na situação do ambiente, elaboradas de modo a minimizar os riscos à saúde e a perda da qualidade de vida nesses locais de desvantagens concentradas.

Apesar das precariedades que abarcam os assentamentos precários, sejam elas relacionadas ao ambiente construído ou aos aspectos sociais e econômicos de amplitude variadas, essas áreas são vistas, muitas vezes, como possibilitadoras de uma forma singular e positiva de morar, como espaços onde as adversidades são compensadas por uma criatividade latente e onde os laços comunitários podem ser mais estreitos (COELHO, 2017). Todavia, esses locais falham em assegurar a saúde dos seus moradores. O processo de autoconstrução em assentamentos precários, se por um lado possibilita o acesso à moradia, por outro lado pode gerar patologias resultantes da construção de moradias com baixa qualidade de materiais e mão de obra, ausência de projeto e falta de acabamentos (COELHO, 2017). Ainda segundo

Coelho (2017), o adensamento construtivo, por meio da verticalização, é outro fator que prejudica as condições de salubridade das moradias.

Desde 1995, a Fundação João Pinheiro (FJP) desenvolve estudos sobre o déficit habitacional e sobre a inadequação dos domicílios brasileiros a partir da análise de dados das Pesquisas Nacionais por Amostra de Domicílios (PNAD)¹ realizada pelo IBGE. A inadequação domiciliar está associada às especificidades dos domicílios que prejudicam a qualidade de vida e, em muitos casos, refletem na saúde dos moradores. A FJP (2015) estimou a inadequação habitacional² no Brasil em 10,32 milhões de domicílios – praticamente o dobro do déficit habitacional³, que correspondia a 5,43 milhões de domicílios. Os resultados obtidos em FJP (2018) indicam, ainda, que os fatores mais relevantes na inadequação domiciliar no Brasil são justamente os fatores externos à unidade habitacional, sendo a carência de infraestrutura urbana de serviços essenciais numericamente muito superior ao demais fatores, seguida pela inadequação fundiária, adensamento excessivo, cobertura inadequada e domicílio sem banheiro, respectivamente. Portanto, urbanizar e qualificar as moradias é a melhor forma de enfrentar o problema habitacional no país, o que deve ser realizado através da implantação de políticas complementares e recorrentes às políticas habitacionais existentes (FJP, 2018).

Apesar da ligação histórica entre a saúde e os assentamentos precários, a literatura científica atual sobre o tema é muito inferior à literatura acerca da saúde urbana ou da relação entre a pobreza e a saúde (LILFORD *et al.*, 2019; EZEH e t al. 2017). Ezeh *et al.* (2017) destacam três razões principais para que a saúde nos assentamentos precários seja analisada de forma individualizada, sendo estas: I) o compartilhamento dos riscos ambientais, II) o beneficiamento coletivo das intervenções urbanas e III) o fato das intervenções de melhoria

¹ Pesquisa divulgada anualmente pelo IBGE a partir de dados domiciliares sobre as características da população, educação, trabalho, rendimento e habitação, com representatividade estatística para o Brasil, as Grandes Regiões, Unidades da Federação e para nove Regiões Metropolitanas. A PNAD foi encerrada em 2016, com a divulgação das informações referentes a 2015, e substituída pela PNAD Contínua, que propicia uma cobertura territorial mais abrangente e disponibiliza informações conjunturais trimestrais sobre a força de trabalho em âmbito nacional.

² “Os domicílios são classificados como inadequados segundo os critérios de inadequação fundiária, carência de infraestrutura, ausência de banheiro de uso exclusivo, cobertura inadequada e adensamento excessivo dos domicílios próprios [...]” (FJP, 2015, p. 50).

³ Déficit por reposição de estoque e déficit por incremento de estoque. “Engloba as habitações sem condições de serem habitadas em razão da precariedade das construções ou do desgaste da estrutura física e que por isso devem ser repostas. Inclui ainda a necessidade de incremento do estoque, em função da coabitação familiar forçada (famílias que pretendem constituir um domicílio unifamiliar), dos moradores de baixa renda com dificuldades de pagar aluguel nas áreas urbanas e dos que vivem em casas e apartamentos alugados com grande densidade. Inclui-se ainda nessa rubrica a moradia em imóveis e locais com fins não residenciais.” (FJP, 2015, p. 20).

social e de saúde que funcionam em localidades sem assentamentos precários não serem, necessariamente, transferíveis para estas áreas.

A incorporação dos assentamentos precários nos estudos de saúde deve considerar as heterogeneidades existentes dentro dessas áreas, em termos de densidade populacional, segurança de posse, reconhecimento oficial, provisão de serviços urbanos, topografia e composição socioeconômica (EZEH *et al.*, 2017). Partindo da mesma compreensão, Taschner (2004) observa que a favela não urbanizada costuma ser insalubre por falta de infraestrutura, pela dificuldade de coleta de resíduos, pelos caminhos sujeitos à erosão, e até mesmo a favela urbanizada⁴ falha em assegurar ventilação e iluminação adequadas às moradias. Em decorrência, a identificação das áreas mais vulneráveis entre as áreas oficialmente reconhecidas como vulneráveis é importante, sobretudo, em locais com forte estratificação das condições de precariedade.

4.3.1. A mortalidade infantil nos estudos das áreas vulneráveis à pobreza

A demanda por estatísticas de mortalidade e anos de vida potencial perdidos em pequenas áreas cresceu muito nas últimas décadas, especialmente para amparar a gestão descentralizada do planejamento de saúde com base no diagnóstico das necessidades em saúde da população. De acordo com Santana (2010), estes podem ser complementados com indicadores que contenham informações pormenorizadas, por exemplo apenas algumas causas de morte, de acordo com o gênero e em determinados grupos de idade. Azevedo (2014) destaca que a importância da localização para a sobrevivência costuma ser maior para os grupos etários fisiologicamente mais vulneráveis aos riscos de adoecerem ou morrerem, entre eles as crianças e os idosos.

O óbito é um evento único e de registro obrigatório, o que faz com que seja amplamente utilizado em pesquisas na área da saúde (DRUMOND Jr., 2002). Indicadores de mortalidade infantil (nascidos vivos < 365 dias completos de vida), em particular, apresentam variabilidade no espaço geográfico, o que possivelmente resulta das desigualdades socioeconômicas e ambientais (PADILLA *et al.*, 2016). Chen, Oster e Williams (2016), ao analisarem as taxas de mortalidade infantil nos Estados Unidos, na Áustria, na Bélgica, no Reino Unido e na Finlândia, concluíram que enquanto a forma de apresentação dos dados

⁴ As favelas urbanizadas são definidas pelo termo “núcleos urbanizados” pela Prefeitura Municipal de São Paulo.

pode explicar mais de 30% da diferença encontrada entre os Estados Unidos e os países europeus, as condições socioeconômicas entre os grupos de maior privação representam a maior parte do excesso de mortalidade infantil nos Estados Unidos.

Em decorrência, a mortalidade infantil é frequentemente utilizada como um indicador global de saúde e bem-estar (PATEL *et al.*, 2018). Segundo Barrozo (2018), a força do indicador se dá por refletir a capacidade de uma sociedade em oferecer condições mínimas para que uma criança se desenvolva durante o período vulnerável que vai do nascimento até um ano de idade.

Nesse sentido, alguns estudos têm se dedicado a analisar as associações espaciais entre a mortalidade infantil e os fatores do contexto socioeconômico da moradia (DECAMP *et al.*, 2015; PADILLA *et al.*; 2016, HUYNH *et al.*; 2018, BRONBERG; DIPIERRI, 2019; WEISZ *et al.*, 2022). Enquanto a maioria dos estudos indicam uma associação negativa e significativa entre o contexto socioeconômico e a mortalidade infantil, há outros estudos que não captaram associações significativas.

DeCamp *et al.* (2015), incluindo dados de óbitos para o período de 2002 a 2005, não encontraram uma associação estatística significativa entre a renda do bairro e a mortalidade infantil entre latinos morando na cidade de Los Angeles, mesmo após realizar análises de sensibilidade para garantir que a medida de renda do bairro utilizada não ocasionasse a falta de associação estatística. As chances de mortalidade infantil aumentaram com o aumento da concentração de imigrantes, tanto entre bebês de mães estrangeiras quanto de mães nascidas nos EUA, todavia não foi encontrado nenhum efeito de interação significativo entre a concentração de imigrantes e a mediana da renda dos bairros (DECAMP *et al.*, 2015).

Na cidade de Nova Iorque, Huynh *et al.* (2018) analisaram a associação entre a mortalidade infantil, no período de 2010 a 2014, e os quintis de pobreza do bairro, representados pelo percentual da população com renda abaixo da linha de pobreza federal, bem como quintis de polarização social – medida pelo Índice de Concentração de Extremos (ICE) de I) renda, II) raça/etnia e III) renda + raça/etnia. Nas análises brutas, Huynh *et al.* (2018) descobriram que a probabilidade de mortalidade infantil era significativamente maior para mulheres que residiam em áreas de maior privação, comparativamente àquelas que viviam em áreas de menor privação, independentemente de ser considerada a pobreza do bairro ou cada uma das três medidas do ICE. Após o ajuste para covariáveis de nível individual, essa associação permaneceu para ICE-Raça/Etnia e ICE-Renda+Raça/Etnia (HUYNH *et al.*, 2018).

Portanto, Huynh *et al.* (2018) e DeCamp *et al.* (2015) não observaram uma associação significativa entre a renda do bairro e a mortalidade infantil em Los Angeles e Nova Ior-

que, respectivamente, enquanto identificaram uma grande influência da etnia e da concentração de imigrantes para a mortalidade infantil. Weisz *et al.* (2022), por sua vez, identificaram uma associação estatística negativa entre a mortalidade infantil e a renda média dos bairros de Manhattan – o mais densamente povoado e geograficamente menor dos cinco bairros da cidade de Nova Iorque – no período de 1988 a 2016, bem como dos bairros de Paris, de 2003 a 2016. Todavia, Weisz *et al.* (2022) apenas controlaram o modelo para os nascimentos. De acordo com Weisz *et al.* (2022), as taxas mais elevadas de mortalidade infantil, no período de 2003 a 2016, foram observadas na cidade de Paris, no entanto os bairros pertencentes ao quartil de menor renda média de Manhattan apresentaram as maiores taxas de mortalidade infantil. Por outro lado, Weisz *et al.* (2022) não observaram associação significativa entre a mortalidade infantil e a renda nos bairros de Tóquio nos períodos de 1993 a 1997 e 2012 a 2017. No mesmo sentido dos resultados obtidos por Weisz *et al.* (2022), Padilla *et al.* (2016) também encontraram, para as áreas intraurbanas de Paris, influência do contexto socioeconômico – medido por um índice de privação dos bairros – nos padrões geográficos da mortalidade infantil, bem como da mortalidade neonatal. De acordo Padilla *et al.* (2016), as áreas estatisticamente significativas de elevada mortalidade infantil deslocaram-se para o norte da cidade de Paris entre os períodos analisados (2002 a 2005 e 2005 a 2009).

Para uma megacidade do Hemisfério Sul, a Cidade Autônoma de Buenos Aires, Bronberg e Dipierri (2019) encontraram uma correlação negativa e significativa entre o desenvolvimento socioeconômico e a taxa de mortalidade infantil por malformações congênitas (TMI-MC) ($r = -0,716$; $p < 0,002$). Nos três períodos analisados (1998-2003, 2004-2009 e 2010-2015), Bronberg e Dipierri (2019) observaram maiores valores de TMI-MC na zona sul, área de menor desenvolvimento socioeconômico, seguida do Centro e do Norte – áreas de maior desenvolvimento socioeconômico.

Além do contexto socioeconômico, o contexto do ambiente e das condições de moradia também podem complicar os fatores de risco individuais tradicionais para a mortalidade infantil em bairros com maior concentração de pobreza. O desenvolvimento das crianças é particularmente suscetível ao ambiente em função dos seus sistemas imunitários imaturos e das suas baixas massas corporais (PATEL *et al.*, 2018). Em relação aos adultos, as crianças têm mais contato físico com o ambiente, à medida em que tocam mais as coisas com as mãos e levam estas à boca com maior frequência (JANKOWSKA; WEEKS; ENGSTROM, 2012). Além disso, como os seus corpos se desenvolvem rapidamente, elas inspiram mais ar e ingerem mais alimentos e líquidos em proporção ao peso dos seus corpos (JANKOWSKA; WEEKS; ENGSTROM, 2012).

Ezeh *et al.* (2017) discutem os motivos pelos quais os assentamentos precários oferecem maior risco à saúde, especialmente de infecção e lesão, e reconhecem as crianças como um grupo particularmente vulnerável no estudo da saúde nessas áreas, estando mais sujeitas às infecções gastrointestinais, à subnutrição e desnutrição, aos problemas comportamentais e emocionais e a algumas doenças não transmissíveis, por exemplo a asma infantil. Lilford *et al.* (2016) destacam a maior exposição das crianças aos riscos de infecções gastrointestinais, uma vez que o seu sistema imunitário ainda é imaturo. A combinação de desnutrição e diarreia recorrente provoca atraso no crescimento, bem como efeitos de longo termo no desenvolvimento cognitivo (EZEH *et al.*, 2017).

Nesse sentido, Lilford *et al.* (2016) e Ezeh *et al.* (2017) recomendam que as crianças sejam estudadas como um grupo prioritário para os cuidados do Estado, tendo em vista que as condições no início da vida de um indivíduo podem produzir consequências de longo termo na saúde e tendem a limitar suas subseqüentes chances de vida. Segundo Patel *et al.* (2018), enquanto trabalhos prévios consideram a influência dos fatores ambientais nos resultados de nascimento, o papel da exposição ambiental cumulativa como determinante à saúde infantil em uma área necessita de pesquisas adicionais.

5. ÁREA DE ESTUDO

Situado no sudeste brasileiro, São Paulo é um dos 645 municípios do Estado homônimo, sua capital administrativa e núcleo da Região Metropolitana de São Paulo (RMSP). O Estado de São Paulo é uma das 27 Unidades Federativas do Brasil e faz divisas com o Oceano Atlântico e com estados das regiões Sudeste (Minas Gerais e Rio de Janeiro), Sul (Paraná) e Centro-Oeste (Mato Grosso do Sul).

O Brasil, quinto país em termos de área (8.510.417,771 km²) e sexto em termos de população (213,827 milhões de habitantes em 2021), destaca-se no quesito concentração de renda, para o qual ocupa a segunda posição mundial (IBGE, 2023; UNDESA, 2022b; REDE NOSSA SÃO PAULO, 2019). Em 2019, a população que pertencia ao 1% mais rico da população concentrava 28,3% do rendimento bruto total, enquanto os 50% mais pobres do país sobreviviam com 13,9% (REDE NOSSA SÃO PAULO, 2019). Em 2014 o país passou a enfrentar um novo ciclo de crise econômica e as populações vulneráveis foram as que sentiram os seus maiores impactos. Entre 2014 e 2019, a variação da renda no trabalho foi de -17,1% para os 50% mais pobres, enquanto para o 1% mais rico foi de 10,1%, e para os 10% mais ricos foi de 2,6% (REDE NOSSA SÃO PAULO, 2019).

Segundo os dados do Censo Demográfico de 2010, 11,42 milhões de habitantes viviam em aglomerados subnormais no país na data do Censo, o que correspondia a aproximadamente 6% da população nacional (IBGE, 2013). A maior parte dos domicílios em aglomerados subnormais estava localizada na Região Sudeste (49,8%), seguida das regiões Nordeste (28,7%), Norte (14,4%), Sul (5,3%) e Centro-Oeste (1,8%), respectivamente (IBGE, 2013). Os aglomerados subnormais da Região Sudeste apresentaram, ainda, o maior percentual de área (33,3%), a maior densidade demográfica (99,1 hab./ha), o maior percentual de domicílios com mais de um pavimento (> 50%) e o maior número de domicílios em áreas de aclive/declive dentro dos setores de aglomerados subnormais (> 55%).

Conforme a regionalização socioeconômica dos países, fornecida pela Conferência sobre Comércio e Desenvolvimento da ONU, a qual classifica os países em três categorias de desenvolvimento econômico (economias em desenvolvimento, economias em transição e economias desenvolvidas), o Brasil é considerado um país em desenvolvimento (UNCTAD, 2019). O Banco Mundial classifica os países de acordo com o Produto Interno Bruto (PIB) *per capita* em: economias de renda-baixa (PIB per capita de \$995 ou menor), renda média-baixa (PIB per capita entre \$996 e \$3.895), renda média-alta (PIB per capita entre \$3.896 e

\$12.055) e renda alta (PIB per capita de \$12.056 ou maior). Segundo esta classificação, o Brasil é considerado um país de renda média-alta (WORLD BANK, 2019a).

Cerca de 22% da população brasileira está concentrada no Estado de São Paulo, que se localiza na Região Sudeste do Brasil, a mais desenvolvida do país (IBGE, 2022). O Estado de São Paulo é a maior economia do país, tendo contribuído com 32% do PIB brasileiro no ano de 2019 (SEADE, 2020a). No mesmo ano, o PIB do Estado de São Paulo (US\$603,4 bilhões) só esteve atrás do PIB de 20 países do mundo, imediatamente após o PIB da Suíça (US\$ 721,369 bilhões) e uma posição na frente do PIB da Polônia (US\$ 596,058 bilhões) (SEADE, 2020a; WORLD BANK, 2019b). Todavia, o elevado desenvolvimento econômico, por si só, não foi capaz de modificar a realidade dos altos níveis de pobreza e de desigualdade social no Estado.

Até a data do Censo Demográfico de 2010, havia 36 Regiões Metropolitanas (RMs) institucionalizadas no país (IBGE, 2011b). Destas, a Região Metropolitana de São Paulo (RMSP), localizada na Região Sudeste, é a mais populosa e o Município de São Paulo, sua capital, é a maior cidade brasileira em termos populacionais, com população estimada em 11.869.660 habitantes e densidade demográfica de 7.803 hab./km² no ano de 2020 (SEADE, 2020b). Desde o ano 2000, ao ultrapassar o número de 10 milhões de habitantes, o município figura na lista das megacidades mundiais. No ano de 2018, havia 33 megacidades no mundo, enquanto um incremento de 10 cidades assim classificadas é projetado para 2030 (UNDESA, 2019).

No levantamento do Censo Demográfico de 2010 havia 1.643 aglomerados subnormais no município. A concentração da pobreza no Município de São Paulo é elevada e as estimativas do Centro de Estudos da Metrópole (CEM) indicam que 11% da população municipal vivia em favelas e loteamentos irregulares de baixa renda em 2010 (CEM, 2016). Um percentual muito próximo, de 13% da população, foi observado nos setores de aglomerados subnormais do IBGE para o mesmo ano. Conforme apresentado em CEM (2016), tanto a população quanto o número de domicílios nos assentamentos precários do município aumentaram no período compreendido entre os Censos Demográficos realizados nos anos de 1991 e 2010 e, em 2010, a densidade populacional nas favelas do Município de São Paulo era cinco vezes superior a municipal. Entre os Censos de 2000 e 2010, a taxa de crescimento populacional nos aglomerados subnormais foi mais de quatro vezes superior à taxa municipal: 3,22% ao ano, para uma população municipal com crescimento de 0,76% anual (PASTERNAK; D'OTTAVIANO, 2016).

O aumento populacional observado nos assentamentos precários do município, durante os Censos de 1991, 2000 e 2010, foi acompanhado de melhorias na infraestrutura urbana dos serviços essenciais e nas habitações, possibilitadas pela redemocratização brasileira. Todavia, tais melhorias não ocorreram de forma homogênea, ampliando a heterogeneidade entre os assentamentos precários, entre os quais um considerável número mantém condições urbanas e de vida muito precárias em relação ao município, o que sugere um padrão de desigualdade reconfigurada, mas ainda intensa (CEM, 2016; PASTERNAK; D’OTTAVIANO, 2016).

A intensa fragmentação social do município reflete na grande amplitude dos seus resultados de saúde. Segundo o Mapa da Desigualdade de 2019, que analisou os óbitos registrados pela Secretaria Municipal de Saúde (SMS) em 2018, quem vivia em distritos da periferia paulistana – por exemplo em Marsilac, Grajaú, São Rafael, Anhanguera e Jardim Ângela – morria cerca de 20 anos mais jovem do que quem vivia nas vizinhanças com melhores condições socioeconômicas, por exemplo Santo Amaro, Itaim Bibi, Alto de Pinheiros, Consolação e Jardim Paulista (REDE NOSSA SÃO PAULO, 2019).

5.1. Unidades de análise

As informações coletadas pelo Censo Demográfico são de grande valia para a criação de indicadores multidimensionais. Os dados decenais do Censo Demográfico são disponibilizados em duas unidades de agregação principais para os municípios: os setores censitários, unidade espacial de análise mais desagregada disponibilizada pelo IBGE, e as áreas de ponderação – formadas por agrupamentos de setores censitários e definidas para a aplicação de procedimentos estatísticos que permitem o uso de levantamentos amostrais válidos para toda a população (IBGE, 2011b). Para fins da coleta de dados pelo Censo Demográfico de 2010, a totalidade da área do Município de São Paulo foi compartimentada em 18.435 setores censitários, os quais compuseram 310 áreas de ponderação (IBGE, 2011b).

Como definido em IBGE (2011b), “setor censitário é a menor unidade territorial, formada por área contínua, integralmente contida em área urbana ou rural, com dimensão adequada à operação de pesquisas e cujo conjunto esgota a totalidade do território nacional”. Equivale à área percorrida por um único recenseador e geralmente inclui entre 250 e 300 domicílios. Os limites dos setores mudam a cada Censo Demográfico em função do aumento da população, com a finalidade de manter os números de população estáveis dentro das unidades (BARROZO, 2018). Os setores censitários marcados por precariedade habitacional e de infra-

estrutura, alta densidade demográfica e pela ocupação de terrenos com problemas fundiários são classificados como “setores de aglomerados subnormais” – definição do IBGE que é aproximada a de favela e, em alguns casos, a de loteamentos irregulares – quando atendem aos critérios de definição citados anteriormente, contidos em IBGE (2011a).

As áreas de ponderação, por sua vez, são as unidades de referência espacial para as informações mais detalhadas sobre a população coletadas pelo Censo Demográfico – os microdados da Amostra. Essas áreas possuem a vantagem de apresentarem uma população mais estável, comparativamente aos setores censitários. Segundo Barrozo (2018), a variação populacional entre as áreas de ponderação do município, no ano de 2010, foi de 23,7%, menos da metade da variação observada nos setores censitários, equivalente a 51,2%. Para o mesmo ano, a média da população por setor censitário era de 611 pessoas (desvio padrão = 313), enquanto nas áreas de ponderação, a média era de 36.156 pessoas (desvio padrão = 8.577) (BARROZO, 2018). Conforme descrito em IBGE (2010a), as áreas de ponderação foram criadas para a aplicação dos procedimentos de calibração dos pesos de forma a produzirem estimativas compatíveis com algumas das informações conhecidas para a população como um todo (IBGE, 2010a). Para São Paulo, a fração amostral de população selecionada correspondeu a 5% na média, mas houve a necessidade de aplicação de frações amostrais diferentes em cada um dos seus distritos, de forma a permitir a divulgação das estimativas e dos microdados nesses níveis geográficos (IBGE, 2010a).

Os microdados da Amostra são compostos por quatro arquivos, que correspondem aos seguintes temas presentes nos questionários: domicílios, pessoas, emigração e mortalidade. Estes apresentam as questões mais detalhadas do Censo sobre estes temas, além de conterem a totalidade de perguntas do questionário básico do Universo do Censo, cujas informações são disponibilizadas nos setores censitários. Enquanto o questionário básico possui 37 quesitos, o da amostra contém 108 quesitos, sendo possível a combinação de informações de um único indivíduo com as informações de todos os temas, por exemplo com o domicílio ao qual pertence (BARROZO, 2018).

Embora as informações mais detalhadas do Censo Demográfico de 2010 tenham sido disponibilizadas nas áreas de ponderação, a utilização destas como unidades espaciais de análise limitaria o acesso às heterogeneidades existentes entre os assentamentos precários, os quais representam percentuais de área muito pequenos nestas unidades. Percebendo-se que o uso das áreas de ponderação comprometeria o acesso às heterogeneidades espaciais e que o uso dos setores censitários impediria o acesso às informações populacionais mais detalhadas, optou-se pela utilização das Unidades de Desenvolvimento Humano (UDHs) como unidades

espaciais de análise desse estudo. As UDHs foram definidas no âmbito do projeto Atlas de Desenvolvimento Humano no Brasil (Atlas Brasil), realizado pelo Programa das Nações Unidas para o Desenvolvimento (PNUD), em parceria com o Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada (IPEA) e com a Fundação João Pinheiro (FJP) (UNDP; IPEA; FJP, 2014a).

Enquanto a lógica das áreas de ponderação do IBGE atende a quesitos técnicos relacionados ao processo de coleta e amostragem, as UDHs estão voltadas para a análise espacial das regiões metropolitanas por meio de recortes espaciais de maior homogeneidade socioeconômica, com o objetivo de retratar as desigualdades intrametropolitanas de forma mais contundente. O Município de São Paulo é composto por 1.593 UDHs (Figura 1), para as quais são disponibilizados mais de 200 indicadores, extraídos da amostra do Censo Demográfico de 2010 ou calculados no âmbito do Projeto Brasil, sobre os temas: demografia, saúde, educação, renda, trabalho, habitação, vulnerabilidade, população e desenvolvimento humano. Além disso, os limites das UDHs correspondem aos de agrupamentos de setores censitários, o que possibilita a integração das informações do questionário básico, obtidas para o universo da população do Censo Demográfico, que não estejam contempladas na base de dados do Atlas Brasil. Sendo assim, o uso das UDHs é interessante por integrar indicadores calculados pelo projeto Atlas Brasil, entre eles os indicadores de saúde, além dos dados dos questionários da amostra do Censo Demográfico, extraídos para as UDHs pelo Atlas Brasil, e a totalidade dos dados dos questionários do Universo do IBGE – disponibilizados para os setores censitários do Censo Demográfico. Por outro lado, a população das UDHs é menos estável que a das unidades espaciais utilizadas para fins do Censo Demográfico, possuindo média de 6.552 habitantes e desvio padrão de 8.348 habitantes, o que significa uma taxa de variação populacional de 127,4%.

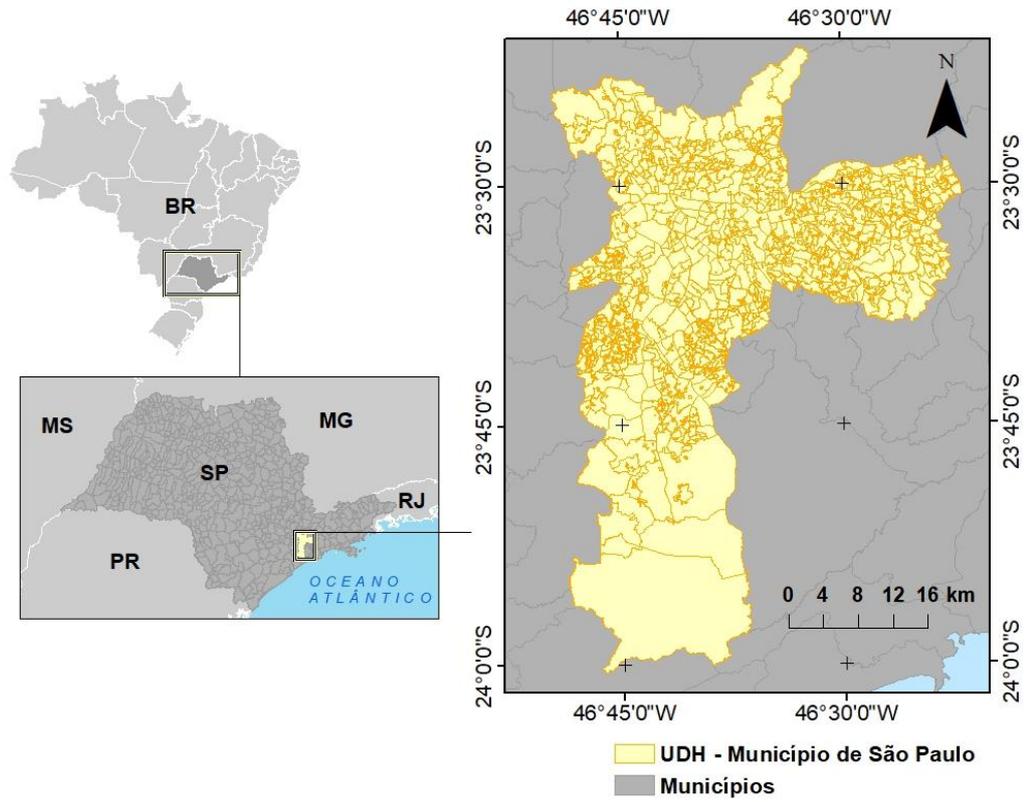


Figura 1: Localização do Município de São Paulo e recorte das Unidades de Desenvolvimento Humano (UDHs).

6. PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS E TÉCNICOS

A metodologia de pesquisa, de desenho quantitativo e abordagem ecológica transversal, consistiu primordialmente na análise espacial e na associação estatística entre a vulnerabilidade socioambiental e a saúde em pequenas áreas do Município de São Paulo. Os dados utilizados foram agregados nas 1.593 Unidades de Desenvolvimento Humano (UDHs) que compõem o município, possibilitando o estudo em uma escala espacial maior que a dos bairros, bem como a análise do papel do lugar na saúde das pessoas, o qual é relevante para a variação da saúde, uma vez que este constitui e contém relações sociais e recursos físicos (CUMMINS *et al.*, 2007).

Os desfechos de saúde estudados foram os riscos relativos das mortalidades infantil e pós-neonatal, ambos calculados através de técnica de varredura espacial, considerando a covariável sexo. O contexto socioambiental do lugar, por sua vez, foi estudado na forma de um gradiente territorial, possibilitado pela criação de um índice multicritério direcionado aos estudos na área da saúde, obtido através de um modelo aditivo atrelado à sucessivas Análises de Componentes Principais (ACPs). O Índice Socioambiental (ISA) resultou da média aritmética entre os seguintes subíndices, por sua vez compostos pelas dimensões de análise especificadas: Índice Socioeconômico (ISOC – dimensões “renda”, “pobreza”, “riqueza”, “segregação”, “escolaridade” e “mobilidade”) e Índice do Ambiente (IAMB – dimensões “habitação” e “infraestrutura de serviços urbanos e meio ambiente”).

Diferentes metodologias têm sido propostas para a avaliação da vulnerabilidade socioambiental. Entre elas, os índices multicritérios têm se apresentado como ferramentas de controle e suporte às medidas preventivas de gestão e o seu desenvolvimento e análise são comumente realizados a partir de técnicas de geoprocessamento. Fatemi *et al.* (2017) revisaram 43 artigos científicos sobre a vulnerabilidade social e verificaram que os métodos mais utilizados nestes estudos foram o Processo Analítico Hierárquico (AHP, no acrônimo em inglês), a Análise de Componentes Principais (ACP) e os Sistemas de Informação Geográfica (SIG). De acordo com Fatemi *et al.* (2017), entre os índices multicritérios, o mais utilizado tem sido o *Social Vulnerability Index* (SoVI), proposto por Cutter (1996). O SoVI foi originalmente desenvolvido para avaliar a vulnerabilidade dos condados dos Estados Unidos a eventos ambientais, a partir da integração de 32 variáveis socioeconômicas e demográficas. Por ser um modelo aditivo que envolve a determinação das componentes principais pela técnica ACP, uma contribuição importante do SoVI é a possibilidade de dividir a sua pontuação total em “condutores” de vulnerabilidade por componentes, permitindo uma melhor compreensão das

diferentes formas de vulnerabilidade entre as unidades espaciais de análise. De modo similar, Barrozo *et al.* (2020a) propuseram o GeoSES, um índice socioeconômico multidimensional também derivado da redução das variáveis por ACP, mas direcionado às pesquisas da área da saúde. O GeoSES está disponível para as 310 áreas de ponderação do Município de São Paulo.

No âmbito do presente estudo, a vulnerabilidade do contexto socioeconômico, especificamente, foi quantificada pela adaptação do GeoSES às UDHs, possibilitando um maior detalhamento espacial. A adaptação à proposta do GeoSES consistiu no uso de indicadores diferentes dentro das dimensões conceituais de análise, devido à disponibilidade de dados para as UDHs, bem como na exclusão da dimensão “privação a recursos e serviços”, tendo em vista a sua similitude com a dimensão “habitação”, incluída no Índice do Ambiente para fins deste estudo.

O conjunto inicial de variáveis foi composto por 18 variáveis do contexto socioeconômico e 22 variáveis do contexto do ambiente, provenientes de diferentes fontes e selecionadas de acordo com a sua relevância na área de saúde urbana. Para que não houvesse redundância em modelos de regressão criados para o estudo de desfechos de saúde, os índices propostos não apresentaram uma dimensão interna composta por dados de saúde.

Os conteúdos do ISOC e do IAMB foram analisados pelo coeficiente Alfa de Cronbach (α) e o seu constructo foi verificado através de análises de correlação com índices preexistentes e frequentemente utilizados como medidas de privação local por estudos nacionais na área da saúde. O potencial explicativo dos índices para os resultados de saúde na cidade foi avaliado utilizando-se os índices, ou as variáveis retidas em cada índice, como variáveis explicativas dos riscos relativos de mortalidade infantil e pós-neonatal, em modelos de regressão Mínimos Quadrados Ordinários (OLS, no acrônimo em inglês), Regressão Geograficamente Ponderada (GWR, no acrônimo em inglês) e Regressão Multiescalar Geograficamente Ponderada (MGWR, no acrônimo em inglês). Para efeitos de discussão, os modelos também foram desenvolvidos para a explicação da taxa de envelhecimento, disponibilizada pelo Projeto Atlas Brasil nas UDHs para o ano de 2010. Por fim, a aplicabilidade dos índices para o estudo da saúde nos assentamentos precários, em particular, foi avaliada por meio de comparação de postos médios entre as tipologias de assentamentos precários reconhecidas pela Secretaria de Habitação da Prefeitura Municipal de São Paulo (SEHAB-PMSP), e entre estas e a cidade formal. Para comparar os postos médios, bem como para analisar a predominância das causas básicas de mortalidades entre as diferentes tipologias de assentamentos urbanos, foi atribuída a cada UDH a sua tipologia de assentamento urbano

predominante, sendo estas: favela, loteamento irregular, núcleo urbanizado, cortiço e cidade formal.

O estudo foi aprovado pelo Comitê de Ética em Pesquisa (CEP) da Secretaria Municipal da Saúde de São Paulo (SMS/SP) (número do parecer: 3.696.577, data do parecer: 11 de novembro de 2019).

6.1. Definição, dados e classificação dos assentamentos urbanos por UDH

As definições adotadas para as tipologias de assentamentos precários pela SEHAB, dispostas no Quadro 1, bem como os seus dados vetoriais geolocalizados para o ano de 2019, foram obtidos no GeoSampa – o portal de informações geográficas da Prefeitura Municipal de São Paulo (PMSP). Os limites das áreas foram vetorizados nas escalas 1:1000 (loteamentos irregulares) e 1:2000 (favelas e núcleos urbanizados) e disponibilizados no portal GeoSampa com atualização diária, conforme os metadados indexados. Os polígonos de favela e núcleo urbanizado correspondem às áreas cadastradas pela SEHAB com base em vistorias técnicas e diversos documentos de outros órgãos públicos. Os loteamentos irregulares são definidos com base nos perímetros cadastrados para fins dos processos administrativos referentes à sua regularização. Os polígonos dos cortiços representam a área individual de cada uma das 1.506 habitações coletivas precárias de aluguel localizadas no centro da cidade.

Neste estudo foi ainda considerada uma quinta classe de assentamento urbano, denominada “cidade formal”, para representar as UDHs sem assentamentos precários, ou que apresentaram baixos percentuais de área para estes. As cinco classes de assentamentos urbanos (favela, loteamento irregular, núcleo urbanizado, cortiço e cidade formal) compuseram a variável “tipologia de assentamento urbano”. Para a obtenção desta, o percentual de área de cada tipologia de assentamento precário reconhecida pela SEHAB (favela, loteamento irregular, núcleo urbanizado e cortiço) foi calculado por UDH. As UDHs que apresentaram o valor de percentual de área acima da mediana, para uma tipologia ou mais, foram atreladas a essas tipologias. Quando mais de uma tipologia apresentou valor acima da mediana, em uma mesma UDH, optou-se pela tipologia de maior valor absoluto de área. No caso de nenhuma tipologia ter apresentado valor acima da mediana em uma UDH, foi-lhe atribuída a classe “cidade formal”.

Tipologia	Definição	Quantidade
<i>Loteamento Irregular</i>	Loteamentos ocupados a partir da iniciativa de um agente promotor e/ou comercializador, sem a prévia aprovação pelos órgãos públicos responsáveis ou, quando aprovados ou em processo de aprovação, são implantados em desacordo com a legislação ou com o projeto aprovado. Os loteamentos possuem algum tipo de desconformidade urbana, por exemplo com o tamanho mínimo dos lotes, com a largura das ruas, das calçadas e com a implantação da infraestrutura urbana.	2.003 loteamentos 392.567 lotes estimados
<i>Favela</i>	Ocupações espontâneas feitas de forma desordenada, sem a definição prévia dos lotes e sem arruamento, em áreas públicas ou particulares de terceiros, com redes de infraestrutura insuficientes, em que as moradias são predominantemente autoconstruídas e com elevado grau de precariedade.	1.727 favelas 391.429 domicílios estimados
<i>Núcleo Urbanizado</i>	Favelas totalmente abrangidas por infraestrutura de água, esgoto, iluminação pública, drenagem e coleta de lixo. Apesar das melhorias de infraestrutura, essas áreas ainda não foram legalizadas.	425 núcleos 60.609 famílias estimadas
<i>Cortiço</i>	Habitações coletivas precárias de aluguel e que frequentemente apresentam instalações sanitárias compartilhadas entre vários cômodos, alta densidade de ocupação e infraestrutura precária.	1.506 cortiços, apenas nas subprefeituras da Sé e Mooca

Quadro 1: Tipologias dos assentamentos precários do Município de São Paulo, conforme as definições da SEHAB – PMSP.

Fonte: SEHAB, 2020.

6.2. Determinação do Índice Socioambiental (ISA) e dos seus subíndices Índice Socioeconômico (ISOC) e Índice do Ambiente (IAMB)

Segundo Jankowska, Weeks e Engstrom (2012), os indicadores de saúde são imperativos no estudo da vulnerabilidade social de áreas urbanas em desenvolvimento. Todavia, para o estudo de desfechos de saúde, o uso de indicadores que contemplem dados de saúde leva à redundância matemática nos modelos de regressão estatística, o que pode ocorrer, por exemplo, com o uso do Índice de Desenvolvimento Humano (IDH), dado que este possui uma dimensão de longevidade em sua fórmula (BARROZO *et al.*, 2020a). Seguindo esse princípio, a fórmula do SoVI, proposto por Cutter (1996) para a avaliação da vulnerabilidade das populações dos condados dos Estados Unidos a desfechos ambientais, também não inclui em sua fórmula dados ambientais, mas sim variáveis socioeconômicas e demográficas.

No Estado de São Paulo, a medida de vulnerabilidade mais amplamente difundida entre o conjunto da sociedade, incluindo as universidades e os gestores públicos, é o Índice Paulista de Vulnerabilidade Social (IPVS), criado pela Fundação SEADE, em 2002, como um instrumento de apoio aos programas de transferência de renda (SEADE, 2013). O IPVS é um indicador sintético que possibilita identificar o número de pessoas nos setores censitários do Estado de São Paulo por grupo de vulnerabilidade social, de acordo com as dimensões socioeconômica e demográfica. Por adotar o setor censitário como unidade de análise, a resolução espacial dos resultados de vulnerabilidade é alta. Por outro lado, há perda de importantes informações socioeconômicas e demográficas coletadas pelo Censo Demográfico e que são disponibilizadas nas áreas de ponderação. No âmbito desse estudo é proposto o Índice Socioambiental (ISA), também capaz de diferenciar a vulnerabilidade entre e dentro dos bairros do Município de São Paulo, com a vantagem de ter sido construído para estudos na área da saúde e de incluir as informações socioeconômicas e demográficas mais detalhadas do Censo Demográfico, bem como dados relacionados ao ambiente da moradia, seja este particular (a habitação) ou compartilhado (o entorno da habitação).

O ISA pode ser decomposto nos subíndices ISOC (composto pelas dimensões “renda”, “pobreza”, “escolaridade”, “riqueza”, “mobilidade” e “segregação”) e IAMB (composto pelas dimensões “habitação” e “infraestrutura de serviços urbanos e meio ambiente”). Nenhum dos índices criados apresentam uma dimensão interna de saúde, a fim de evitar redundância matemática em estudos de desfechos de saúde.

O desenvolvimento dos índices abrangeu as etapas sugeridas por Tate (2012), sendo estas: I) definição do arcabouço conceitual/dimensões de análise, II) delineamento estrutural, III) definição da escala de análise, IV) seleção dos indicadores, V) transformação das variáveis de acordo com sua forma usual de compreensão (por exemplo valor médio, porcentagem etc.), VI) normalização dos valores, VII) redução dos dados, VIII) retenção dos fatores, IX) definição dos pesos e X) agregação dos dados para composição do índice.

6.2.1. Definição das dimensões conceituais de análise e pré-seleção das variáveis

A definição das dimensões conceituais de análise e a pré-seleção das suas respectivas variáveis foram embasadas pela discussão sobre os determinantes da saúde, considerando-se os contextos socioeconômico e do ambiente do lugar – dois importantes determinantes exógenos do estado de saúde, os quais agem positivamente ou negativamente sobre este, ao

lado dos fatores endógenos dos indivíduos, sejam estes genéticos ou adquiridos durante a vida (HOLLANDER; STAATSEN, 2003).

As dimensões do ISOC, em particular, foram embasadas pela criação do Índice GeoSES que, por sua vez, foi construído para uma base de dados inicial contendo 46 variáveis, selecionadas para sete dimensões de análise definidas com base nos seguintes estudos: I) educação (KRIEGER; WILLIAMS; MOSS, 1997), II) mobilidade (JUNH *et al.*, 2011), III) pobreza (MEIJER *et al.*, 2012), IV) riqueza (DIEZ-ROUX, 2003), V) renda (GRAHAM, 2016), VI) segregação (MEIJER *et al.*, 2012) e VII) privação de recursos e serviços (FELDMAN *et al.*, 2015). As definições apresentadas por Barrozo *et al.* (2020a) são apresentadas para o contexto socioeconômico no Quadro 2. Para a finalidade deste estudo, compreende-se, ainda, que as condições de “infraestrutura de serviços urbanos e meio ambiente” e de “habitação” estão diretamente associadas à saúde, à segurança e ao bem-estar dos residentes, conforme as justificativas apresentadas, também no Quadro 2, para o contexto do ambiente.

Contexto	Dimensão	Relevância para a análise de desfechos em saúde
Contexto Socioeconômico	<i>Renda</i>	A renda pode influenciar a etiologia de vários desfechos de saúde através de mecanismos que envolvem a aquisição de recursos materiais (BARROZO <i>et al.</i> , 2020a).
	<i>Escolaridade</i>	A escolaridade pode refletir características não econômicas, por exemplo os conhecimentos gerais e relacionados à saúde, a capacidade de resolução de problemas, as redes sociais e o acesso à inovação tecnológica, o que pode trazer vantagens à saúde dos indivíduos (BRAVEMAN <i>et al.</i> , 2005; WEISS; EIKEMO, 2017).
	<i>Mobilidade</i>	A mobilidade se refere ao tempo gasto no deslocamento da casa para o trabalho, o que pode ocasionar estresse em muitos níveis e comprometer o tempo disponível para o trabalho, estudo ou lazer (BARROZO <i>et al.</i> , 2020a).
	<i>Pobreza</i>	A pobreza se refere à pobreza absoluta, a qual é geralmente calculada com base em algum patamar de renda e é diretamente associada à capacidade mínima de sobrevivência e ao acesso aos recursos materiais (BARROZO <i>et al.</i> , 2020a).
	<i>Riqueza</i>	A riqueza é diferente da renda, uma vez que é uma medida aproximada para os recursos econômicos acumulados ao longo da vida (BRAVEMAN <i>et al.</i> , 2005).
	<i>Segregação</i>	A segregação afeta a saúde ao intensificar os efeitos psicossociais envolvendo a insegurança, a ansiedade, o isolamento social, os ambientes socialmente perigosos, o <i>bullying</i> e a depressão (MARMOT, 2001; HUYNH <i>et al.</i> , 2018; FELDMAN <i>et al.</i> , 2015).
Contexto do Ambiente	<i>Habitação</i>	As características habitacionais precárias, por exemplo a superlotação ou a precariedade das instalações sanitárias básicas, podem aumentar a suscetibilidade às doenças transmissíveis, aos transtornos mentais comuns, à esquizofrenia, ao estresse psicológico, distúrbio de sono, entre outros (SANTANA <i>et al.</i> , 2017; WHO, 2018). Os domicílios improvisados, ou com baixa qualidade construtiva, podem influenciar nas lesões não intencionais, quedas, ferimentos por queimadura, afogamento, entre outros (UNGER; RILEY, 2007; WHO, 2018). As baixas ou altas temperaturas internas dos domicílios, em função do uso de materiais inadequados para a construção, estão ainda relacionadas à morbidade e mortalidade por doenças respiratórias e cardiovasculares (WHO, 2018).
	<i>Infraestrutura de Serviços Urbanos e Meio Ambiente</i>	As más condições de infraestrutura de serviços urbanos essenciais e de meio ambiente não saudável estão relacionadas à desigualdade ambiental, com comunidades carentes experimentando maiores impactos na saúde devido ao acúmulo de exposições ambientais (SANTANA <i>et al.</i> , 2017). A saúde pública é melhorada pelo tratamento de esgoto, pelo acesso à água livre de contaminantes, pela menor exposição aos poluentes atmosféricos, entre outros (EUROHEALTH, 2017; SANTANA <i>et al.</i> , 2017).

Quadro 2: Embasamento teórico na escolha das dimensões socioambientais.

O conjunto das variáveis pré-selecionadas, apresentadas no Quadro 3, envolveu a combinação de informações das seguintes fontes: I) dos microdados da Amostra do Censo de 2010, adquiridas da base de dados do projeto Atlas Brasil, disponível para as UDHs, II) do Universo do Censo de 2010, disponibilizadas por setor censitário e agregadas nas UDHs através da média ou da soma dos dados dos setores censitários espacialmente sobrepostos, III) dos dados de risco geológico do Instituto de Pesquisas Tecnológicas (IPT), IV) dos dados de poluição do Instituto de Energia e Meio Ambiente (IEMA) e V) dos dados de arborização da Secretaria Municipal do Verde e do Meio Ambiente (SVMA).

As informações disponibilizadas por setor censitário, pelo Censo Demográfico de 2010, estavam contidas nos seguintes arquivos de dados: I) “Basico_SP1”, o qual contém os códigos e os nomes das subdivisões geográficas, bem como informações básicas sobre o cadastro das áreas; II) “Domicilio01_SP1”, o qual contém informações sobre as características dos domicílios; III) “DomicílioRenda_SP1”, o qual fornece informações sobre os rendimentos dos domicílios particulares permanentes e IV) “Entorno02_SP1”, o qual dispõe de informações sobre as condições ambientais do entorno das quadras/faces dos setores censitários, por exemplo a existência de logradouro, iluminação pública, pavimentação, esgoto a céu-aberto, lixo acumulado nos logradouros, etc.

Variável	Descrição	Cardinalidade relativamente à maior vulnerabilidade socioambiental	Fonte e unidade espacial
Contexto Socioeconômico			
Dimensão: Renda			
RENDA	Valor da renda nominal média das pessoas de 10 ou mais anos de idade com rendimento.	-	Universo do Censo Demográfico (2010) – setor censitário, planilhas “DomicilioRenda_SP1” e “Basico_SP1”.
Dimensão: Riqueza			
SM10MAIS	Percentual de domicílios particulares com rendimento nominal mensal domiciliar <i>per capita</i> de mais de 10 salários.	-	Universo do Censo Demográfico (2010) – setor censitário, planilhas “Domicilio01_SP1” e “Basico_SP1”.
BANH4MAIS	Percentual de domicílios particulares permanentes com 4 ou mais banheiros de uso exclusivo dos moradores.	-	
Dimensão: Escolaridade			
FUND18M	Percentual da população de 18 anos ou mais com fundamental completo, em qualquer uma de suas modalidades (regular seriado, não seriado, Ensino de Jovens e Adultos ou supletivo).	-	Atlas Brasil – Unidade de Desenvolvimento Humano (UDH).
MED18M	Percentual da população de 18 anos ou mais com ensino médio completo, em qualquer uma de suas modalidades (regular seriado, não seriado, Ensino de Jovens e Adultos ou supletivo).	-	
SUPER25M	Percentual da população de 25 anos ou mais com superior completo.	-	
E_ANOESTUDO	Número médio de anos de estudo que uma geração de crianças que ingressa na escola deverá completar ao atingir 18 anos de idade, se os padrões atuais se mantiverem ao longo de sua vida escolar.	-	
ANALF18M	Percentual da população de 18 anos ou mais de idade que não sabe ler e nem escrever um bilhete simples.	+	
ATRASO_2_BASIC0	Percentual da população de 6 a 17 anos frequentando o ensino básico regular seriado (fundamental + médio) com atraso idade-série de 2 anos ou mais.	+	
Dimensão: Mobilidade			
OCUPDESLOC	Razão entre as pessoas que vivem em domicílios vulneráveis à pobreza (com renda per capita inferior a 1/2 salário-mínimo de agosto de 2010) e gastam mais de uma hora em deslocamento até o local de	+	Atlas Brasil – Unidade de Desenvolvimento Humano (UDH).

	trabalho pelo total de pessoas ocupadas, multiplicada por 100. São considerados os domicílios particulares permanentes e as pessoas com 10 anos de idade ou mais.		
Dimensão: Pobreza			
PMPOB	Percentual de indivíduos que vivem em domicílios particulares permanentes e possuem renda domiciliar <i>per capita</i> igual ou inferior a R\$ 140,00 mensais.	+	Atlas Brasil – Unidade de Desenvolvimento Humano (UDH).
PMPOBCRI	Percentual de indivíduos que vivem em domicílios particulares permanentes, com até 14 anos de idade e que têm renda domiciliar <i>per capita</i> igual ou inferior a R\$ 140,00 mensais.	+	
PPOB	Percentual de indivíduos que vivem em domicílios particulares permanentes, com renda domiciliar <i>per capita</i> igual ou inferior a R\$ 255,00 mensais, equivalente a 1/2 salário-mínimo em 2010.	+	
PPOBCRI	Percentual de indivíduos com até 14 anos de idade que vivem em domicílios particulares permanentes e têm renda domiciliar <i>per capita</i> igual ou inferior a R\$ 255,00 mensais, equivalente a 1/2 salário-mínimo em 2010.	+	
Dimensão: Segregação			
R1040	Razão entre a renda média domiciliar <i>per capita</i> dos indivíduos 10% mais ricos e os 40% mais pobres que vivem em domicílios particulares permanentes.	+	Atlas Brasil – Unidade de Desenvolvimento Humano (UDH).
R2040	Razão entre a renda média domiciliar <i>per capita</i> dos indivíduos 20% mais ricos e 40% mais pobres que vivem em domicílios particulares permanentes.	+	
GINI	Coeficiente de Gini. Mede o grau de desigualdade existente na distribuição de indivíduos segundo a renda domiciliar <i>per capita</i> , entre os moradores de domicílios particulares permanentes. É a razão das áreas no diagrama da curva de Lorenz.	+	
THEIL	Índice de Theil. Mede a desigualdade na distribuição de indivíduos segundo a renda domiciliar <i>per capita</i> , excluídos aqueles com renda domiciliar <i>per capita</i> nula. É o logaritmo da razão entre as médias aritmética e geométrica da renda domiciliar <i>per capita</i> dos indivíduos.	+	
Contexto do Ambiente			
Dimensão: Infraestrutura de Serviços Urbanos e Meio Ambiente			
LOGRADOURO	Percentual de domicílios particulares permanentes sem identificação do logradouro no entorno.	+	Universo do Censo Demográfico (2010) – setor censitário, planilhas “Entorno02_SP1” e “Basico_SP1”.
ILUMINACAO	Percentual de domicílios particulares permanentes sem iluminação pública no entorno.	+	
PAVIMENTACAO	Percentual de domicílios particulares permanentes sem pavimentação no entorno.	+	
CALCADA	Percentual de domicílios particulares permanentes sem calçada no entorno.	+	
MEIOFIO	Percentual de domicílios particulares permanentes sem meio-fio/guia no entorno.	+	
ARBORIZACAO	Percentual de domicílios particulares permanentes sem arborização no entorno.	+	
ESGOTO	Percentual de domicílios particulares permanentes com esgoto a céu aberto no entorno.	+	
LIXO	Percentual de domicílios particulares permanentes com lixo acumulado no entorno.	+	
IR_NUM	Índice de risco de movimentos de massa.	+	Áreas de risco do Instituto de Pesquisas Tecnológicas (IPT).
DENSIDADE_ARVORE	Razão entre o número de indivíduos arbóreos na UDH dividido pela área da UDH em m ² .	-	Secretaria Municipal do Verde e do Meio Ambiente, disponibilizadas no

			portal GeoSampa – indivíduos arbóreos (ponto).
CO2_MEAN	Taxa de emissão de CO ₂ por ônibus, automóveis e motocicletas (kg/h.km ²).	+	Instituto de Energia e Meio Ambiente – 1.713 quadrículas de 1 km ² .
MPTOTAL_MEAN	Taxa de emissão de Material Particulado Total por ônibus, automóveis e motocicletas (kg/h.km ²).	+	
Dimensão: Habitação			
HAB_DENSIDADE	Percentual da população dos domicílios particulares permanentes com densidade superior a 2. A densidade do domicílio é dada pela razão entre o total de moradores do domicílio e o número total de cômodos utilizados como dormitório.	+	Atlas Brasil – Unidade de Desenvolvimento Humano (UDH).
HAB_PAREDE	Percentual da população dos domicílios particulares permanentes cujas paredes não são de alvenaria ou de madeira aparelhada.	+	
HAB_AGUA	Percentual de domicílios particulares permanentes sem abastecimento de água por rede geral.	+	
HAB_ESGOTO	Percentual de domicílios particulares permanentes com banheiro de uso exclusivo, mas sem esgotamento sanitário via rede geral de esgoto ou pluvial.	+	
HAB_LIXO	Percentual de domicílios particulares permanentes sem lixo coletado por serviço de limpeza.	+	
HAB_ENERGIA	Percentual de domicílios particulares permanentes sem energia elétrica ou com energia elétrica que não seja proveniente de companhia distribuidora.	+	Universo do Censo Demográfico (2010) – setor censitário, planilhas “Domicilio01_SP1” e “Basico_SP1”.
HAB_BANHEIRO	Percentual de domicílios particulares permanentes sem banheiro de uso exclusivo dos moradores.	+	
HAB_MEDIDOR	Percentual de domicílios particulares permanentes com energia elétrica de companhia distribuidora, mas com medidor comum a mais de um domicílio.	+	
HAB_CACAMBA	Percentual de domicílios particulares permanentes com lixo coletado em caçamba de serviço de limpeza.	+	
HAB_OCUPACAO	Percentual de domicílios particulares permanentes cedidos por empregador ou em outra condição de ocupação (não são próprios e nem alugados).	+	

Quadro 3: Variáveis pré-selecionadas por dimensão de análise.

6.2.2. Integração das variáveis nas unidades de análise

As variáveis disponibilizadas para as UDHS foram integradas ao arquivo de polígonos destas sem nenhuma transformação dos seus valores originais. A integração dos dados de risco geológico, de poluição do ar e de densidade de árvores requereu procedimentos adicionais, os quais são detalhados nas seções imediatamente posteriores.

Os dados disponibilizados para os setores censitários foram integrados às UDHS através da média dos seus valores percentuais, à exceção da variável “RENDA”, para a qual a integração foi realizada a partir da soma dos valores. O cálculo dos percentuais foi efetuado pela divisão entre as variáveis e a variável “V001” do arquivo “Basico_SP1” dos resultados do Universo do Censo Demográfico, a qual representa o total de domicílios particulares

permanentes ou de pessoas responsáveis pelos domicílios, e posterior multiplicação pelo valor 100.

Os dados disponibilizados para os setores censitários e que compuseram a dimensão “infraestrutura de serviços urbanos e meio ambiente”, em particular, foram fornecidos no arquivo “Entorno02_SP1” dos resultados do Universo do Censo Demográfico de 2010 para os domicílios particulares permanentes com moradia adequada, semiadequada ou inadequada. As três classes de domicílios foram somadas anteriormente à integração da variável às UDHs. Esta, por sua vez, foi realizada pela obtenção da média dos valores dos setores censitários. Para o IBGE (2010b), as moradias adequadas são domicílios particulares permanentes com rede geral de abastecimento de água, rede geral de esgoto e coleta de lixo; as moradia semiadequadas representam os domicílios particulares permanentes com pelo menos um dos serviços considerado como inadequado e as moradias inadequadas agregam os domicílios particulares permanentes com as seguintes características: I) abastecimento de água proveniente de poço, nascente ou de outra forma diferente da rede geral de abastecimento, II) sem banheiro e sanitário ou com escoadouro interligado à fossa rudimentar, vala, rio, lago ou mar, não estando interligado à rede geral de esgoto e III) lixo queimado, enterrado ou jogado em terreno baldio, logradouro, rio, lago ou mar, não sendo abrangido pelo serviço geral de coleta de lixo do município.

Para fins da integração dos setores censitários de 2010 às UDHs, os centroides dos setores censitários foram extraídos e, posteriormente, os seus conjuntos de coordenadas foram unidos às UDHs com correspondência espacial, através da ferramenta “*Spatial Join*” do programa ArcGIS 10.8.

Apenas as variáveis que apresentaram dados para mais de 95% das UDHs foram consideradas para comporem a base de dados inicial. No cômputo dos valores médios dos setores censitários por UDH, aqueles que não continham informações do Censo Demográfico de 2010 foram desconsiderados, o que representou 747 do total de 18.953 setores censitários municipais. Destes, 590 setores presentes na malha municipal do Censo de 2010 não apresentavam nenhuma informação nos arquivos do Universo do Censo utilizados, sendo estes: “Basico_SP1.csv”, “Domicilio01_SP1.csv”, “DomicilioRenda_SP1.csv” e “Entorno02_SP1.csv”. Os outros 157 setores censitários excluídos, embora estivessem contidos nas tabelas dos resultados do Universo do Censo, não apresentaram informações para a maioria das variáveis pré-selecionadas. Na Figura 2, os polígonos das UDHs foram sobrepostos aos setores censitários com informações em falta, possibilitando a identificação

de porções de área dentro das UDHS que foram desconsideradas no cômputo dos seus valores médios.

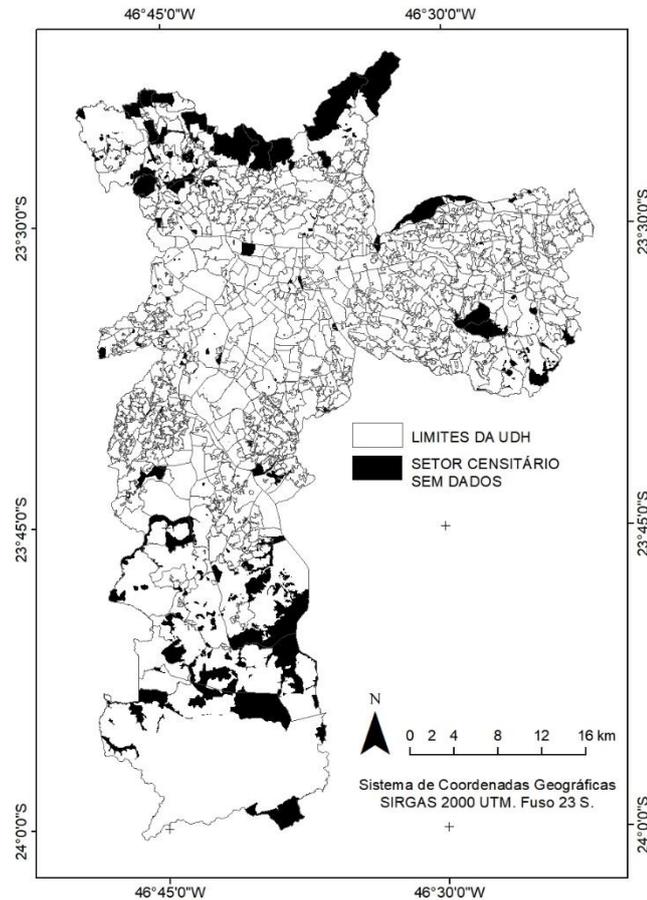


Figura 2: Distribuição espacial dos setores censitários para os quais faltam informações.

Por fim, as variáveis da dimensão “pobreza” não estavam disponíveis para algumas poucas UDHS, sendo estas: PMPOB (18 valores ausentes), PMPOBCRI (74 valores ausentes), PPOB (4 valores ausentes) e PPOBCRI (17 valores ausentes). As UDHS com falta de informação para alguma das variáveis de pobreza são apresentadas na Figura 3, totalizando 74 UDHS. Destaca-se que esses casos foram desconsiderados nas duas primeiras etapas de ACP, todavia, para o cálculo do ISOC e IAMB, utilizando as variáveis retidas na última etapa de ACP, as informações ausentes das variáveis de “pobreza” foram estimadas com base na média dos valores dos polígonos das UDHS adjacentes.

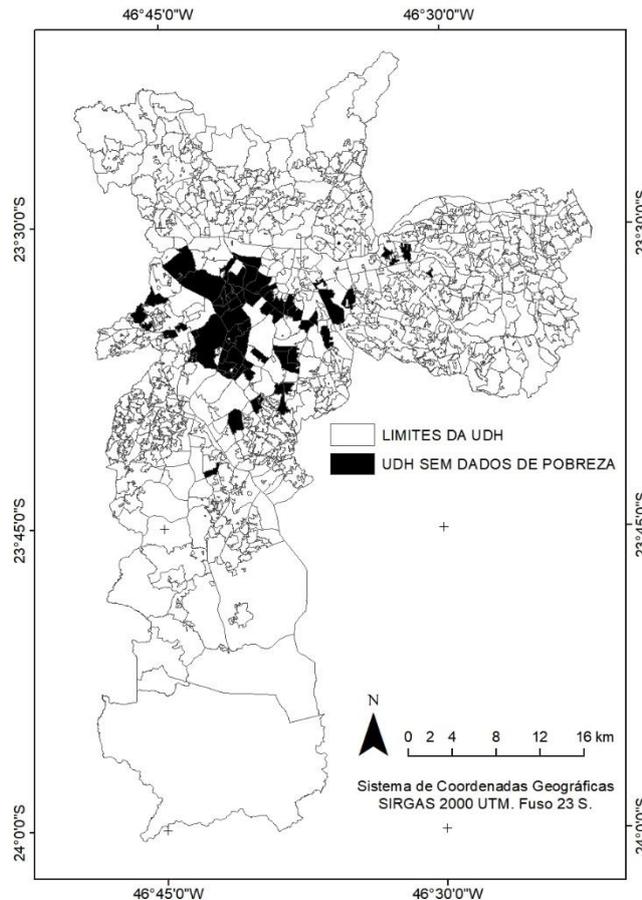


Figura 3: Distribuição espacial das UDHs com falta de informações para alguma das variáveis da dimensão “pobreza”.

6.2.2.1. Risco geológico

Segundo o Painel Brasileiro de Mudanças Climáticas (P BMC), as populações mais pobres serão as mais atingidas pelas alterações do clima (P BMC, 2014). Tendo em vista a localização de muitos assentamentos precários do Município de São Paulo em áreas de encostas e em áreas inundáveis, é esperado que os danos físicos e as perdas materiais oriundos das mudanças climáticas sejam maiores nesses locais. Segundo a análise da base de dados Leitura Territorial do Censo de 2010, realizada por Pasternak e D’Ottaviano (2016) para os domicílios das favelas de São Paulo, das 355.756 unidades domiciliares de favela no município, 24,70% estavam alocadas nas margens de cursos de água, quase 2% eram palafitas e 2,5% estavam situadas em unidades de conservação. Ao total, cerca de 102 mil domicílios e 377 mil pessoas estavam sujeitas a constantes riscos de alagamento ou solapamento (PASTERNAK; D’OTTAVIANO, 2016).

Para fins deste estudo, o indicador de risco geológico foi gerado a partir dos resultados dos levantamentos de áreas de risco realizados pelo Instituto de Pesquisas Tecnológicas (IPT) durante os anos 2009 e 2010 para o projeto “Revisão e complementação de mapeamento de áreas com risco de escorregamento e solapamento de margens de córregos no Município de São Paulo”, que teve o serviço técnico contratado pela prefeitura. O IPT considera que as áreas de risco são aquelas com potencial de serem atingidas por processos naturais ou induzidos pelo homem e de apresentarem efeitos adversos. Tipicamente, no contexto das cidades brasileiras, essas áreas coincidem com os assentamentos precários. Os levantamentos do IPT foram realizados em 407 áreas de risco próximas a encostas e córregos e mais prováveis de serem encontradas nas áreas periféricas da cidade (Figura 4), as quais foram enquadradas nas seguintes situações de risco a movimentos de massa: graus de risco R1 (baixo), R2 (médio), R3 (alto) ou R4 (muito alto), conforme a metodologia apresentada em MCID e IPT (2007).

A definição dos graus de risco seguiu os critérios qualitativos apresentados no Quadro 4. Os critérios são relacionados aos condicionantes naturais do terreno, às características da ocupação e da intervenção antrópica na área, às evidências de movimentação de massa, à presença de água e vegetação no terreno e à tipificação dos processos de instabilização do solo. A metodologia empregada no mapeamento das áreas incluiu as seguintes etapas: I) fotografia aérea, II) trabalho de campo, para examinar as características e os limites dos terrenos em perigo nas zonas de risco previamente identificadas, III) avaliação da probabilidade de processos destrutivos, IV) avaliação de possíveis consequências devido à vulnerabilidade da moradia, V) estimativa do nível de risco e VI) recomendações para iniciativas de controle de risco.

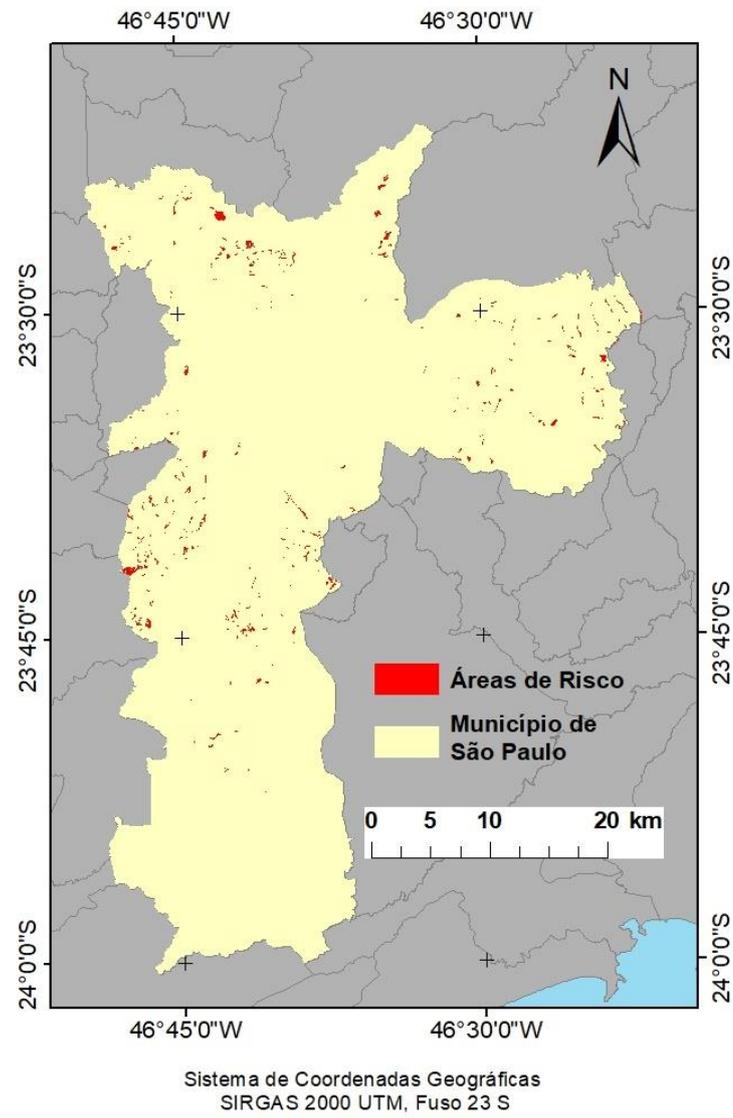


Figura 4: Mapa das áreas de risco de movimentos de massa identificadas pelo IPT.

Grau de Risco	Cr�terios B�sicos e Descri�o
R1 <i>Baixo</i>	Os condicionantes geol�gico-geot�cnicos predisponentes (declividade, tipo de terreno etc.) e o n�vel de interven�o no setor s�o de baixa potencialidade para o desenvolvimento de processos de escorregamentos e solapamentos. N�o h� ind�cios de desenvolvimento de processos de instabiliza�o de encostas e de margens de drenagens. Mantidas as condi�es existentes, n�o se espera a ocorr�ncia de eventos destrutivos no per�odo de 1 ano.
R2 <i>M�dio</i>	Os condicionantes geol�gico-geot�cnicos predisponentes e o n�vel de interven�o no setor s�o de m�dia potencialidade para o desenvolvimento de processos de escorregamentos e solapamentos. Observa-se a presen�a de alguma(s) evid�ncia(s) de instabilidade em encostas ou margens de drenagens, por�m incipiente(s). Mantidas as condi�es existentes, � reduzida a possibilidade de ocorr�ncia de eventos destrutivos durante epis�dios de chuvas intensas e prolongadas, no per�odo de 1 ano.
R3 <i>Alto</i>	Os condicionantes geol�gico-geot�cnicos predisponentes e o n�vel de interven�o no setor s�o de alta potencialidade para o desenvolvimento de processos de escorregamentos e solapamentos. Observa-se a presen�a de significativa(s) evid�ncia(s) de instabilidade (trincas no solo, degraus de abatimento em taludes etc.). Mantidas as condi�es existentes, � perfeitamente poss�vel a ocorr�ncia de eventos destrutivos durante epis�dios de chuvas intensas e prolongadas, no per�odo de 1 ano.
R4 <i>Muito Alto</i>	Os condicionantes geol�gico-geot�cnicos predisponentes e o n�vel de interven�o no setor s�o de muito alta potencialidade para o desenvolvimento de processos de escorregamentos e solapamentos. As evid�ncias de instabilidade (trincas no solo, degraus de abatimento em taludes, trincas em moradias ou em muros de conten�o, �rvores ou postes inclinados, cicatrizes de escorregamento, fei�es erosivas, proximidade da moradia em rela�o � margem de c�rregos etc.) s�o expressivas e est�o presentes em grande n�mero ou magnitude. Mantidas as condi�es existentes, � muito prov�vel a ocorr�ncia de eventos destrutivos durante epis�dios de chuvas intensas e prolongadas, no per�odo de 1 ano.

Quadro 4: Crit rios para a defini o dos graus de risco geol gico utilizados pelo IPT.

Fonte: Adaptado de MCID e IPT (2007).

O c lculo do Indicador de Risco Geol gico (IRG) nas unidades espaciais de an lise foi efetuado pela m dia ponderada das  reas relativas de R1 (peso 1), R2 (peso 2), R3 (peso 3) e R4 (peso 4) por UDH, conforme a Equa o 1. As  reas relativas das classes de risco correspondem   divis o da  rea de cada classe de risco, em cada UDH, pela  rea total da  ltima.

$$IRG = \frac{(1 \cdot (\text{ rea de R1}) + 2 \cdot (\text{ rea de R2}) + 3 \cdot (\text{ rea de R3}) + 4 \cdot (\text{ rea de R4}))}{\text{ rea da UDH}} \quad (\text{Equa o 1})$$

10

6.2.2.2. Emiss o de poluentes (MP_{total} e CO_2)

Os dados de polui o atmosf rica por di xido de carbono e material particulado total (CO_2 e MP_{total} em $kg/h.km^2$, respectivamente) foram obtidos do “Invent rio de Emiss es Atmosf ricas do Transporte Rodovi rio de Passageiros no Munic pio de S o Paulo”, desenvolvido pelo Instituto de Energia e Meio Ambiente (IEMA, 2021). As emiss es dos poluentes s o estimativas da queima de  leo diesel, por  nibus, e de etanol hidratado – nesse

caso apenas a emissão de MP_{total} foi estimada – e gasolina C (gasolina comum) por carros e motocicletas. Os dados foram adquiridos para um dia típico do ano de 2015, possuem resolução temporal de uma hora (das 17h às 18h) e resolução espacial de 1 km² (1km x 1km). Para o Município de São Paulo estão disponíveis 1.713 quadrículas, das quais 436 não apresentam informação de ambos os poluentes, conforme apresentado na Figura 5.

As quadrículas que estavam totalmente ou parcialmente contidas em uma UDH foram consideradas no cálculo da média dos valores de emissão por CO₂ e MP_{total} . Embora 436 quadrículas não apresentassem dados sobre os poluentes, o processo da intersecção entre as quadrículas válidas e as UDHs possibilitou a atribuição de um valor médio de emissão para cada uma das UDHs. Destaca-se que se optou pelo procedimento de intersecção entre as quadrículas e as UDHs, em detrimento ao procedimento de união espacial entre o centroide das quadrículas e as UDHs, tendo em vista que com o último procedimento foram observadas algumas UDHs sem nenhuma quadrícula associada.

O material particulado total inclui as partículas inaláveis, sólidas ou líquidas, de diâmetro aerodinâmico menor que 10 micrômetros e que se encontram em suspensão na atmosfera. O MP_{total} é proveniente, sobretudo, das emissões veiculares (tanto da queima de combustível quanto do desgaste de pneus, freios e pista). Enquanto uma parte das partículas fica retida na parte superior do sistema respiratório, as partículas menores que 2,5 micrômetros ($MP_{2,5}$) – classificadas como material particulado fino – podem atingir o sistema mais profundamente, alcançando os alvéolos pulmonares, onde ocorrem as trocas respiratórias. A exposição de longo prazo ao $MP_{2,5}$ está associada à aterosclerose, resultados adversos no parto, doenças respiratórias na infância, entre outros desfechos de saúde (SANTANA *et al.*, 2017). Segundo Chen *et al.* (2017), até mesmo a exposição de curto prazo ao $MP_{2,5}$ está associada à mortalidade por diferentes doenças cardiopulmonares. Maciejewska (2020) analisou os impactos do $MP_{2,5}$ e MP_{10} na mortalidade em Varsóvia, e os resultados indicaram que os riscos relativos de mortalidade prematura por todas as causas e por doenças cardiovasculares cresce, respectivamente, 0,7% e 0,9% a cada 10 $\mu\text{g}/\text{m}^3$ de $MP_{2,5}$ e 0,3% e 0,4% a cada 10 $\mu\text{g}/\text{m}^3$ de MP_{10} .

O dióxido de carbono (CO₂), por sua vez, é o produto da oxidação completa do carbono presente no combustível. No inventário, são apresentadas as emissões de CO₂ oriundas da queima de combustíveis fósseis, quais sejam a gasolina e o óleo diesel. Kikidis, Vots e Tzovaras (2017) ressaltam que o CO₂, em geral, não é considerado uma causa direta de efeitos à saúde, especialmente em concentrações normais (350-2500 ppm), no entanto as suas emissões estão relacionadas à industrialização e aos níveis gerais de poluição de um lugar, o

que influencia na saúde respiratória. Jacobson *et al.* (2019) revisaram as evidências sobre os riscos potenciais à saúde resultantes da exposição crônica a elevações relevantes do CO₂ no ambiente e observaram que elevações atingindo até 5.000 ppm podem representar riscos diretos para a saúde humana, incluindo inflamação, alterações na composição dos ossos e rins, acidose respiratória, estresse oxidativo e alterações comportamentais e fisiológicas.

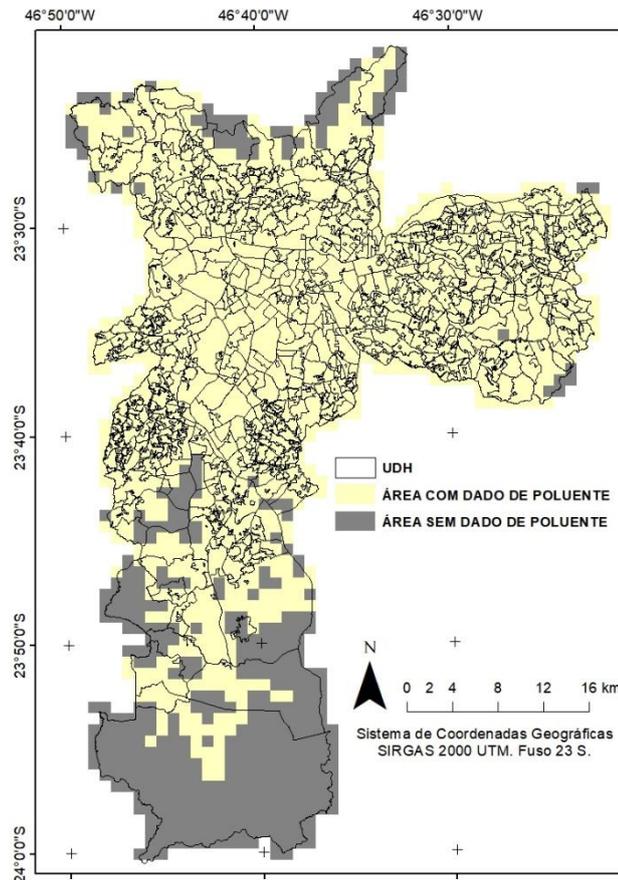


Figura 5: Distribuição espacial das áreas sem informações de poluente nas UDHs.

6.2.2.3. Densidade de árvores

Os dados de arborização viária foram obtidos no GeoSampa – o portal digital que agrega dados georreferenciados das Secretarias Municipais de São Paulo – e foram produzidos pela Secretaria Municipal do Verde e do Meio Ambiente (SVMA) no ano de 2014. A metodologia utilizada foi a análise quantitativa de árvores através de fotointerpretação e com o auxílio de inventário *in loco*. A fotointerpretação foi realizada a partir de ortofotos da Emplasa, geradas por meio de fotografias aéreas obtidas em 2010, nas coleções RGB e

Infravermelha, com resolução de 1m e recortadas de acordo com o Sistema Cartográfico Metropolitano (SCM), na escala 1:25:000. Os pontos representam os indivíduos arbóreos localizados no sistema viário municipal, abrangendo a totalidade da área urbanizada, bem como as árvores localizadas em calçadas, canteiros centrais, rotatórias e calçadas de praças. Estão excluídas as árvores localizadas nas áreas internas de parques, nos parques lineares, nas reservas e praças, bem como em toda e qualquer área interna de lote particular ou público.

O arquivo dos indivíduos arbóreos, no formato de ponto, foi sobreposto aos polígonos das unidades espaciais de análise em ambiente SIG. Através da ferramenta *identity*, disponível no programa ArcGIS 10.8, cada árvore foi associada a uma única UDH, possibilitando o cálculo da densidade de árvores (número de indivíduos arbóreos na UDH dividido pela área da UDH em m²).

6.2.3. Cálculo dos índices

A determinação do ISOC e IAMB envolveu o uso de modelos aditivos, integrados à Análise de Componentes Principais (ACP), conforme a metodologia de Lalloué *et al.* (2013), também utilizada na criação do GeoSES por Barrozo *et al.* (2020a). As componentes principais são combinações lineares das variáveis originais, construídas de tal forma que sejam independentes entre si, que a primeira represente a maior variância dos dados e que cada componente seguinte contribua com a maior variância remanescente entre as demais (DUNTEMAN, 1989). O número de componentes que podem ser construídas é igual ao número de variáveis no estudo, mas geralmente é possível explicar grande parte da variância dos dados com um menor número de componentes. Usualmente, as variáveis de maior coeficiente nas primeiras componentes são capazes de sintetizar, sem grandes perdas, a heterogeneidade das condições do conceito medido, o que colabora para a redução na dimensão do conjunto de dados iniciais. Segundo Barrozo (2018), o método é particularmente apropriado para o desenvolvimento de índices compostos, uma vez que cria combinações lineares não-correlatas das variáveis com variância máxima e, assim, melhora o contraste entre as unidades estatísticas.

O tratamento dos dados anterior à sua redução por ACP envolveu as seguintes etapas: I) seleção das variáveis de interesse; II) agregação das variáveis nas UDHs a partir das diferentes estratégias anteriormente citadas; III) transformação das variáveis de acordo com a sua forma usual de compreensão (por exemplo, o percentual de pessoas, de domicílios, a densidade ou até mesmo o seu valor bruto – no caso da renda); IV) exclusão de variáveis com

valores ausentes para mais de 5% das UDHs; V) padronização dos dados através da fórmula do *Z-score*, com a criação de escores padrão com média 0 e desvio padrão igual a 1 (Equação 2) e VI) adição do valor 10 a todas as variáveis, de modo a evitar problemas na ACP com valores muito próximos a zero, conforme recomendado por Barrozo *et al.* (2020a).

$$z = \frac{x - \mu}{\sigma} \quad (\text{Equação 2})$$

onde o valor *z-score* (z) é calculado a partir da subtração entre o valor registrado (x) e o valor médio (μ) da variável e essa subtração é dividida pelo desvio padrão dos dados (σ).

As seguintes etapas foram aplicadas para a redução das variáveis no cálculo do ISOC e IAMB, separadamente:

- I. Uma primeira ACP foi aplicada em cada uma das dimensões de cada um dos índices. O número de componentes extraídas foi tal que a porcentagem da variância total explicada na dimensão fosse superior a 75%. Para facilidade de interpretação, foram retidas apenas as variáveis de maior coeficiente modular em cada componente extraída.
- II. Uma segunda ACP foi aplicada ao conjunto de variáveis retidas na etapa I, possibilitando a integração das dimensões em uma única componente síntese, através da extração da primeira componente principal. Para simplificação do índice, foram mantidas para esta componente síntese, as variáveis com valor modular de coeficiente acima da média, respeitando a premissa de manter pelo menos uma variável por dimensão conceitual de análise. Nos casos em que nenhuma variável de uma das dimensões tenha apresentado valor acima da média, a variável de maior coeficiente modular na dimensão foi mantida, independentemente do seu valor.
- III. Uma terceira ACP foi aplicada às variáveis retidas na etapa II e a primeira componente principal consistiu no ISOC ou IAMB.

Destaca-se que as UDHs que apresentaram ausência de informação para alguma das variáveis foram excluídas das ACPs, enquanto para fins dos cálculos dos índices os valores para essas UDHs foram estimados com base na média das UDHs imediatamente adjacentes. Por fim, as pontuações dos índices foram normalizadas para o intervalo [0, 1] através da técnica de normalização Min-Max (Equação 3), com o intuito de facilitar a identificação das va-

riáveis de maior poder explicativo em cada unidade de análise. O ISA foi obtido pela média aritmética entre o ISOC e o IAMB.

$$x' = \frac{(x - \text{mínimo}(x))}{\text{máximo}(x) - \text{mínimo}(x)} \quad (\text{Equação 3})$$

onde x é o valor original e x' é o valor normalizado.

6.2.4. Validação interna

Para que um índice seja considerado robusto, é necessário que o conjunto de indicadores possua alguma relação entre si e que a presença de cada um garanta a melhor predição do conceito mensurado. A consistência interna, ou confiabilidade dos índices, foi verificada pelo coeficiente Alfa de Cronbach (α) – uma medida da relação entre as variações internas dos indicadores e as suas covariâncias com os demais indicadores considerados (CRONBACH, 1951). O coeficiente é amplamente utilizado para a análise da consistência interna entre itens de um modelo ou de pesquisas de levantamento de dados (*survey*) (SALKIND, 2006; NARDO *et al.*, 2005).

A pontuação de α varia de 0 a 1, com os valores mais altos indicando um maior relacionamento entre as dimensões. Segundo Taber (2018), embora existam razões limitadas para adotar uma heurística em relação ao Alfa de Cronbach na medição da consistência interna, considera-se desejável um valor em torno de $\alpha \geq 0,70$. A fórmula para a obtenção do α é apresentada na Equação 4. Para o seu cálculo, é necessário que seja realizado, anteriormente, um ajuste na cardinalidade dos indicadores, de modo que estes estejam na mesma direção dos conceitos medidos. Portanto, as variáveis que apresentavam cardinalidade contrária à maior vulnerabilidade socioambiental, conforme fora apresentado no Quadro 3, foram ajustadas pela multiplicação dos seus valores por “-1”.

$$\alpha = \frac{k \text{ cov} / \text{var}}{1 + (k-1) \text{ cov} / \text{var}} \quad (\text{Equação 4})$$

onde α = Alfa de Cronbach, K = número de indicadores, cov = média das covariâncias e var = média das variâncias.

6.2.5. Validação externa

Conforme discutido em Tate (2012), a vulnerabilidade social não é um fenômeno diretamente observável, portanto não pode ser mensurada por um dispositivo e, consequentemente, a sua validação é feita através do uso de dados que possibilitem uma aproximação ao seu conceito. Neste estudo, o constructo dos índices propostos foi analisado através da correlação estatística com indicadores externos, preteritamente construídos como medidas síntese de conceito afins e que são amplamente aplicados pela comunidade científica. A correlação estatística de *Pearson* foi realizada na mesma escala de análise entre os índices criados e o Índice de Desenvolvimento Humano Municipal (IDH-M), composto pelas dimensões “renda”, “educação” e “longevidade” (UNDP; IPEA; FJP, 2014a). A correlação entre os índices criados também foi realizada na escala da área de ponderação do Censo Demográfico de 2010, considerando os índices externos I) GeoSES, proposto por Barrozo *et al.* (2020a), o qual norteou a criação do ISOC, sendo composto pelas dimensões “educação”, “mobilidade”, “pobreza”, “riqueza”, “renda”, “segregação”, e “privação de recursos e serviços” e II) Índice de Bem-Estar Urbano (IBEU), desenvolvido por Ribeiro e Ribeiro (2013) para as áreas metropolitanas brasileiras, o qual combina as dimensões “mobilidade urbana”, “condições ambientais urbanas”, “condições habitacionais urbana”, “condições dos serviços coletivos urbanos” e “infraestrutura urbana”.

6.3. Seleção dos resultados em saúde

A mortalidade infantil se refere ao número de crianças nascidas vivas que morreram antes de completarem um ano de idade. Do ponto de vista epidemiológico, é interessante dividir a mortalidade infantil em etapas, para diferenciar os efeitos das condições socioeconômicas e de saúde da mãe, bem como da inadequada assistência pré-natal, ao parto e ao recém-nascido – mais relacionados à mortalidade infantil neonatal (0 a 28 dias incompletos após o nascimento) – dos efeitos dos contextos físico e socioeconômico do lugar de moradia, os quais possuem maior influência na mortalidade infantil pós-neonatal (28 a 364 dias de idade), podendo condicionar a desnutrição infantil, as infecções associadas a esta, os problemas respiratórios, entre outros (BARROZO, 2018; RIPSA, 2008). Destaca-se que o acesso e a qualidade dos recursos disponíveis para a atenção à saúde materno-infantil também estão entre os determinantes da mortalidade no período pós-neonatal (RIPSA, 2008). Segundo

o RIPSAs (2008), quando a taxa de mortalidade infantil é alta, a mortalidade pós-neonatal é, usualmente, a componente mais elevada. Isso revela que os maiores avanços na redução das iniquidades de mortalidade infantil podem ser conquistados com a redução das desigualdades socioambientais do lugar. Portanto, a análise da mortalidade pós-neonatal, separadamente, possibilita ampliar a compreensão do papel do contexto do lugar de moradia nos padrões espaciais da mortalidade infantil e, genericamente, dos resultados de saúde.

Nesse sentido, os desfechos de saúde analisados neste estudo foram os riscos relativos de mortalidade infantil e pós-neonatal no período de 2006 a 2016. Adicionalmente, também foram espacializados os seguintes indicadores de saúde, disponibilizados para as UDHs e calculados a partir de técnicas indiretas pelo projeto Atlas do Desenvolvimento Humano no Brasil: I) esperança de vida ao nascer (ESPVIDA); II) mortalidade infantil (MORTINF); III) mortalidade até os 5 anos (MORT5AN); IV) sobrevivência até os 40 anos (SOBR40); V) sobrevivência até os 60 anos (SOBR60) e VI) taxa de envelhecimento (ENVELHEC). A técnica para o cálculo dos indicadores de longevidade e mortalidade, utilizada pelo Atlas Brasil, foi desenvolvida por Brass (1968) e adaptada para unidades espaciais de baixo volume populacional. Para a adaptação, o Atlas Brasil utilizou a tábua de mortalidade gerada pelo Centro de Desenvolvimento e Planejamento Regional da Universidade Federal de Minas Gerais (Cedeplar) para o Estado de São Paulo, a qual incorpora os dados do Censo Demográfico de 2010 (UNDP; IPEA; FJP, 2014b).

6.3.1. Cálculo dos riscos relativos de mortalidade infantil e pós-neonatal

O risco de mortalidade infantil é calculado a partir do número de nascidos vivos e de óbitos de crianças de até um ano de idade, para que os maiores riscos não decorram da maior concentração populacional (GRADY; ENANDER, 2009). Neste estudo, os riscos relativos de mortalidade infantil e pós-neonatal foram calculados para o período de 2006 a 2016. A agregação temporal de onze anos de dados de óbitos de crianças de até um ano de idade visou a redução dos efeitos de erros aleatórios e de flutuações anuais inesperadas nas estimativas de mortalidade infantil, bem como a redução do número de áreas com números pequenos de casos, as quais prejudicam a estabilização dos padrões geográficos em áreas de baixo volume populacional (PICKLE, 2009). A agregação dos onze anos de dados reduz, portanto, as dificuldades de distinção entre o risco verdadeiro e o risco por ruído estocástico nas áreas geográficas individuais (PRADO Jr.; MEDRONHO, 2021).

No Brasil, as informações de óbitos de crianças de até um ano de idade são gerenciadas pelo Sistema de Informações sobre Mortalidade (SIM), enquanto as informações dos nascidos vivos são gerenciadas pelo Sistema de Informações sobre Nascidos Vivos (SINASC), ambos vinculados ao Ministério da Saúde.

Os dados de mortalidade infantil para o Município de São Paulo, referentes ao período de 2006 a 2009, foram geocodificados nos setores censitários de 2000 pela Fundação SEADE. Os óbitos de crianças de até um ano entre 2010 e 2016 foram fornecidos pela Coordenação de Epidemiologia e Informação da Secretaria Municipal da Saúde de São Paulo (CEInfo/SMS-SP). Enquanto os dados de 2011 a 2016 já estavam agregados nos setores censitários de 2010, os óbitos de 2010 foram geocodificados no âmbito deste projeto. A CEInfo também forneceu os dados dos nascidos vivos no período entre 2011 e 2016, geocodificados nos setores censitários de 2010. Para os anos de 2006 a 2010, o número de nascidos vivos foi estimado pelo número de pessoas com menos de um ano de idade no Censo Demográfico de 2010, disponibilizado para os setores censitários.

Para fins deste estudo, os dados de óbitos e de nascidos vivos, obtidos para os setores censitários, foram agregados nas UDHS, de modo a não comprometer o sigilo dos indivíduos, uma vez que o volume populacional de alguns setores censitários era muito baixo. Para a espacialização dos óbitos nas UDHS, foi necessária a correspondência entre os centroides destas e os polígonos dos setores censitários de 2000 e de 2010, utilizando-se a função *identity*, disponível no programa ArcGIS 10.8.

O método escolhido para a análise do risco de óbitos de crianças de até um ano de idade foi a varredura espacial retrospectiva, realizada através do programa SaTScan. O programa foi desenvolvido por Kulldorff e Information Management Services (2018) para a detecção de agrupamentos espaço-temporais de risco, e as ferramentas estatísticas disponibilizadas têm auxiliado no entendimento de diferentes desfechos de saúde, incluindo surtos de doenças infecciosas (WILSON *et al.*, 2010; BARROZO *et al.*, 2020a; DESJARDINS; HOHL; DELMELLE, 2020). Nesse tipo de análise, os agrupamentos são detectados através da digitalização de janelas circulares/elipsoidais para as quais o centro coincide com os centroides das unidades de análise, destacando-se as áreas onde o número de casos ou óbitos observados é estatisticamente maior do que o número de casos ou óbitos esperados (BARROZO, 2018; BARROZO *et al.*, 2020b). Deste modo, as áreas protetoras, em que ocorrem menos casos ou óbitos do que o esperado para as suas populações, podem ser diferenciadas das áreas de risco para as doenças ou mortalidades estudadas.

O risco relativo foi padronizado pelo sexo (feminino, masculino ou não identificado) dos bebês nascidos vivos e que foram a óbito em cada unidade de análise. Assim, os efeitos da composição da população em função do sexo foram neutralizados e, portanto, o risco mais elevado de mortalidade infantil não foi decorrente da maior presença de meninos ou meninas. Em estudos epidemiológicos, também é comum que o cálculo do risco relativo envolva a padronização pela idade. Todavia, neste estudo optou-se pela realização de duas análises distintas de risco relativo, uma para a faixa de idade de 0 a 364 dias (mortalidade infantil) e outra para a faixa de 28 a 364 dias (mortalidade infantil pós-neonatal).

O modelo probabilístico foi do tipo Poisson, o qual assume que a distribuição do número de óbitos em cada área geográfica é homogeneamente distribuída. O ajuste da ausência de homogeneidade na população foi atingido condicionando-se o número total de óbitos observados para calcular o número esperado de óbitos para cada localidade. Os óbitos esperados em cada localidade são produto da multiplicação entre o risco de morte global, para todo o município, pelo tamanho populacional de cada localidade, conforme a Equação 5. O risco relativo (RR), por sua vez, é obtido a partir da relação entre o número observado e o número esperado de casos na localidade, conforme a Equação 6 (KULLDORFF, 2022). O RR maior do que 1 significa que ocorreram mais óbitos do que o esperado para aquela população e que pode constituir um agrupamento alto se, somado aos seus vizinhos, apresentar um RR mais elevado estatisticamente do que o das localidades que ficaram fora do círculo (BARROZO et al., 2020b). Segundo a hipótese alternativa, o número de óbitos em cada localidade específica é desproporcional (elevado ou reduzido) à população em risco num determinado tempo em cada local.

$$E[c] = p * C/P \quad (\text{Equação 5})$$

onde, $E[c]$ é o número esperado de óbitos em cada localidade, p é o número de nascidos vivos na localidade de interesse, C é o número total de óbitos no município e P é o número total de nascidos vivos no município.

$$RR = \frac{(c/E[c])}{((C-c)/(C-E[c]))} \quad (\text{Equação 6})$$

onde, c é o número observado de óbitos na localidade de interesse, C é o número total de óbitos no município e $E[c]$ é o número esperado de óbitos na localidade.

Na análise espacial, o programa coloca o centro do raio do círculo no centroide da unidade espacial e faz uma varredura, abrindo o raio do círculo até encontrar um risco maior da ocorrência de óbitos dentro do círculo quando comparado ao risco fora do círculo. Para fins deste estudo, os agrupamentos encontrados possuem dimensão geográfica que pode abranger entre 0 e 50% dos nascidos vivos. Quando a análise encontra um círculo com risco relativo maior do que o de fora do círculo, são processadas réplicas do tipo Monte Carlo para o cálculo do valor de p (considerado no estudo como significativo quando foi menor do que 0,05). O programa foi ajustado para rodar o número máximo de 999 réplicas.

6.3.1.1. Geocodificação dos dados de óbitos do ano de 2010 presentes na base de dados do Programa de Aprimoramento das Informações de Mortalidade do SUS (PRO-AIM/SUS)

Para que a base de dados de mortalidade infantil do município estivesse completa para o período de 2006 a 2016, foi necessário geocodificar óbitos ocorridos no ano de 2010. Devido à adoção de uma metodologia única de geocodificação de dados pela Secretaria Municipal de Saúde (SMS), possibilitada pela utilização dos programas disponíveis na sede da secretaria, bem como com o intuito de contribuir para estudos futuros, foram geocodificados todos óbitos que tinham o Município de São Paulo identificado como local de residência e que estavam disponíveis na base de dados fornecida pelo PRO-AIM/SUS para o ano de 2010 – e não apenas os óbitos de crianças de até um ano de idade, os quais foram utilizados no âmbito deste estudo. Sendo assim, as etapas da geocodificação, resumidas abaixo, seguiram a metodologia da SMS:

- I) Limpeza da base de dados, com exclusão dos casos para os quais não havia nenhuma informação de endereço ou estas eram inconsistentes. Dos 82.413 registros que tinham o Município de São Paulo identificado como local de residência, 1.305 foram excluídos.
- II) Geocodificação por meio do Padronizador de Endereços da PMSP, o qual utiliza as informações de logradouro, número, CEP e bairro disponíveis no Cadastro de Endereços da Cidade (CADEC) da Secretaria Municipal de Urbanismo e Licenciamento (SMUL). Para a análise no padronizador, não puderam ser

considerados os casos sem CEP (7.890 casos). Dos 73.218 casos incluídos, 64.747 foram localizados. A taxa de localização no padronizador foi de 88,43%.

- III) Geocodificação, no programa MAPTITUDE, dos endereços não localizados pelo Padronizador de Endereços e dos casos sem CEP, descartados da análise na etapa II. Foram localizados mais 4.794 casos nessa etapa, do total de 16.361 casos incluídos (taxa de localização de 29,30%).
- IV) Geocodificação através da API do *Google Earth Pro*, dos casos não localizados no MAPTITUDE (11.567 casos). Nesta etapa foram realizados dois procedimentos: I) validação pelos 3 primeiros dígitos do CEP (2.969 validados) e II) no caso de ausência de CEP, a validação dos casos não localizados em nenhum dos procedimentos anteriores (8.598 casos) foi testada a partir do código do distrito administrativo dos casos ocorrentes no município, bem como a partir do código do município, no caso dos óbitos ocorrentes em outros municípios. A análise dos casos sem CEP possibilitou a localização de mais 7.097 casos.

A soma entre os 1.501 casos não localizados na etapa IV e os 1.305 casos excluídos na etapa I corresponde aos 2.806 casos não localizados. Portanto, foram localizados 79.607, do total de 82.413 óbitos registrados na base. A taxa de localização da base completa de óbitos de residentes do Município de São Paulo, para o ano de 2010, foi de 96,59%. Ao se contabilizar apenas os óbitos de residentes do Município de São Paulo que ocorreram no município, a taxa de localização aumenta para 98,37% (70.422 óbitos validados do total de 71.590). De acordo com os dados disponibilizados no portal Tabnet do Departamento de Informática do Sistema Único de Saúde (DATASUS), através do qual é possível obter informações sobre o número de óbitos de residentes por município brasileiro, em 2010 foram registrados 2.012 óbitos de crianças com até 364 dias de idade para o Município de São Paulo. Considerando que neste estudo foram geocodificados 2.006 óbitos infantis na mesma faixa etária para o ano de 2010, a taxa de localização, nesse caso, foi de 99,70% (DATASUS, 2019).

6.4. Comparação de postos médios dos dados socioambientais e dos resultados em saúde entre as tipologias de assentamento urbano

Para avaliar o potencial dos índices desenvolvidos para os estudos sobre saúde nos assentamentos precários, foram realizadas análises comparativas de postos médios entre os grupos de assentamentos precários e entre estes e a cidade formal, considerando como variáveis dependentes todas as variáveis finais retidas nos índices, os próprios índices (ISOC, IAMB e ISA) e os resultados em saúde. Nesse tipo de teste, a hipótese testada é a de igualdade significativa dos postos médios populacionais, o que é possível pela comparação entre a variância sistemática e a variância não sistemática dos dados (FIELD, 2009).

De acordo com Field (2009), nos testes paramétricos de comparação de postos médios, um modelo linear é utilizado e, portanto, é necessário que as premissas de modelos lineares sejam atendidas, sendo estas: I) as variáveis dependentes (ou variáveis teste) são contínuas, II) a variável independente (ou variável de agrupamento) é categórica, III) existem casos que apresentem dados tanto para as variáveis dependentes quanto para a variável independente, IV) as informações entre os grupos são independentes, V) as amostras são aleatórias, VI) a distribuição das variáveis dependentes, em cada grupo, é aproximadamente normal, VII) as variâncias entre os grupo possuem homogeneidade e VIII) não há *outliers*. O não atendimento das premissas torna necessário o uso de métodos não paramétricos.

Neste estudo, a variável independente utilizada nas análises de comparação de postos médios foi a tipologia de assentamento urbano predominante, classificada em favela, loteamento irregular, núcleo urbanizado, cortiço ou cidade formal, conforme a metodologia apresentada, anteriormente, na seção 5.1.

Tendo em vista que as variáveis dependentes não foram normalmente distribuídas e apresentaram assimetria dentro das tipologias de assentamento urbano, o teste de Kruskal-Wallis, o equivalente não paramétrico de uma ANOVA de 1 via, foi escolhido para medir a diferença significativa entre os postos médios das cinco tipologias de assentamento urbano predominante. Os valores de significância foram ajustados através da aplicação do teste *post hoc* Dunn-Bonferroni, definido para testes múltiplos. Todos os dados foram analisados no programa SPSS Statistics, versão 22.

6.5. Associação espacial entre os índices e a saúde

Para entender como os índices explicam os resultados de saúde e avaliar a sua aplicabilidade para o estudo da saúde em pequenas áreas, estes foram utilizados em modelos de regressão linear como variáveis explicativas individuais dos resultados de saúde. Os resultados de saúde considerados foram o risco relativo de mortalidade infantil, o risco relativo de mortalidade infantil pós-neonatal e, adicionalmente aos resultados de saúde calculados no âmbito deste estudo, também foi considerada a taxa de envelhecimento, proveniente do projeto Atlas do Desenvolvimento Humano no Brasil para o ano de 2010. A taxa de envelhecimento é expressa pela razão entre a população com 65 anos ou mais e a população total, multiplicada por 100. Neste estudo, a taxa de envelhecimento foi utilizada como uma medida básica de saúde e bem-estar, colaborando para uma melhor compreensão geral do potencial explicativo dos índices para os estudos na área da saúde.

Primeiramente, uma visão geral dos padrões espaciais de cada um dos índices propostos e dos resultados de saúde foi obtida pelo cálculo do coeficiente I de Moran para a verificação de autocorrelação global, realizado com o auxílio do programa ArcGIS Pro. O I de Moran Global mede se há efeito da distância na distribuição de uma variável ou se a distribuição espacial dos dados é aleatória (BARROZO *et al.*, 2020a). A seguir, modelos de regressão de mínimos quadrados ordinários (OLS) foram ajustados aos dados para testar a significância estatística ($p < 0,05$) e a associação no nível global entre os resultados em saúde e cada uma das variáveis explicativas, individualmente. Para a explicação dos riscos relativos de mortalidade infantil e pós-neonatal foram desenvolvidos modelos adicionais, os quais incorporaram como variáveis independentes: I) os índices ISOC e IAMB, II) as variáveis retidas no ISOC, III) as variáveis retidas no IAMB e IV) as variáveis retidas no ISOC e no IAMB.

As suposições para a regressão linear foram verificadas. Uma vez que esta presume uma distribuição normal da variável dependente, a taxa de envelhecimento foi previamente normalizada por sua raiz cúbica, o que foi confirmado pela análise visual dos gráficos Q-Q. Para os casos dos riscos relativos de mortalidades infantil e pós-neonatal, a normalidade não foi atingida após a transformação por diferentes escalas de valores usualmente utilizadas para conjuntos de dados com assimetria positiva, entre elas a logarítmica, raiz quadrada e raiz cúbica.

Adicionalmente, foi verificada a presença de multicolinearidade entre as variáveis independentes. Esta se refere à situação na qual duas ou mais variáveis explicativas são

altamente correlacionadas entre si e, quando presente, pode causar problemas nos modelos de regressão, uma vez que pode ser difícil separar os efeitos individuais de variáveis explicativas colineares na variável resposta – nesse caso, no desfecho de saúde estudado. A medida empregada para o teste de multicolinearidade foi o fator de inflação de variância (VIF, no acrônimo em inglês), para o qual o menor valor possível é 1 e significa a completa ausência de multicolinearidade, enquanto o limite usualmente aceito como tolerável é expresso por $VIF = 10$ (JAMES *et al.*, 2013).

Por fim, foi verificada a existência de autocorrelação espacial significativa dos resíduos padronizados da regressão. A autocorrelação espacial estatisticamente significativa dos resíduos da regressão pode derivar de processos espaciais não estacionários. Quando isso ocorre, é útil aplicar um método de regressão que quantifique a não estacionariedade espacial em nível local, como é o caso da Regressão Geograficamente Ponderada (GWR) e da Regressão Geograficamente Ponderada Multiescalar (MGWR) (FOTHERINGHAM; CHARLTON, 1998; FOTHERINGHAM; YANG; KANG, 2017). Portanto, as técnicas GWR e MGWR são especialmente úteis quando a dependência espacial dos resíduos dos modelos gerados pela regressão linear OLS é verificada.

Resumidamente, na técnica GWR uma equação OLS é construída para cada unidade espacial de análise, utilizando-se a variável dependente e as variáveis independentes de todas as unidades contidas na largura de banda de cada unidade espacial alvo. A sua versão multiescalar é o MGWR, recentemente proposto por Fotheringham, Yang e Kang (2017). A técnica MGWR, por sua vez, adiciona uma componente multiescalar, dado que considera múltiplas larguras de banda definidas para a superfície da área de estudo.

Neste estudo, os modelos GWR e MGWR foram aplicados como técnicas exploratórias, com o intuito de entender como as relações entre as variáveis explicativas e de resposta variam no espaço. Um modelo linear gaussiano com um kernel geográfico bi-quadrado adaptativo foi definido para as análises. A função *golden section*, disponível no programa MGWR, foi utilizada para buscar a largura de banda ótima, considerando como critério o *Akaike Information Criterion* (AIC) (FORD; HIGHFIELD, 2016). O AIC mensura a qualidade e a simplicidade de um modelo estatístico, ao incorporar na sua fórmula o número de parâmetros do modelo e o valor máximo da função de verossimilhança. Neste estudo, o AIC foi utilizado em detrimento a sua versão corrigida (AICc), tendo em vista que o último foi desenvolvido para a aplicação em pequenas amostras, enquanto os seus valores convergem quando o número amostral é grande (BREWER; BUTLER; COOKSLEY, 2016). A

autocorrelação espacial nos resíduos de todos os modelos foi testada pelo coeficiente global de I de Moran, definindo-se o padrão espacial significativo para $p < 0,05$.

Todos os modelos estatísticos de regressão foram desenvolvidos no programa MGWR 2.0. Para avaliar o desempenho de cada modelo, os valores de AIC foram comparados entre os modelos análogos OLS GWR e MGWR. Um AIC mais baixo indica um melhor ajuste (ANSELIN, 2005; BARROZO *et al.*, 2020a). Alternativamente, a escolha dos modelos de melhor desempenho também considerou a não-significância da dependência espacial dos resíduos padronizados, o que pode indicar que as variáveis explicativas do modelo são suficientes para explicar o desfecho analisado (BARROZO *et al.*, 2020a).

Por fim, os coeficientes dos modelos de regressão que apresentaram os melhores desempenhos foram mapeados. O mapeamento do coeficiente de determinação (R^2) permite identificar os locais onde o modelo explica um alto percentual da variação dos valores observados ou deixa de explicar, e então uma investigação mais aprofundada deve ser desenvolvida (FORD; HIGHFIELD, 2016). O mapeamento dos coeficientes β possibilita localizar as áreas intraurbanas onde as variáveis independentes explicam uma maior variação regional dos resultados de saúde. O mapa dos resíduos indica os locais onde a diferença entre os valores observados e os valores previstos pelo modelo é maior ou menor, bem como possibilita uma análise visual de uma possível autocorrelação espacial dos valores residuais, o que pode indicar que algumas variáveis importantes para a explicação do desfecho de saúde analisado não foram consideradas no modelo.

6.6. Elaboração dos mapas

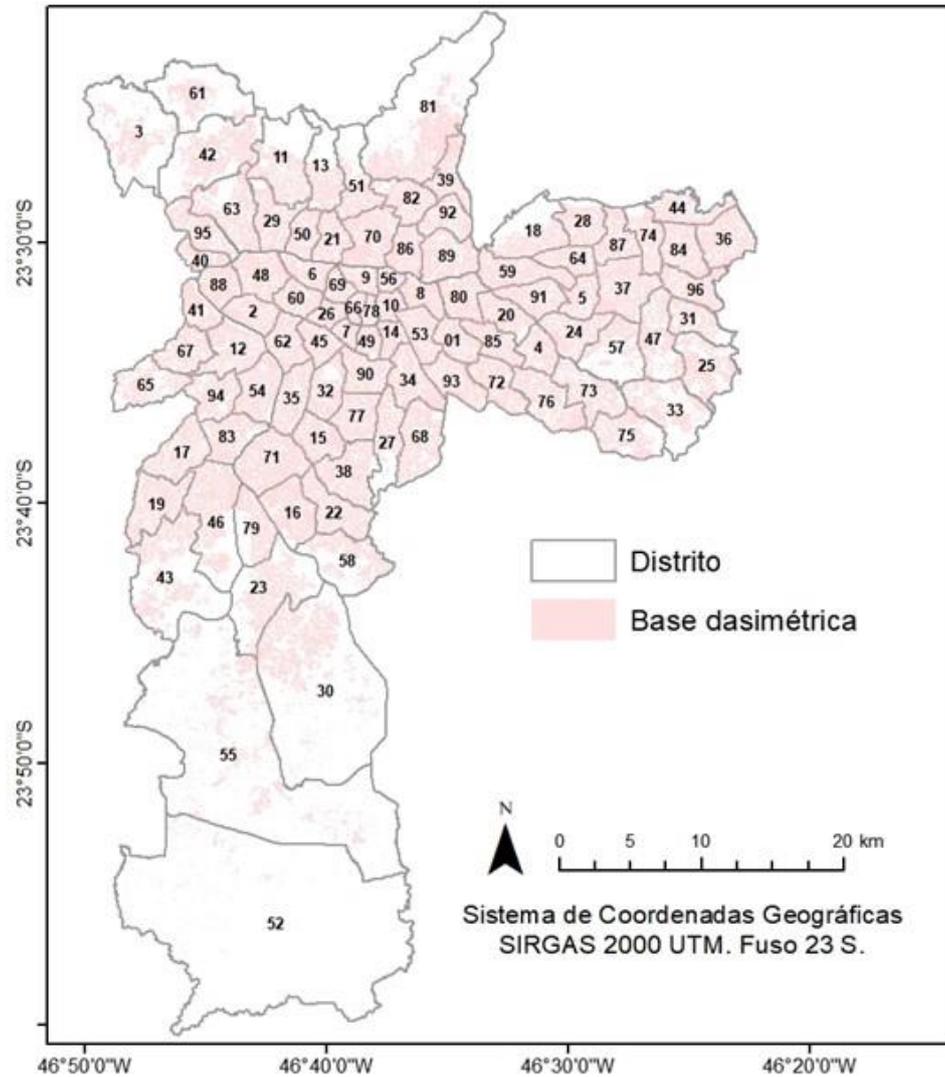
As tipologias predominantes de assentamentos urbanos foram apresentadas nos mapas pela classificação dos valores percentuais de área em quantis, os quais dividem os dados ordenados em subconjuntos de dados de dimensão essencialmente igual. Esse tipo de intervalo é comumente utilizado em estudos que envolvem a análise espacial de áreas prioritárias à gestão (JANKOWSKA; WEEKS; ENGSTROM, 2012; PATEL *et al.*, 2018), por permitir que os indicadores sejam classificados e sobrepostos em uma escala comum de valores.

Para a representação visual dos índices, optou-se pela classificação em quantis e desvio padrão dos valores. A primeira estratégia melhora o contraste da heterogeneidade de

condições, comparativamente à distribuição dos valores em intervalos iguais. O uso do desvio padrão, por outro lado, melhora o contraste entre os valores próximos à média e os extremos.

A técnica empregada na criação dos mapas dos índices, o mapeamento coroplético, estabelece que a ordem crescente dos valores relativos, agrupados em classes significativas, seja transcrita para uma ordem visual crescente de matizes ou texturas, sendo ideal para a representação de taxas (MARTINELLI, 2003; BARROZO, 2018).

Os índices gerados foram sobrepostos à base dasimétrica de densidade de malha urbana, criada por Barrozo *et al.* (2015), e aos limites de área dos 96 distritos administrativos do município, com o intuito de facilitar o entendimento e a discussão dos resultados encontrados para a cidade. A base dasimétrica possibilita a visualização das quadras do município, com a exclusão de áreas não habitadas, tais como parques, cemitérios, represa, aeroportos, praças etc. (BARROZO, 2018). Na Figura 6, os limites dos Distritos Administrativos (DA) foram sobrepostos à base dasimétrica.



Nº	DIS TRITO				
1	ÁGUA RASA	21	CASA VERDE	41	JAGUARÉ
2	ALT O DE PINHEIROS	22	CIDADE ADEMAR	42	JARAGUÁ
3	ANHANGUERA	23	CIDADE DUT RA	43	ID. ANGELA
4	ARICANDUVA	24	CIDADE LÍDER	44	ID. HELENA
5	ART UR. ALVIM	25	CIDADE TIRADENT ES	45	ID. PAULIST A
6	BARRA FUNDA	26	CONSOLAÇÃO	46	ID. SÃO LUÍS
7	BELA VIST A	27	CURSINO	47	JOSÉ BONFÁCIO
8	BELÉM	28	ERMELINO MAT ARAZZO	48	LAPA
9	BOM RET IRO	29	FREGUESIA DO Ó	49	LIBERDADE
10	BRÁS	30	GRAJAU	50	LIMÃO
11	BRASILÁNDIA	31	GUAIANASES	51	MANDAQUI
12	BUT ANT ã	32	MOEMA	52	MARSLAC
13	CACHOEIRINHA	33	IGUAT EMI	53	MOOCA
14	CAMBUÇI	34	IPIRANGA	54	MORUMBI
15	CAMPO BELO	35	IT AIM BIBI	55	PARELHEIROS
16	CAMPO GRANDE	36	IT AIM PAULIST A	56	PARI
17	CAMPO LIMPO	37	IT AQUEIRA	57	PARQUE DO CARMO
18	CANGAIBA	38	JABAQUARA	58	PEDREIRA
19	CAPÃO REDONDO	39	JAÇANã	59	PENHA
20	CARRÃO	40	JAGUARA	60	PERDIZES
				61	PERUS
				62	PINHEIROS
				63	PIRIT UBA
				64	PONT E RASA
				65	RAPOSO T AVARES
				66	REPÚBLICA
				67	RIO PEQUENO
				68	SACOMã
				69	SANT A CECÍLIA
				70	SANT ANA
				71	SANT O AMARO
				72	SÃO LUCAS
				73	SÃO MAT EUS
				74	SÃO MIGUEL
				75	SÃO RAFAEL
				76	SAPOEMBA
				77	SAÚDE
				78	SÉ
				79	SOCORRO
				80	T AT UAPÉ
				81	T REMEMBÉ
				82	T UCURUVI
				83	VILA ANDRADE
				84	VILA CURUÇã
				85	VILA FORMOSA
				86	VILA GUILHERME
				87	VILA JACUÍ
				88	VILA LEOPOLDINA
				89	VILA MARIA
				90	VILA MARIANA
				91	VILA MAT ILDE
				92	VILA MEDEIROS
				93	VILA PRUDENT E
				94	VILA SÔNIA
				95	SÃO DOMINGOS
				96	LAJEADO

Figura 6: Distribuição espacial dos Distritos Administrativos do Município de São Paulo.

7. RESULTADOS E DISCUSSÃO

7.1. Distribuição espacial das tipologias de assentamento urbano

A distribuição espacial do percentual de assentamento precário por UDH, segundo as tipologias reconhecidas pela SEHAB-PMSP, pode ser visualizada na Figura 7. Os cortiços estão concentrados na área central do município, mais especificamente nos Distritos Administrativos de Bela Vista, Liberdade, República, Sé, Cambuci, Brás, Consolação, Santa Cecília, Bom Retiro, Pari, Belém, Mooca, Tatuapé, Água Rasa e Perdizes. De modo contrário, as demais tipologias de assentamento precário se distribuem de forma mais heterogênea no território e a sua ausência é mais evidente na área central, nos distritos onde são observados os cortiços, bem como nos distritos de Alto de Pinheiros, Pinheiros, Jardim Paulista, Vila Mariana, Saúde, Moema e Itaim Bibi.

A classificação das UDHs nas tipologias de assentamento urbano predominantes (tipologias de assentamento precário e cidade formal) é apresentada na Figura 8. A metodologia utilizada para a determinação da tipologia predominante por UDH levou à identificação de 743 unidades de “cidade formal”, 429 unidades de “loteamento irregular”, 324 unidades de “favela”, 68 unidades de “núcleo urbanizado” e 29 unidades de “cortiço”. Ressalta-se que uma das limitações da abordagem utilizada é que esta não considera a verticalização dos assentamentos precários, dado a sua complexidade de obtenção. Devido às dimensões restritas dos lotes, o adensamento nas favelas tem ocorrido principalmente através da verticalização. Apesar de dados da Leitura Territorial do Censo de 2010 indicarem que, no Brasil, a maioria dos domicílios das favelas eram térreos (64,57%), no Município de São Paulo 69,52% dos domicílios apresentavam mais de um pavimento (PASTERNAK; D’OTTAVIANO, 2016).

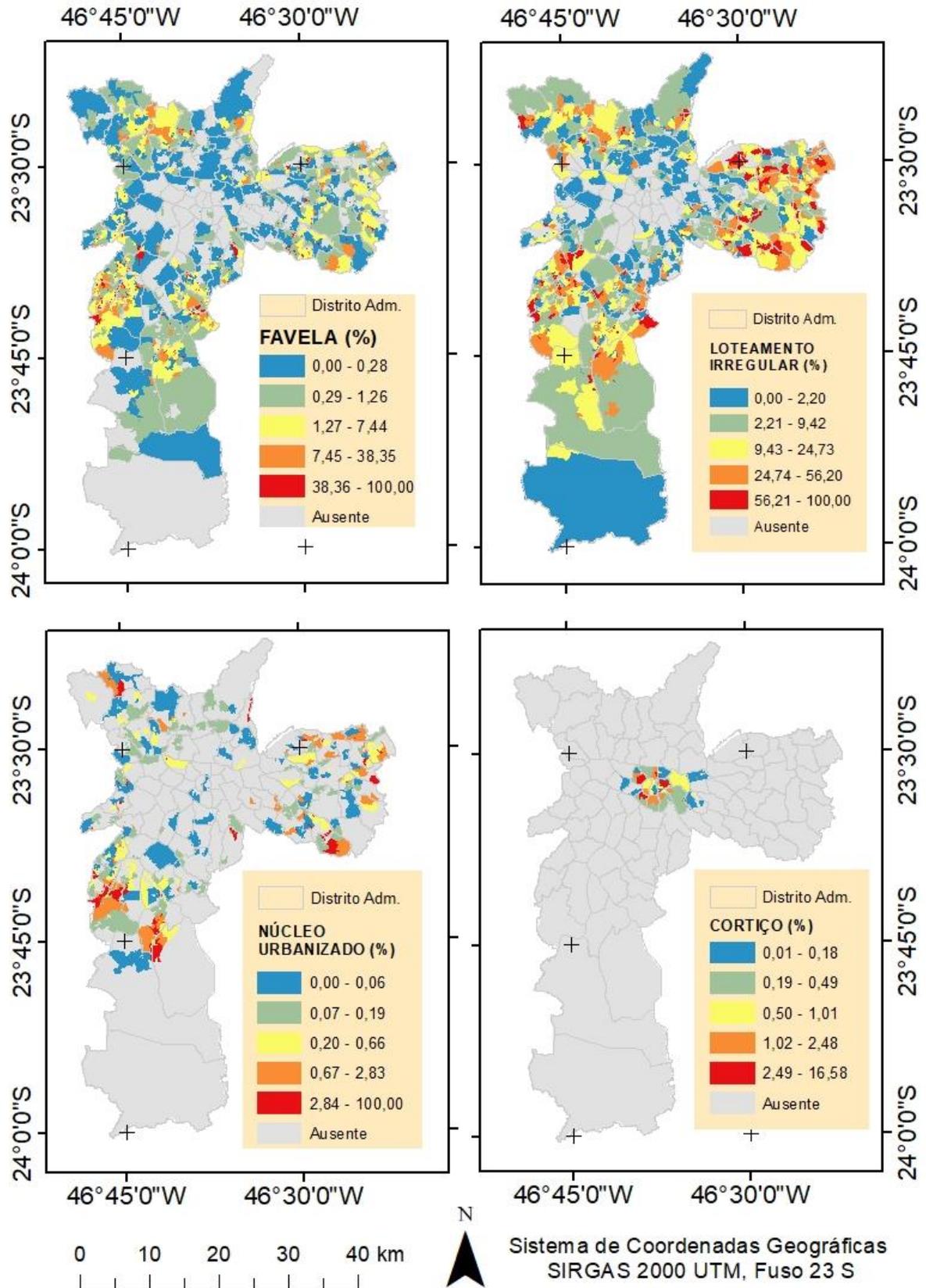


Figura 7: Distribuição espacial do percentual das tipologias de assentamento precário reconhecidas pela Prefeitura Municipal de São Paulo, segundo a classificação por quintis de valores.

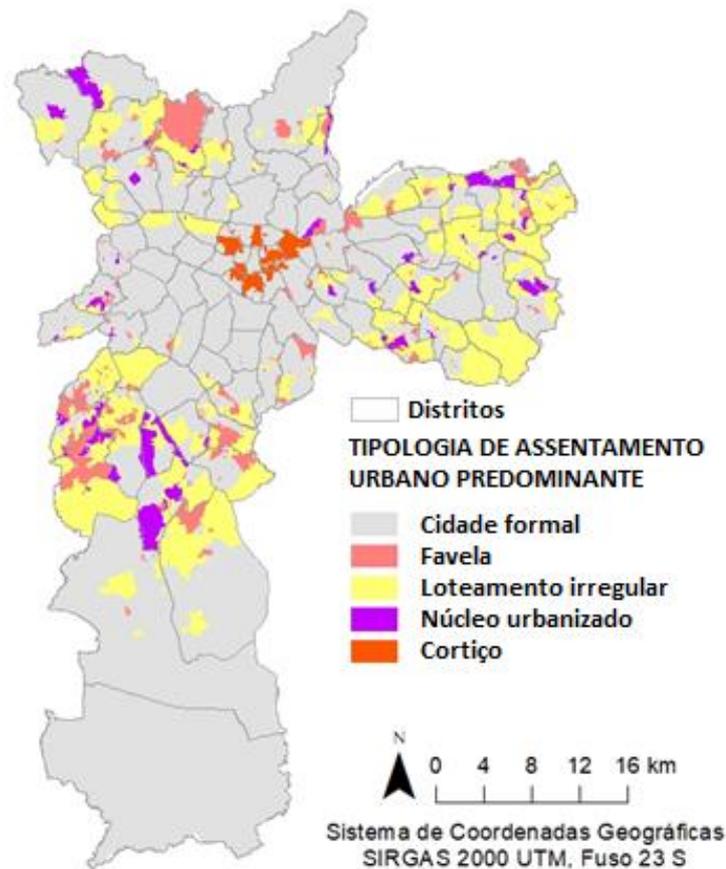


Figura 8: Classificação das UDHs segundo a tipologia de assentamento urbano predominante.

7.2. Os índices ISOC, IAMB e ISA

Após a aplicação de todas as etapas de Análise de Componentes Principais (ACPs), 6 variáveis representaram a principal variância do conjunto de dados socioeconômicos e outras 6 variáveis representaram a vulnerabilidade do ambiente. A pontuação das variáveis nos índices ISOC e IAMB são apresentadas nas Tabela 1 e Tabela 2, respectivamente.

Para o ISOC, a dimensão “escolaridade” apresentou o maior peso modular (0,238), seguida pelas dimensões “pobreza” (0,227), “renda” (0,218), “mobilidade” (0,202), “riqueza” (0,188) e “segregação” (0,148) (Tabela 1). Para o IAMB, a dimensão “habitação” recebeu um peso 2,3 vezes superior à dimensão “infraestrutura de serviços urbanos e meio ambiente”. Quatro variáveis foram retidas na primeira dimensão, enquanto apenas o risco geológico e a presença de calçada foram retidos na última (Tabela 2).

É importante destacar que apenas as variáveis de poluição do ar, risco geológico e arborização urbana não foram coletadas de forma padronizada pelo Censo Demográfico. Dentre essas três variáveis, apenas o risco geológico foi mantido no IAMB após a redução das variáveis por meio de ACP. Tipicamente, no contexto das cidades brasileiras, as áreas de risco geológico e os assentamentos precários coincidem espacialmente (BRUECKNER; MATION; NADALIN, 2019). As relações entre os assentamentos precários e a poluição do ar ou a arborização, por outro lado, parecem mais complexas. Em Ribeiro, de Fátima de Pina e Mitchell (2015), as exposições ambientais com alta variabilidade espacial, por exemplo a exposição aos espaços verdes e à poluição, não foram capturadas na escala dos municípios portugueses. No presente estudo, embora as variáveis relacionadas a esses fatores tenham sido representadas em unidades de análise de resolução intraurbana, estas exerceram um papel secundário na explicação da variância dos dados de “infraestrutura de serviços urbanos e meio ambiente” e, portanto, não foram retidas nos índices. Romero-Lankao, Qin, Borbor-Cordova (2013) chamam a atenção para a maior independência dos fatores ambientais aos limites físicos e às distinções sociais. Isto ajuda a explicar a menor concordância entre os profissionais da área da saúde sobre a relevância dos indicadores do ambiente físico para os estudos na área, em comparação à relevância atribuída aos indicadores socioeconômicos, conforme demonstrado em Freitas *et al.* (2018). Não é de se estranhar, portanto, que o contexto do ambiente físico tenha sido negligenciado, em sua maior parte, pelos estudos na área da saúde (RIBEIRO; DE FÁTIMA DE PINA; MITCHELL, 2015).

Tabela 1: Pontuação das variáveis na primeira componente da última ACP aplicada para fins de determinação do ISOC.

Dimensão	Variável – Descrição	Peso
<i>Escolaridade</i>	FUND18M – Percentual da população de 18 anos ou mais com fundamental completo, em qualquer uma de suas modalidades (regular seriado, não seriado, Ensino de Jovens e Adultos ou supletivo).	0,238
<i>Pobreza</i>	PPOB – Percentual de indivíduos que vivem em domicílios particulares permanentes com renda domiciliar <i>per capita</i> igual ou inferior a R\$ 255,00 mensais, equivalente a 1/2 salário-mínimo em 2010.	-0,227
<i>Renda</i>	RENDA – Valor da renda nominal média das pessoas de 10 ou mais anos de idade com rendimento.	0,218
<i>Mobilidade</i>	OCUPDESLOC – Razão entre as pessoas, com 10 anos ou mais de idade, que vivem em domicílios particulares permanentes vulneráveis à pobreza (com renda <i>per capita</i> inferior a 1/2 salário-mínimo de agosto de 2010) e gastam mais de uma hora em deslocamento até o local de trabalho, e o total de pessoas ocupadas, multiplicada por 100.	-0,202
<i>Riqueza</i>	SM10MAIS – Percentual de domicílios particulares com rendimento nominal mensal domiciliar <i>per capita</i> de mais de 10 salários-mínimos.	0,188
<i>Segregação</i>	R2040 – Razão entre a renda média domiciliar <i>per capita</i> dos indivíduos 20% mais ricos e 40% mais pobres que vivem em domicílios particulares permanentes.	0,148

Tabela 2: Pontuação das variáveis na primeira componente da última ACP aplicada para fins de determinação do IAMB.

Dimensão	Variável – Descrição	Peso
<i>Habitação</i>	HAB_ESGOTO – Percentual de domicílios particulares permanentes com banheiro de uso exclusivo, mas sem esgotamento sanitário via rede geral de esgoto ou pluvial.	0,328
	HAB_PAREDE – Percentual da população residente nos domicílios particulares permanentes cujas paredes não são de alvenaria ou de madeira aparelhada.	0,300
	HAB_CACAMBA – Percentual de domicílios particulares permanentes com lixo coletado em caçamba de serviço de limpeza.	0,250
	HAB_OCUPACAO – Percentual de domicílios particulares permanentes cedidos por empregador ou em outra condição de ocupação (não são próprios e nem alugados).	0,241
<i>Infraestrutura de serviços urbanos e meio ambiente</i>	IR_NUM – Índice de risco de movimentos de massa.	0,257
	CALCADA – Percentual de domicílios particulares permanentes sem calçada no entorno.	0,229

7.2.1. Validade do conteúdo dos índices

O ISOC e IAMB apresentaram consistência interna aceitável (Alfa de Cronbach de 0,72 e 0,67, respectivamente) (TABER, 2018). Normalmente, coeficientes alfa mais próximos de 1 apontam para uma maior homogeneidade das variáveis do índice. Conforme apresentado na Tabela 3, a exclusão da dimensão “segregação” permitiria um conteúdo ainda mais robusto para o ISOC, levando a um valor de $\alpha = 0,91$. No entanto, em decorrência da importância conceitual da segregação para os estudos de vulnerabilidade social, optou-se pela sua manutenção.

A segregação residencial, especialmente quando caracterizada por um senso elevado de “outro”, pode levar a problemas de saúde mental (FRENCH, 2009; MAGUIRE; FRENCH; O'REILLY, 2016) e perpetrar disparidades raciais nos resultados de saúde (KRAMER; HOGUE, 2009). Na criação e aplicação do GeoSES por Barrozo *et al.* (2020a), a segregação foi uma importante variável discriminante das condições socioeconômicas na escala intramunicipal das capitais brasileiras. Todavia, Barrozo *et al.* (2020a) observaram que poucos estudos brasileiros analisaram a segregação residencial com o intuito de explicar os resultados em saúde.

Tabela 3: Alfa de Cronbach (α) se cada uma das variáveis fosse excluída dos índices ISOC e IAMB.

ISOC		IAMB	
Variável – Dimensão	α	Variável – Dimensão	α
RENDA – Renda	0,63	IR_NUM – Infraestrutura de serviços urbanos e meio ambiente	0,64
SM10MAIS – Riqueza	0,66	CALCADA – Infraestrutura de serviços urbanos e meio ambiente	0,65
FUND18M – Escolaridade	0,55	HAB_PAREDE – Habitação	0,60
OCUPDESLOC – Mobilidade	0,60	HAB_CACAMBA – Habitação	0,64
PPOB – Pobreza	0,56	HAB_ESGOTO – Habitação	0,57
R2040 – Segregação	0,91	HAB_OCUPACAO – Habitação	0,65

7.2.2. Validade do construto dos índices

O ISA apresentou forte validade de construto, o que é evidenciado pela sua alta correlação com os índices IDH-M, GeoSES e IBEU ($r > 0,8$, $p < 0,05$), conforme verificado na matriz de correlação entre os índices propostos e os índices externos, apresentada na Tabela 4. As pontuações do ISOC apresentaram forte associação com o IDH-M [$r(1591) = 0,95$, $p < 0,05$] e com o GeoSES [$r(308) = 0,92$, $p < 0,05$], o que reforça a sua identidade e validade como medida socioeconômica. De modo contrário, entre os índices externos, o IAMB apresentou a correlação mais alta com o IBEU [$r(308) = 0,64$, $p < 0,05$] o que, por sua vez, reforça a sua identidade e validade como um indicador síntese das condições do ambiente urbano.

Apesar da forte correlação encontrada entre o ISOC, o ISA e os índices externos IDH-M e GeoSES, os índices não são redundantes. A forte correlação entre o ISOC e o GeoSES era esperada, dado a grande compatibilidade entre as dimensões conceituais de análise e ao fato de ambos terem sido criados a partir de informações do Censo de 2010. Todavia, enquanto o GeoSES surgiu como uma alternativa ao uso do IDH-M nos estudos nacionais de saúde, possibilitando a exclusão da redundância gerada pela dimensão da longevidade presente no último, o ISOC possibilita o aumento da resolução das pontuações do contexto socioeconômico no município. O ISA, por sua vez, fornece informações sobre a habitação e o contexto do ambiente do seu entorno, as quais não são contempladas pelos índices IDH-M e GeoSES.

A representação visual comparativa entre o ISOC, calculado neste estudo, e o GeoSES de Barrozo *et al.* (2020a), apresentada na Figura 9, evidencia a forte correlação entre os dois índices e o maior detalhamento da informação possibilitado pelo ISOC, sobretudo nas áreas com forte concentração de assentamentos precários. Na Figura 9, as condições de maior vulnerabilidade estão representadas em vermelho, e as de menor, em azul.

Tabela 4: Matriz de correlação de *Pearson* entre os índices criados e índices anteriormente validados.

	ISOC	IAMB	ISA	IDH-M	GeoSES	IBEU
ISOC	1					
IAMB	0,530	1				
ISA	0,887	0,862	1			
IDH-M	0,952	0,586	0,888	1		
GeoSES	0,923*	0,522*	0,870*	0,904*	1	
IBEU	0,777*	0,638*	0,805*	0,801*	0,866*	1

As correlações são significativas no nível 0,05 (teste bicaudal). *As correlações foram realizadas na Área de Ponderação, após agregação dos dados pela média das UDHS.

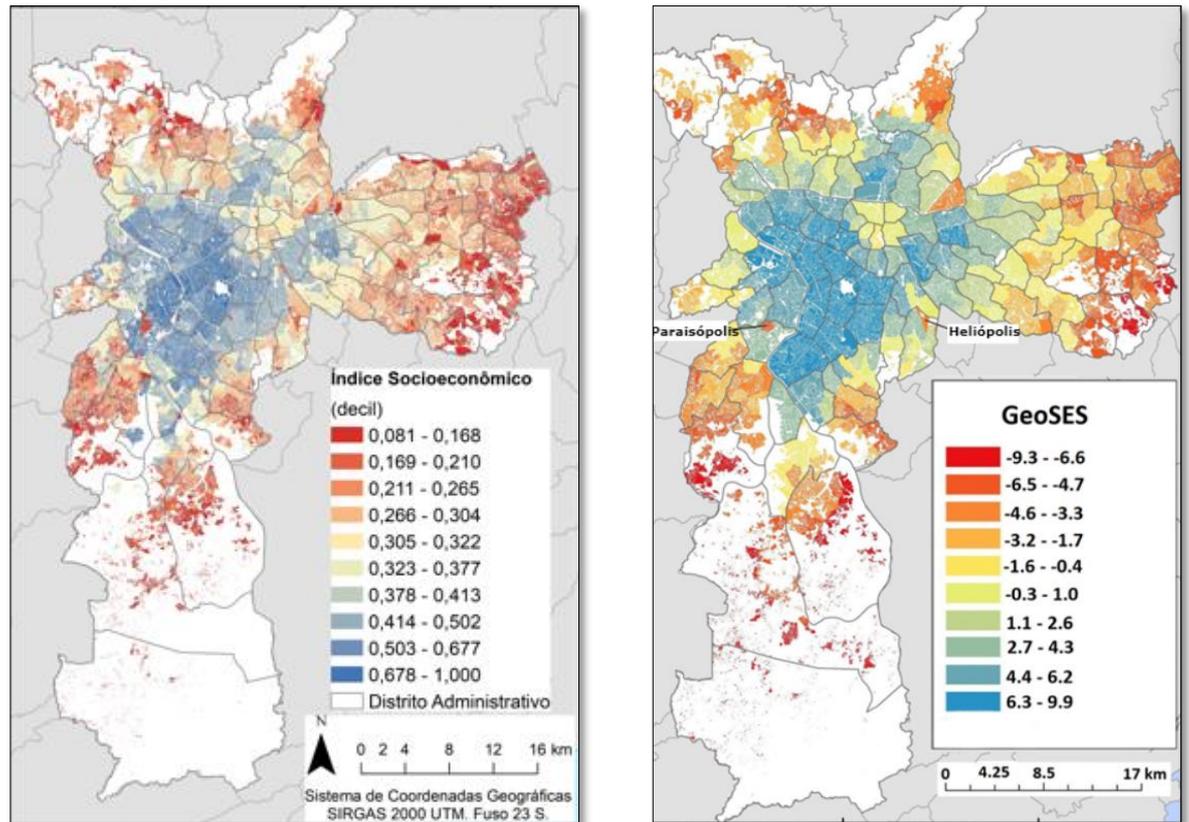


Figura 9: Comparação visual entre o ISOC e o Índice GeoSES de Barrozo *et al.* (2020a).

7.2.3. O contexto socioambiental na cidade

As distribuições espaciais das variáveis retidas no ISOC e no IAMB são apresentadas nas Figuras 10 e 11, respectivamente. De modo geral, à exceção da variável representativa da dimensão segregação, todas as demais variáveis do ISOC apresentaram as condições de maior vulnerabilidade na periferia, e as de menor vulnerabilidade em áreas mais centrais do município, sobretudo no quadrante do Sudoeste – relativamente ao centro histórico de São Paulo. Para a dimensão segregação, foi observado que, na maior parte das unidades localizadas no quadrante Sudoeste, os 20% mais ricos tiveram rendimentos que superaram em 8 vezes ou mais os rendimentos dos 40% mais pobres. Nesses locais, os cenários de maior segregação resultaram, sobretudo, da maior concentração de riqueza. No geral, o padrão centro-periferia é um pouco menos evidente entre as variáveis de IAMB, sobretudo no caso das variáveis relacionadas ao baixo padrão construtivo das paredes, à coleta de lixo por meio de caçamba e à ocupação de domicílios que não são próprios e nem alugados.

Destaca-se ainda que a variável relacionada à coleta de esgoto (HAB_ESGOTO) apresentou o maior potencial explicativo entre as condições da moradia e do seu entorno, o que é

constatado pelo seu maior peso no IAMB. Entre as variáveis do IAMB, esta variável e a variável relacionada à ausência de calçadas nos domicílios apresentaram uma maior correspondência ao padrão centro-periferia – também expressado pelas variáveis do contexto socioeconômico. Segundo Barrozo (2018), a coleta de esgoto foi amplamente melhorada na cidade, sendo que hoje é praticamente universal. Nesse sentido, apesar da evolução do indicador no Município de São Paulo, os resultados sugerem que mesmo uma pequena variação absoluta de um indicador pode ser capaz de representar uma grande parte da variância do contexto do ambiente entre pequenas áreas intraurbanas.

Por sua vez, as distribuições espaciais para o ISOC, IAMB e ISA foram representadas em decis nas Figuras 12, 13 e 14, respectivamente. Os seus valores também foram representados em desvio padrão nas Figuras 15, 16 e 17, respectivamente, para a facilidade de identificação dos locais que mais destoaram da média. Nas representações dos índices, os valores mais baixos foram representados pelas cores mais quentes e denotam os piores contextos de vulnerabilidade.

Na Figura 12 fica evidente o contraste entre os melhores valores para o ISOC no centro da cidade e os piores na periferia, embora tenham sido identificadas algumas pequenas áreas de alta vulnerabilidade dentro de áreas mais amplas de melhor contexto socioeconômico. O IAMB também apresentou os piores resultados na periferia, mas o seu padrão espacial foi mais heterogêneo no município, como pode ser verificado pela comparação entre as Figuras 12 e 13. A distribuição espacial do ISA, por sua vez, aproxima-se ao padrão centro-periferia observado para o ISOC (Figura 14).

O declínio socioeconômico em direção à periferia e as melhores condições de vida no centro e no quadrante Sudoeste têm sido observados, no Município de São Paulo, há mais de quatro décadas (BERMUDI *et al.*, 2020; BARROZO *et al.*, 2020a; KAUP *et al.*, 2015; UN-Habitat, 2010b; SPOSATI, 1996). Este padrão espacial já havia sido discutido no relatório intitulado “São Paulo: *a tale of two cities*”, elaborado pela UN-Habitat (2010b):

Um rápido processo de desenvolvimento da periferia continuou durante a década de 1980, levando à criação de dois espaços sociais distintos, diferenciados geograficamente e economicamente: um conto de duas cidades. Os trabalhadores de classe baixa foram empurrados para a periferia subdesenvolvida, enquanto as classes média e alta desfrutaram dos serviços bem desenvolvidos de algumas partes do centro da cidade, bem como do exclusivo “quadrante Sudoeste” (UN-HABITAT, 2010b, p.16, tradução nossa).

O padrão centro-periferia também é bastante comum em muitas outras cidades do mundo. Em uma revisão sistemática de outras revisões que abrangeram os determinantes da

saúde em assentamentos precários, ou intervenções que visassem a melhoria da saúde dos moradores desses locais, Ezeh *et al.* (2017) observam que:

Os assentamentos precários são geralmente formados perto de áreas onde há trabalho disponível. As pressões populacionais fazem com que os assentamentos precários sejam empurrados para cima (ou seja, andares são adicionados às habitações) e para fora. A competição por áreas próximas aos locais de trabalho causa inflação nos aluguéis e nos preços da terra, de modo que os proprietários nas localizações centrais podem acabar bastante ricos, enquanto os da periferia tornam-se progressivamente desfavorecidos (EZEH *et al.*, 2017, p.551, tradução nossa).

Uma vez que o padrão espacial do contexto socioeconômico se mostrou mais alinhado com o padrão centro-periferia, enquanto o contexto do ambiente foi mais heterogêneo no município, a inclusão do último é de grande importância para buscar compreender a distribuição social na cidade. Enquanto a segregação centro-periferia é evidente no Município de São Paulo, Marques (2014) ressalta que o mesmo pode ser afirmado sobre a crescente heterogeneidade social, sobretudo nas áreas periféricas e intermediárias da cidade.

Por possibilitarem a diferenciação das condições socioeconômicas e do ambiente com grande resolução espacial, inclusive dentro de bairros, os índices ISOC, IAMB e ISA podem vir a ser ferramentas úteis para o desenvolvimento de estudos multiescalares que busquem compreender os mecanismos que influenciam as associações entre a vulnerabilidade social e a saúde. Os estudos multiescalares integram processos que ocorrem em diferentes escalas espaciais. Segundo Petrović, Manley e Van Ham (2021), as estruturas econômicas regionais e as condições do mercado de trabalho influenciam a população em uma escala espacial diferente da escala em que se estabelecem as redes sociais, por exemplo. Alguns poucos estudos visaram avaliar os efeitos de indicadores de privação socioeconômica na saúde entre diferentes escalas espaciais (CHEN; TRUONG, 2012; DUREVALL; LINDSKOG, 2012). Petrović, Manley e Van Ham (2021) atribuem o fato à falta de dados para pequenas áreas, por exemplo os bairros, e ao elevado custo operacional dos estudos com grandes quantidades de unidades espaciais de análise.

Destaca-se, ainda, que a definição dos limites dos bairros pode ser arbitrária e tem influência direta nas associações entre as condições de vulnerabilidade socioambiental e a saúde. Segundo Martínez e Guevel (2013), as divisões definidas pelos governos para fins administrativos são comumente utilizadas em pesquisas científicas, todavia muitas vezes essas unidades são internamente heterogêneas, mascarando a identidade e organização social dos seus moradores. As unidades espaciais utilizadas no presente estudo, além de terem possibili-

tado a apresentação dos resultados com alta resolução espacial, garantiram a homogeneidade interna das características socioeconômicas.

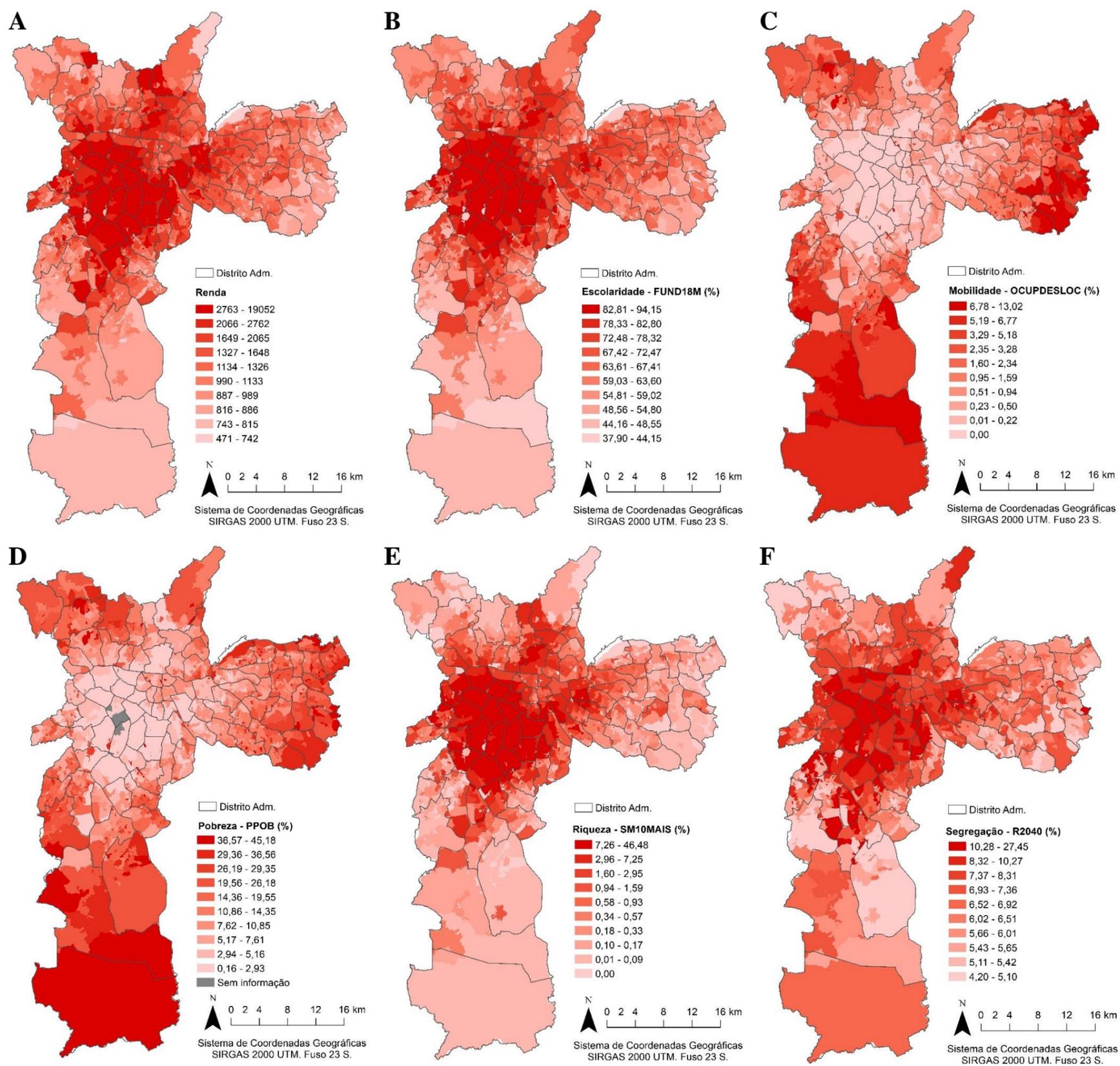


Figura 10: Distribuição espacial das variáveis/dimensões do ISOC em decis de valores: Renda (A), Escolaridade – FUND18M (B), Mobilidade – OCUPDESLOC (C), Pobreza – PPOB (D), Riqueza – SM10MAIS (E) e Segregação – R2040 (F).

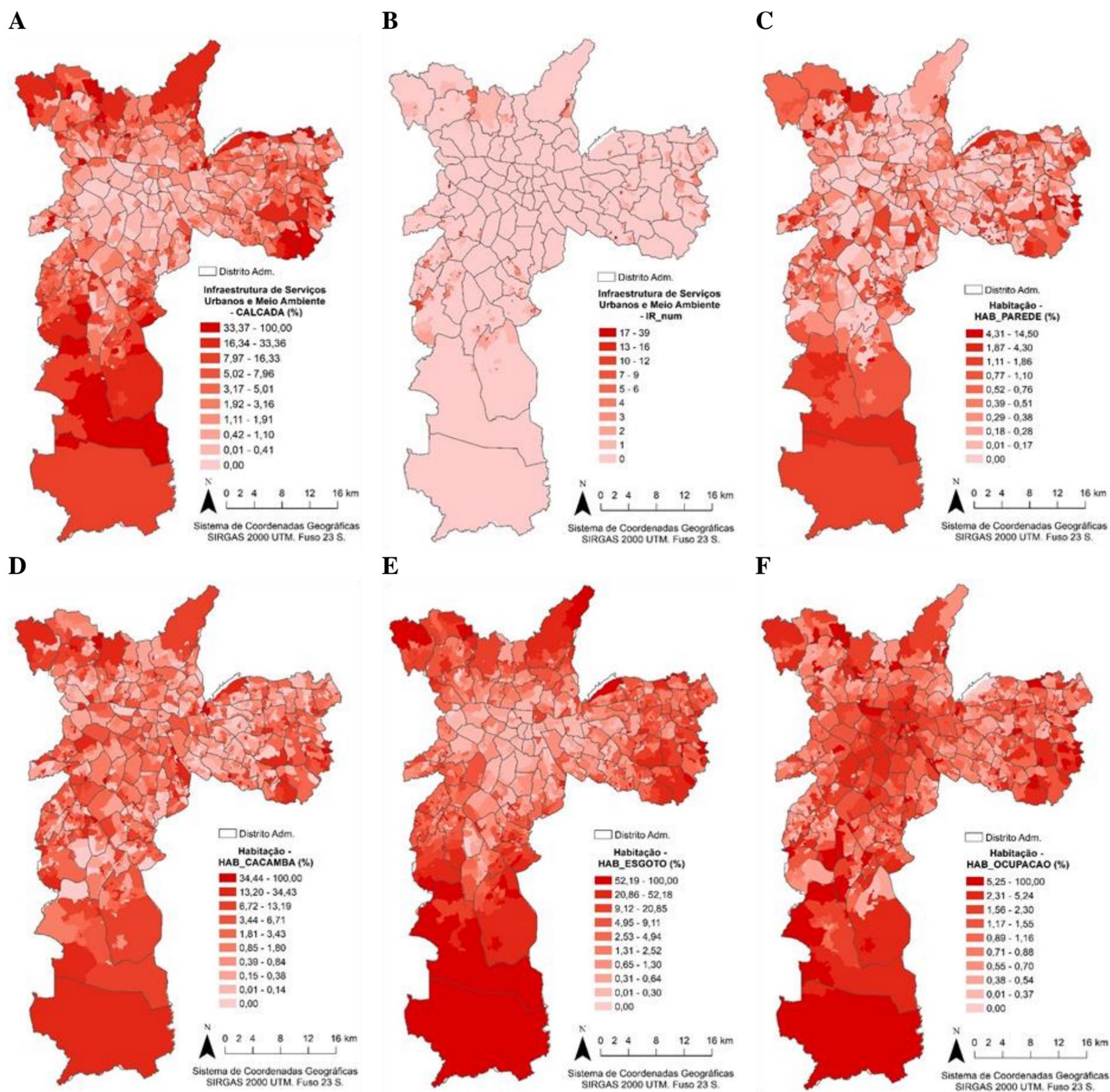


Figura 11: Distribuição espacial das variáveis do IAMB em decis de valores: CALCADA (A), IR_NUM, (B), HAB_PAREDE (C), HAB_CACAMBA (D), HAB_ESGOTO (E) e HAB_OCUPACAO (F).

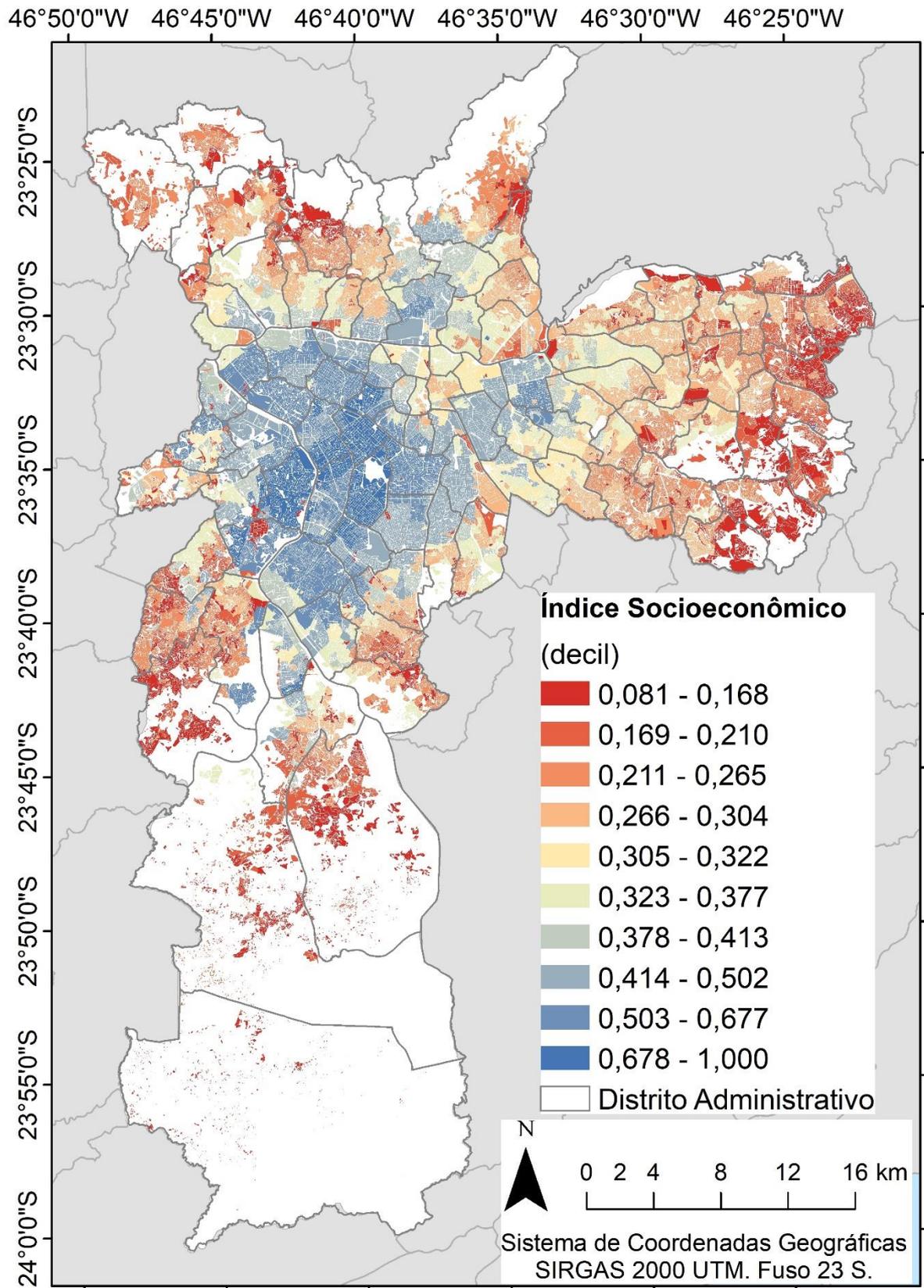


Figura 12: Distribuição espacial do Índice Socioeconômico (ISOC) em decis dos valores.

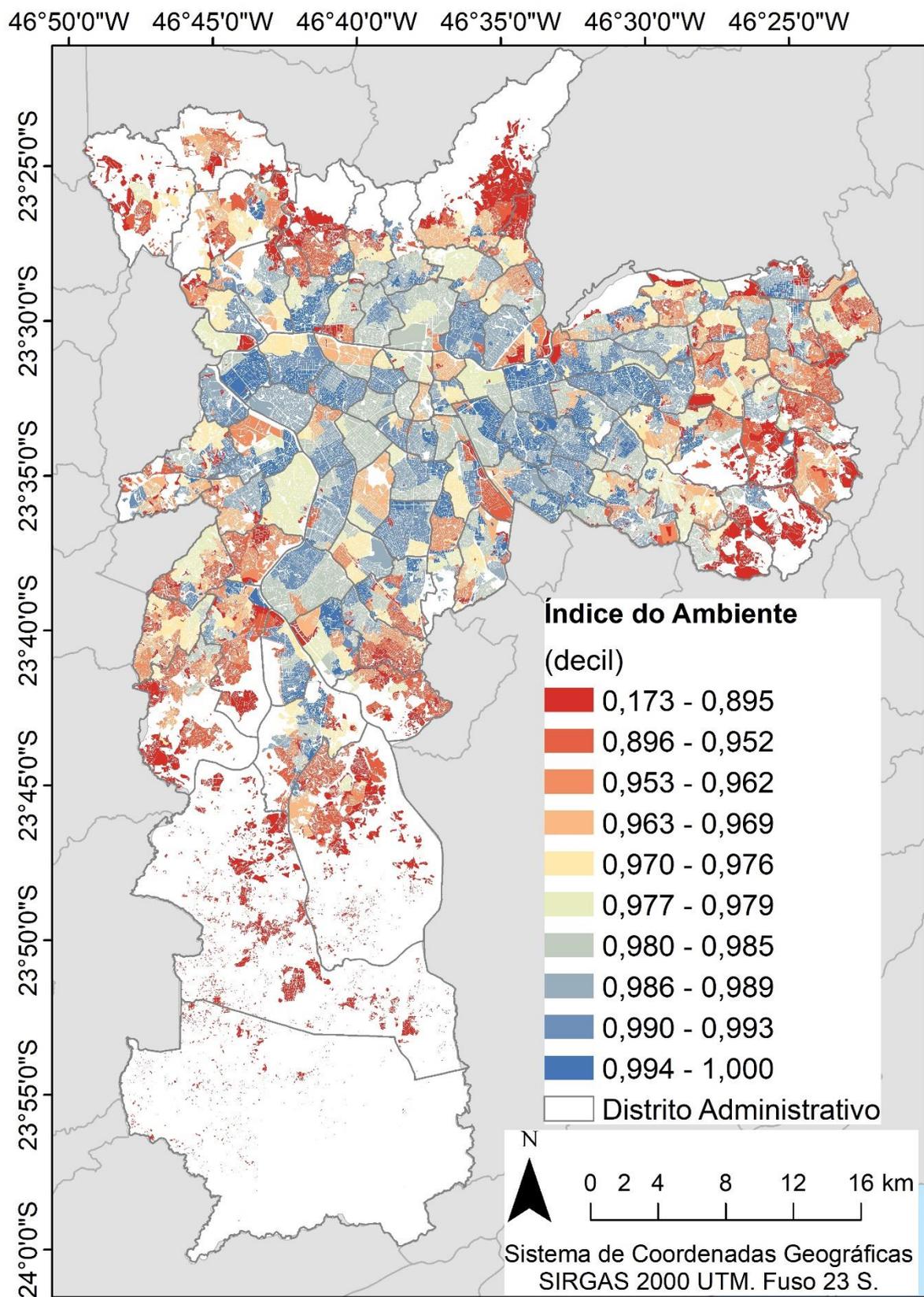


Figura 13: Distribuição espacial do Índice do Ambiente (IAMB) em decis dos valores.

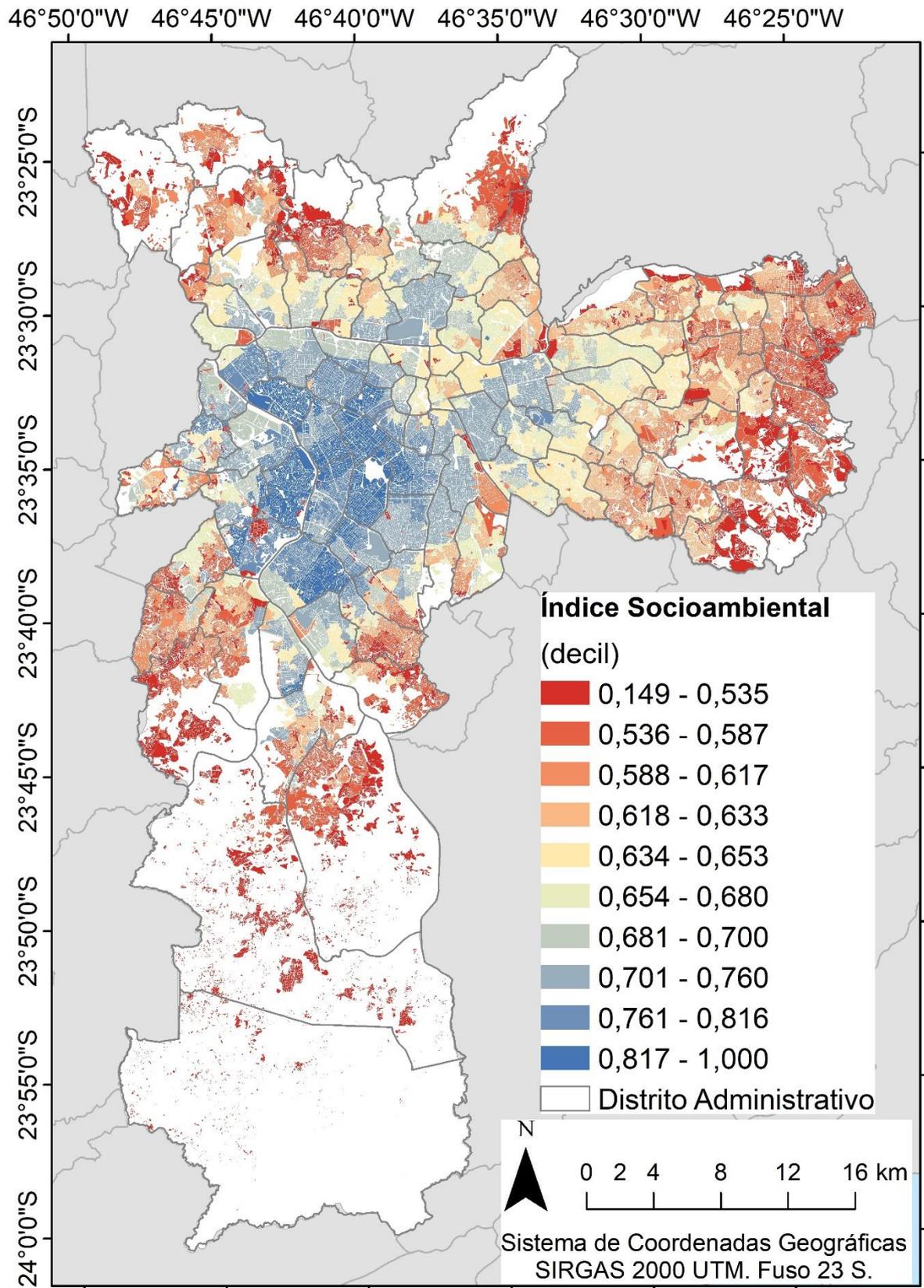


Figura 14: Distribuição espacial do Índice Socioambiental (ISA) em decis dos valores.

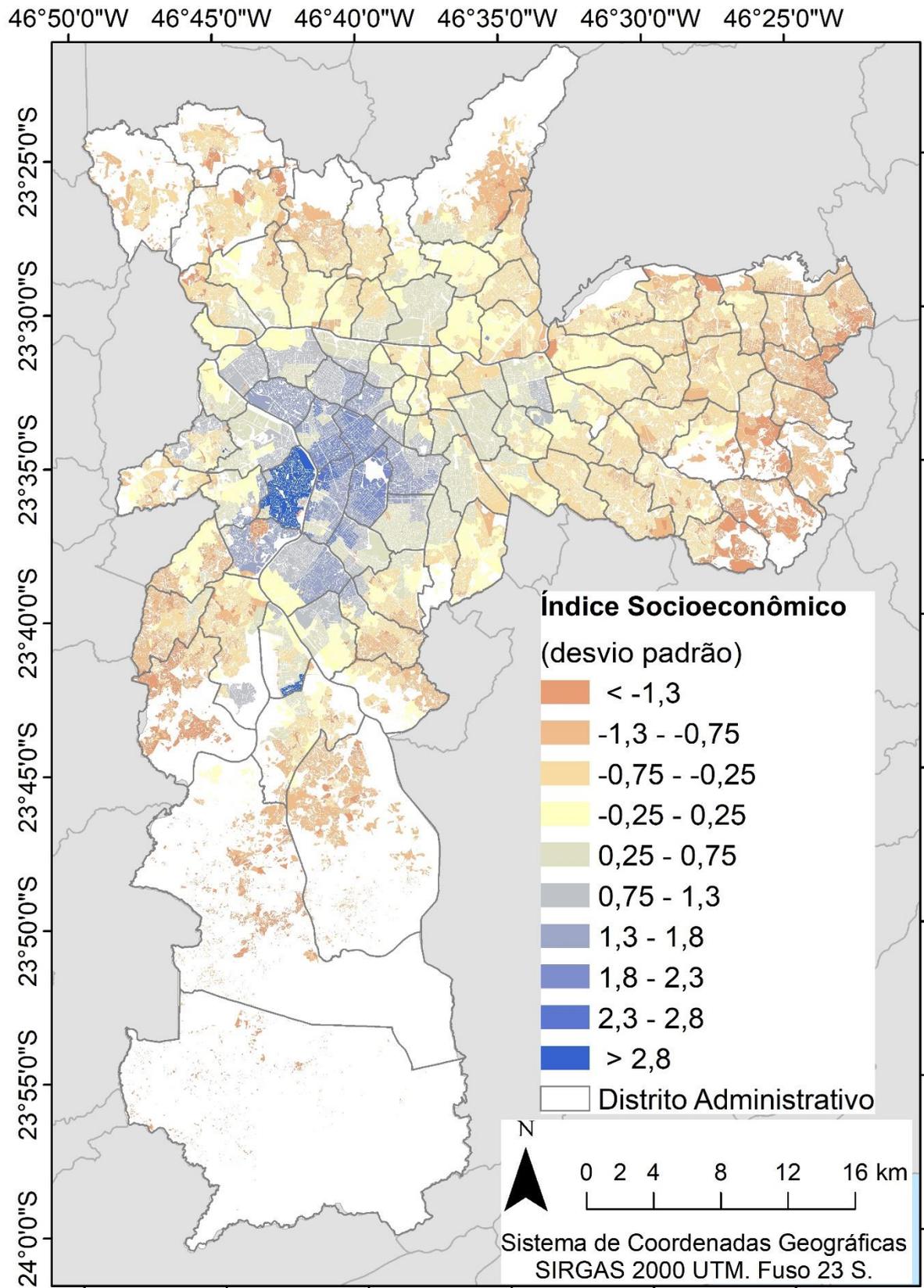


Figura 15: Distribuição espacial do Índice Socioeconômico (ISOC) em desvio padrão.

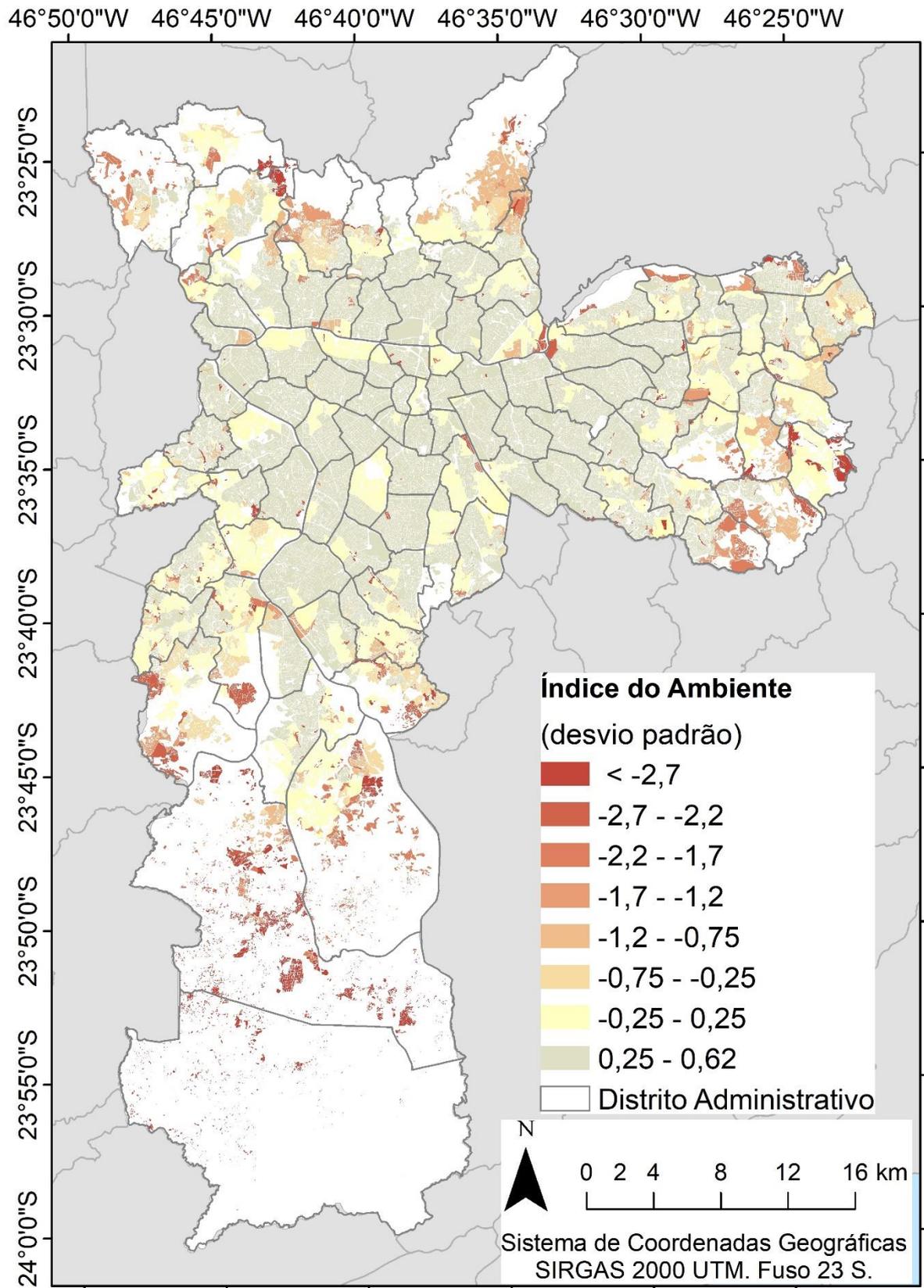


Figura 16: Distribuição espacial do Índice do Ambiente (IAMB) em desvio padrão.

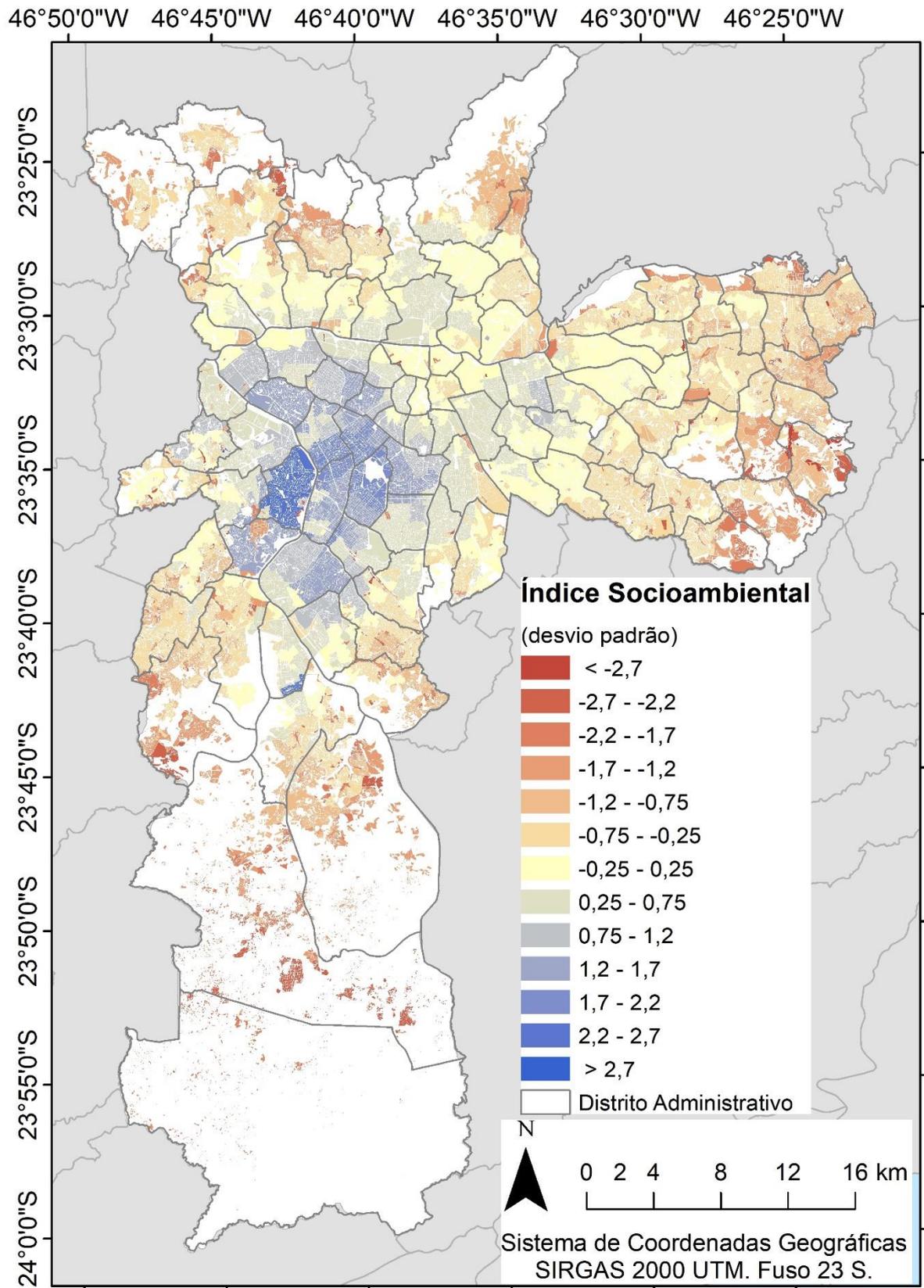


Figura 17: Distribuição espacial do Índice Socioambiental (ISA) em desvio padrão.

Os resultados de autocorrelação global das variáveis dos índices ISOC e IAMB, medida pelo coeficiente I. de Moran, indicou uma maior dependência espacial das variáveis socioeconômicas, comparativamente às variáveis do contexto do ambiente da moradia e do seu entorno (Tabela 5). Este resultado sugere que os fatores ou mecanismos que promovem os padrões espaciais das condições da moradia e do seu entorno podem ser mais difusos e, portanto, mais difíceis de serem compreendidos, do que aqueles que exercem maior influência nas condições socioeconômicas.

Autocorrelações espaciais significativas foram observadas para os resultados dos índices, o que significa que os padrões espaciais resultantes não são aleatórios e, portanto, podem ser explicados por um ou mais indicadores. No caso dos índices ISOC, IAMB e ISA, o coeficiente I. de Moran para autocorrelação global foi de 0,24, 0,04 e 0,13 para $p < 0,001$, respectivamente. Embora fracos, os padrões espaciais observados são significativos. Para fins de comparação, Barrozo (2018) obteve, para o IndexSES criado para as áreas de ponderação do Município de São Paulo, um I. de Moran global de 0,64, considerando $p < 0,001$. O IndexSES é um antecessor do GeoSES de Barrozo (2020a), para o qual foram utilizadas variáveis socioeconômicas correspondentes aos grupos: I) renda, II) pobreza, III) riqueza, IV) educação, V) privação material e social, VI) aspectos culturais e VII) mobilidade. Uma vez que os grupos de variáveis selecionados para o IndexSES são relativamente similares às dimensões definidas para o ISOC, é provável que a maior dependência espacial observada para o IndexSES, comparativamente à observada para o ISOC, seja decorrente do aumento da resolução das unidades espaciais de análise proporcionada pelo novo índice, o qual possibilita um maior contraste das condições socioeconômicas no território. Embora a dependência espacial do ISOC não seja tão evidente quanto a do IndexSES, esta é significativa e pode ser percebida com maior nitidez nos resultados do teste Moran local, apresentados na Figura 18 para os três índices.

Os resultados do teste Moran local mostram os agrupamentos espaciais significativos ($p < 0,05$) das unidades com valores significativamente altos ou baixos e que estão circundadas por outras unidades com valores significativamente altos ou baixos. Na Figura 18, o agrupamento espacial de valores alto-baixo – composto por unidades espaciais de valores elevados e circundadas por outras unidades de valores baixos – manifesta-se como um cinturão no caso do ISOC e, sobretudo, no caso do ISA, separando as melhores condições centrais daquelas de maior vulnerabilidade das áreas periféricas da cidade.

Tabela 5: Coeficiente I. de Moran para autocorrelação global para as variáveis de ISOC e IAMB.

ISOC		IAMB	
Variável	I. de Moran global	Variável	I. de Moran global
RENDA	0,16*	CALCADA	0,03*
FUND18M	0,14*	IR_NUM	0,03*
OCUPDESLOC	0,21*	HAB_PAREDE	0,03*
PPOB	0,16*	HAB_CACAMBA	0,03*
SM10MAIS	0,22*	HAB_ESGOTO	0,06*
R2020	0,13*	HAB_OCUPACAO	0,00**

* valor significativo para $p < 0,001$

** o valor não é significativo para $p < 0,001$ e $p < 0,05$

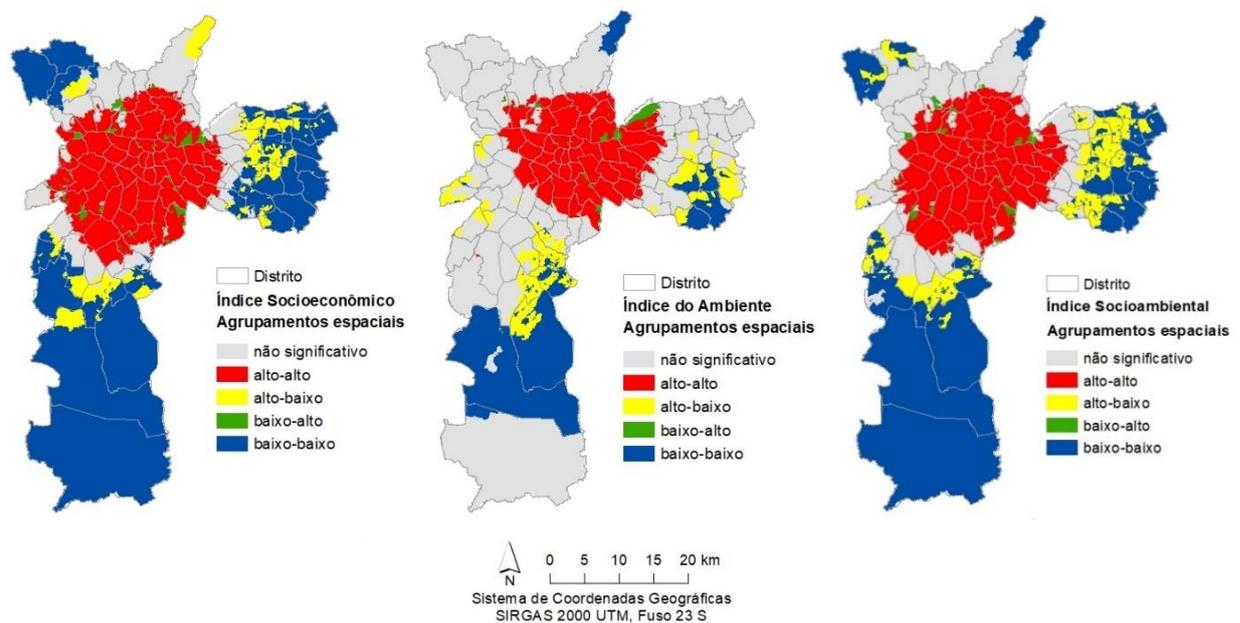


Figura 18: Resultados do teste de Moran local para os Índices Socioeconômico (ISOC), do Ambiente (IAMB) e Socioambiental (ISA).

7.2.4. O contexto socioambiental nas diferentes tipologias de assentamentos urbanos da cidade

As estatísticas descritivas para o ISOC, IAMB e ISA nas diferentes tipologias de assentamento urbano (tipologias de assentamento precário e cidade formal) estão representadas através de diagrama de caixas na Figura 19. O diagrama de caixa fornece as informações sobre os valores mínimo e máximo em lados opostos da haste vertical (desconsiderando-se os valores discrepantes extremos); os percentis 25, 50 (mediana) e 75, representados pelas três

linhas horizontais dos retângulos, e os possíveis valores discrepantes extremos (*outliers*), denotados pelos círculos e asteriscos. Os diagramas de caixa apresentados também possibilitam gerar conclusões sobre a dispersão e assimetria dos dados, as quais podem ser identificadas pelo intervalo interquartil e pela proximidade da mediana aos quartis adjacentes, respectivamente. Quando a linha da mediana está próxima ao percentil 25 (base do retângulo), os dados são assimétricos positivos e quando a posição da linha da mediana se aproxima do percentil 75 (topo do retângulo), os dados são assimétricos negativos.

Em termos gerais, o que se sobressai nos diagramas de caixa é a pior posição das favelas, as quais apresentaram os valores mais baixos de mediana para todos os índices. No outro extremo está a cidade formal, que apresentou a melhor posição para os três índices, imediatamente seguida pelos cortiços. Os loteamentos irregulares e os núcleos urbanizados, por sua vez, apresentaram valores intermediários, com medianas aproximadamente iguais, independentemente do índice analisado.

Ao contrário das demais tipologias, as favelas apresentaram uma maior dispersão das pontuações do IAMB, comparativamente às do ISOC. Esse resultado sozinho já é um forte indicativo da necessidade de incorporação de dados sobre a moradia e o seu ambiente de entorno para o entendimento da vulnerabilidade na favela – a tipologia de assentamento precário mais vulnerável no Município de São Paulo. Também chama a atenção a baixíssima dispersão das características do ambiente encontrada na cidade formal e nos cortiços – as tipologias menos vulneráveis segundo os três índices. A proximidade dos valores dos índices, observada para as áreas com predomínio de cortiços e de cidade formal, pode ser reflexo da maior proximidade espacial entre essas áreas.

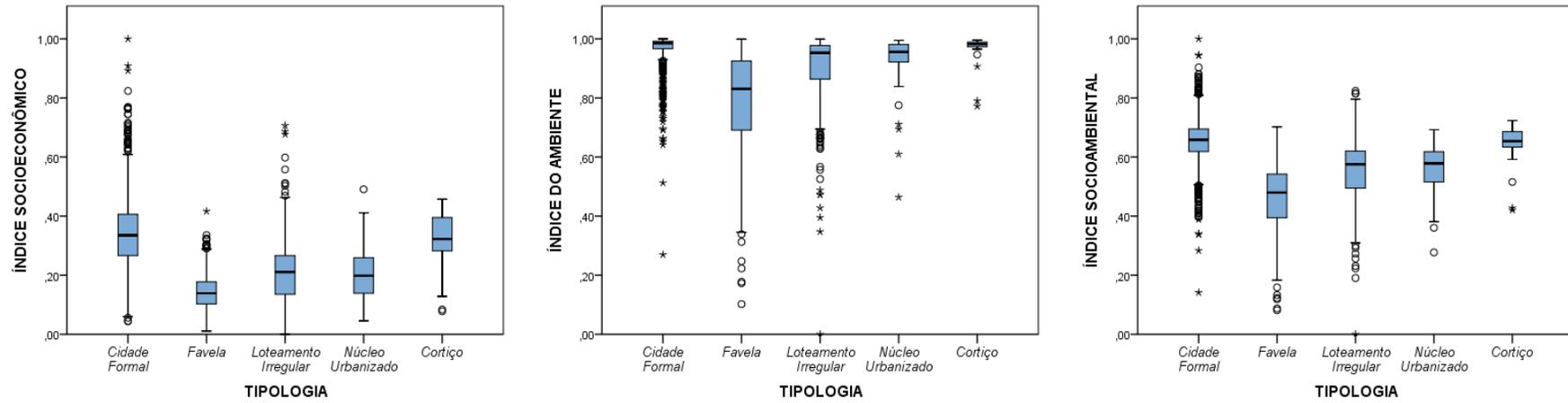


Figura 19: Diagramas de caixa das pontuações dos índices socioeconômico (ISOC), do ambiente (IAMB) e socioambiental (ISA) para as diferentes tipologias de assentamento precário e para a cidade formal.

Enquanto a maioria das UDHs apresentou baixa pontuação para o ISOC, uma minoria de unidades apresentou baixa pontuação para o IAMB, sendo estas mais expressivas nas favelas, como pode ser observado no diagrama de dispersão dos valores dos índices, apresentado na Figura 20. As unidades espaciais com maiores valores para ambos os índices são representadas, sobretudo, pela cidade formal.

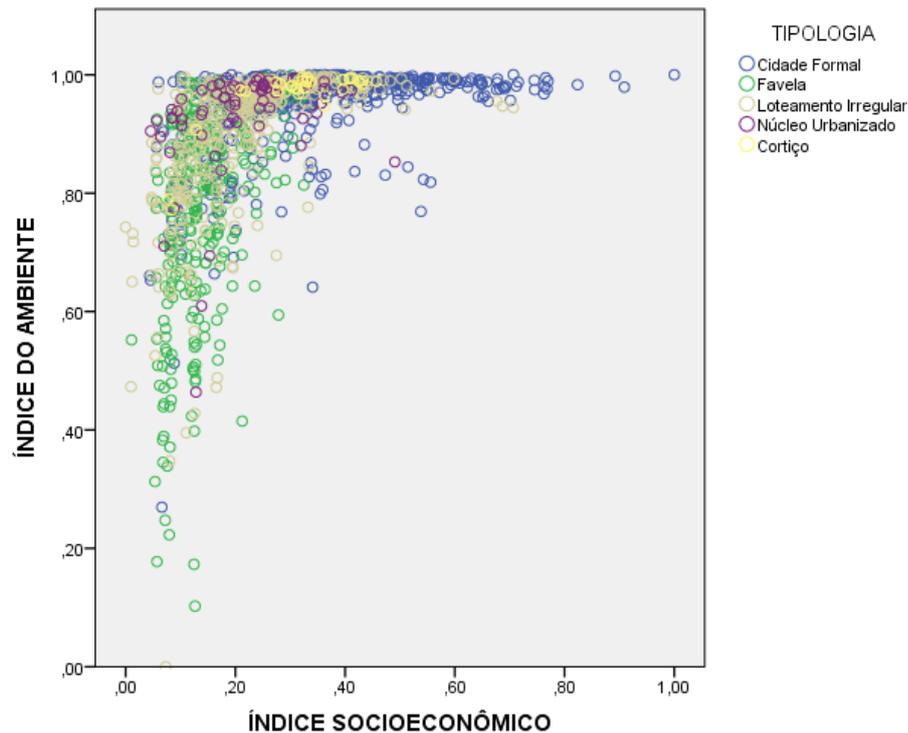


Figura 20: Diagrama de dispersão entre os índices ISOC e IAMB, classificado nas tipologias de assentamento urbano.

As associações bivariadas entre os fatores de vulnerabilidade socioambiental e o percentual das tipologias de assentamentos precários foram avaliadas pelo teste χ^2 de *Pearson*, admitindo significância bicaudal com nível de confiança de 90% e 95%. Os resultados das análises de correlação, apresentados na Tabela 6, demonstraram que não houve correlação significativa forte a muito forte entre as variáveis dos índices e as tipologias de assentamento precário, o que aponta para a importância da elaboração de índices compostos para o estudo da vulnerabilidade social no município. Isto também é um indicativo de que todos os países deveriam diferenciar as áreas de assentamento precário no Censo nacional, o que não é feito na maioria dos países de baixa a média renda (EZEH *et al.*, 2017). Nesses casos, para que possam ser estudadas as condições de vida da população dos assentamentos precários, estas

áreas são identificadas a partir do uso de medidas aproximativas, o que não traria resultados muito satisfatórios no caso do Município de São Paulo.

Em termos de correlação significativa e moderada dos assentamentos precários, foram identificadas as associações entre o percentual de favela e as dimensões “pobreza” (variável PPOB) e “escolaridade” (variável FUND18M), bem como entre a favela e os índices do ambiente (IAMB) e socioambiental (ISA). A correlação entre estes e as favelas reforça a importância da inclusão de fatores físicos relacionados à habitação e ao seu ambiente de entorno para a identificação das comunidades mais vulneráveis, o que pode ser mais eficaz do que incluir os fatores do contexto socioeconômico do lugar de moradia.

Relativamente às correlações entre os índices e as dimensões ou variáveis socioambientais, os resultados retrataram uma correlação significativa muito forte entre o ISOC e a dimensão “escolaridade” ($r = 0,934$ para a variável FUND18M), o qual também está fortemente relacionado às dimensões “pobreza” ($r = -0,894$ para a variável PPOB), “renda” ($r = 0,863$ para a variável RENDA), “mobilidade” ($r = -0,791$ para a variável OCUPDESLOC) e “riqueza” ($r = 0,744$ para a variável SM10MAIS). Entre as variáveis socioambientais, o IAMB somente apresentou correlação significativa forte com a variável “ESGOTO” ($r = -0,750$). O ISA, por sua vez, apresentou correlações significativas fortes com as dimensões “pobreza” ($r = -0,888$ para a variável PPOB), “escolaridade” ($r = 0,882$ para a variável FUND18M) e “mobilidade” ($r = -0,786$ para a variável OCUPDESLOC).

Conforme observado anteriormente, a escolaridade, seguida pela pobreza, foram identificadas como as dimensões de maior peso na representação do contexto socioeconômico. Para o território brasileiro, Barrozo *et al.* (2020a) identificaram a pobreza como a dimensão de maior importância no índice GeoSES, e coeficientes fortes de correlação ($r > 0,8$) entre as dimensões de pobreza e educação. No presente estudo, o coeficiente de correlação mais alto, entre os pares de dimensões do Índice Socioeconômico, foi verificado entre a pobreza e a escolaridade ($r = -0,94$, $p < 0,01$).

Os resultados das análises de correlação apresentados na Tabela 6 indicam, ainda, uma associação significativa moderada entre o ISOC e o IAMB ($r = 0,530$), enquanto o ISA apresentou correlações fortes com os seus subíndices ($r = 0,877$ e $r = 0,873$, respectivamente).

Tabela 6: Correlação bivariada entre as tipologias de assentamentos precários, os índices propostos e as suas variáveis socioambientais.

	FAVELA (%)	LOTEAMENTO IRREGULAR (%)	NÚCLEO URBANIZADO (%)	CORTIÇO (%)	ISOC_0A1	IAMB_0A1	ISA_0A1	IR_num	CALCADA	HAB_PAREDE	HAB_CACAMBA	HAB_ESGOTO	HAB_OCUPACAO	RENDA	SM10MAIS	FUND18M	OCUPDESLOC	PPOB
LOTEAMENTO IRREGULAR (%)	0,108**	1																
NÚCLEO URBANIZADO (%)	-0,047	0,023	1															
CORTIÇO (%)	-0,048	-0,058*	-0,015	1														
ISOC_0A1	-0,450**	0,251**	0,122**	0,033	1													
IAMB_0A1	0,610**	0,117**	-0,051*	0,046	0,530**	1												
ISA_0A1	0,605**	0,211**	0,099**	0,045	0,877**	0,873**	1											
IR_num	0,441**	0,120**	0,162**	-0,030	0,278**	0,588**	0,494**	1										
CALCADA	0,245**	0,090**	-0,005	-0,045	0,329**	0,524**	0,487**	0,138**	1									
HAB_PAREDE	0,449**	0,038	0,006	-0,008	0,435**	0,687**	0,640**	0,310**	0,234**	1								
HAB_CACAMBA	0,374**	0,030	0,039	-0,031	0,258**	0,572**	0,473**	0,258**	0,123**	0,313**	1							
HAB_ESGOTO	0,431**	0,111**	-0,019	0,052*	0,419**	0,750**	0,667**	0,324**	0,374**	0,341**	0,268**	1						
HAB_OCUPACAO	0,291**	0,039	0,022	-0,004	0,208**	0,551**	0,433**	0,147**	0,146**	0,261**	0,187**	0,347**	1					
RENDA	0,296**	0,195**	0,079**	0,001	0,863**	0,320**	0,679**	0,175**	0,213**	0,229**	0,169**	0,264**	0,116**	1				
SM10MAIS	0,179**	0,162**	-0,039	0,009	0,744**	0,198**	0,541**	0,104**	0,150**	0,139**	0,099**	0,175**	-0,054*	0,849**	1			
FUND18M	0,521**	0,241**	0,131**	0,030	0,934**	0,606**	0,882**	0,322**	0,352**	0,537**	0,310**	0,454**	0,227**	0,704**	0,568**	1		
OCUPDESLOC	0,428**	0,211**	0,147**	0,058*	0,791**	0,582**	0,786**	0,293**	0,349**	0,524**	0,208**	0,469**	0,263**	0,472**	0,330**	0,792**	1	
PPOB	0,531**	0,237**	0,126**	-0,044	0,894**	0,662**	0,888**	0,330**	0,370**	0,612**	0,318**	0,493**	0,276**	0,594**	0,437**	0,936**	0,895**	1
R2040	0,151**	0,165**	-0,057*	0,017	0,589**	0,090**	0,390**	0,075**	0,113**	0,075**	0,107**	0,101**	-0,030	0,573**	0,446**	0,434**	0,240**	0,347**

Interpretação do valor modular do coeficiente de correlação χ^2 de Pearson segundo Mukaka (2012):
0,9 ou mais – Muito forte
0,7 a 0,89 – Forte
0,5 a 0,69 – Moderada
0,3 a 0,49 – Fraca
0 a 0,29 – Desprezível

** Correlação significativa no nível 0,01 (bicaudal).

* Correlação significativa no nível 0,05 (bicaudal).

7.2.4.1. Diferenças de postos médios dos índices ISOC, IAMB e ISA entre as tipologias de assentamento urbano

Os resultados dos índices não foram normalmente distribuídos dentro dos grupos de tipologias urbanas, mesmo após tentativas de transformação dos valores pela raiz cúbica e pelo log. As estatísticas de Shapiro-Wilk e Kolmogorov-Smirnov – os testes mais populares para avaliar a normalidade de dados contínuos – apresentaram significância inferior a $p = 0,05$ em todos os casos, à exceção da estatística encontrada para o ISOC entre os núcleos urbanizados. Uma vez que a adequação dos testes é influenciada pelo tamanho da amostra, e que este apresenta grande diferença entre as tipologias de assentamento urbano, optou-se pela apresentação dos resultados de ambos os testes, os quais são apresentados na Tabela 7. Para a interpretação dos resultados, cabe destacar que o teste Shapiro-Wilk é mais apropriado para amostras pequenas ($n < 50$), enquanto o teste Kolmogorov-Smirnov é usualmente utilizado para $n \geq 50$ (MISHRA *et al.*, 2019).

Tabela 7: Testes de normalidade Shapiro-Wilk e Kolmogorov-Smirnov para os índices nas tipologias de assentamento urbano.

Tipologia Urbana	Variável	Kolmogorov-Smirnov*			Shapiro-Wilk		
		Estatística	Graus de liberdade	Sig.	Estatística	Graus de liberdade	Sig.
Cidade Formal	ISOC	0,096	743	0,000	0,957	743	0,000
	IAMB	0,286	743	0,000	0,538	743	0,000
	ISA	0,102	743	0,000	0,952	743	0,000
Favela	ISOC	0,108	324	0,000	0,943	324	0,000
	IAMB	0,118	324	0,000	0,901	324	0,000
	ISA	0,081	324	0,000	0,961	324	0,000
Loteamento Irregular	ISOC	0,080	429	0,000	0,949	429	0,000
	IAMB	0,204	429	0,000	0,732	429	0,000
	ISA	0,090	429	0,000	0,960	429	0,000
Núcleo Urbanizado	ISOC	0,073	68	0,200	0,973	68	0,146
	IAMB	0,245	68	0,000	0,634	68	0,000
	ISA	0,132	68	0,005	0,920	68	0,000
Cortiço	ISOC	0,168	29	0,036	0,906	29	0,013
	IAMB	0,356	29	0,000	0,516	29	0,000
	ISA	0,250	29	0,000	0,773	29	0,000

*teste com correção de Lilliefors.

Como os resultados dos índices não foram normalmente distribuídos dentro dos grupos de tipologias urbanas, as diferenças entre os postos médios foram avaliadas por meio de teste não paramétrico. O teste de Kruskal-Wallis, o equivalente não paramétrico de uma ANOVA unidirecional, foi utilizado para comparar os postos médios entre as tipologias de assentamentos urbanos. Os postos médios são considerados uma pseudo-mediana, uma vez que, na sua identificação, as observações são dispostas em ordem crescente, independentemente dos grupos e, em seguida, é feita a distribuição dos postos. Nesta, o menor valor recebe o posto 1, e assim sucessivamente, até que todas as observações tenham sido consideradas. Os valores de significância foram ajustados utilizando-se a correção *post hoc* de Dunn-Bonferroni para testes múltiplos, com auxílio do programa SPSS Statistics, versão 22.

O teste de Kruskal-Wallis indicou a existência de diferença significativa de postos médios ($p < 0,001$, bicaudal) para os resultados dos índices entre as cinco tipologias urbanas, o que corrobora a hipótese 1, segundo a qual existe uma heterogeneidade socioambiental significativa entre as tipologias de assentamento urbano (favela, loteamento irregular, núcleo urbanizado, cortiço e cidade formal). As estatísticas Kruskal-Wallis para o ISOC, IAMB e ISA [$\chi^2(4) = 608,493$, $\chi^2(4) = 519,561$ e $\chi^2(4) = 658,238$, respectivamente] indicaram uma contribuição positiva da combinação dos contextos socioeconômico e do ambiente para a diferenciação das pontuações de vulnerabilidade entre os assentamentos urbanos no Município de São Paulo, uma vez que valores mais altos correspondem a maiores discrepâncias entre a soma dos postos médios.

O teste Dunn-Bonferroni, por sua vez, indicou diferenças significativas dos postos médios dos índices ISOC, IAMB e ISA ($p \leq 0,001$) entre os pares de tipologias urbanas, com exceção dos pares “núcleo urbanizado” e “loteamento irregular” ($p = 1,00$ para os três índices), “cidade formal” e “cortiço” ($p = 1,00$ para os três índices) e, particularmente para o IAMB, as diferenças também não foram significativas entre os “núcleos urbanizados” e os “cortiços” ($p = 0,063$). Os postos médios de Dunn-Bonferroni indicaram que, no geral, as condições de maior vulnerabilidade, independentemente do índice considerado, estiveram presentes, sobretudo, nas favelas, seguidas pelos loteamentos irregulares e pelos núcleos urbanizados, os quais apresentaram valores centrais aproximados e, por último, pelos cortiços e pela cidade formal – os quais também apresentaram valores centrais similares (Tabela 8). Os resultados mais detalhados do *post hoc* Dunn-Bonferroni são apresentados no Apêndice A.

Tabela 8: Postos médios para os índices Socioeconômico (ISOC), do Ambiente (IAMB) e Socioambiental (ISA) no teste Dunn-Bonferroni.

Grupo	N	Média	Desvio Padrão	Postos Médios
ISOC				
<i>Cidade formal</i>	743	0,35	0,14	1077,18
<i>Favela</i>	324	0,15	0,06	382,70
<i>Loteamento irregular</i>	429	0,22	0,11	636,79
<i>Núcleo urbanizado</i>	68	0,21	0,09	618,71
<i>Cortiço</i>	29	0,31	0,10	1035,34
IAMB				
<i>Cidade formal</i>	743	0,96	0,06	1043,85
<i>Favela</i>	324	0,79	0,18	376,86
<i>Loteamento irregular</i>	429	0,90	0,12	680,49
<i>Núcleo urbanizado</i>	68	0,93	0,10	741,57
<i>Cortiço</i>	29	0,96	0,05	1020,05
ISA				
<i>Cidade formal</i>	743	0,65	0,09	1080,89
<i>Favela</i>	324	0,46	0,11	341,62
<i>Loteamento irregular</i>	429	0,56	0,10	651,67
<i>Núcleo urbanizado</i>	68	0,57	0,08	668,75
<i>Cortiço</i>	29	0,64	0,07	1061,84

7.3. Resultados de saúde

7.3.1. As mortalidades infantil e pós-neonatal entre 2006 e 2016

Em termos absolutos, o número de nascidos vivos no período de 01 de janeiro de 2011 a 31 de dezembro de 2016 foi 1.030.406, com média anual de 171.734,33 e desvio padrão de $\pm 3.705,821$. Para os anos de 2006 a 2010, o número de nascidos vivos foi estimado pelo número de crianças com menos de um ano de idade na data do Censo Demográfico de 2010, sendo este valor igual a 171.115.

O número de óbitos de crianças de até um ano de idade no período de 2006 a 2016 foi 21.713 e, destes, 7.225 ocorreram no período pós-neonatal. Para o cálculo do risco relativo de mortalidade infantil e pós-neonatal, todavia, foram incluídos 21.695 óbitos infantis, dos quais 7.220 ocorreram no período pós-neonatal. A exclusão dos 18 óbitos foi necessária pela incompatibilidade de informação, uma vez que nas unidades em que estes óbitos ocorreram, o número de nascidos vivos registrados era inferior ao de óbitos.

Considerando-se apenas o período de 2011 a 2016, para o qual foram disponibilizadas as informações pareadas de óbitos e nascidos vivos, a taxa de mortalidade infantil foi de

13,24 por mil nascidos vivos. Ao se considerar o período de 2006 a 2016, incluindo os valores estimados de nascidos vivos para os anos de 2006 a 2010, a taxa caiu para 11,51%. Nesse sentido, é possível imaginar que o número de nascidos vivos para o período de 2006 a 2010 possa ter sido superestimado, uma vez que era esperado que a taxa de mortalidade infantil aumentasse com a inclusão dos dados para os anos mais longínquos, dado os avanços nos diagnósticos e o aprimoramento das tecnologias voltadas ao tratamento de problemas de saúde. Para efeitos de comparação, Barrozo (2018) utilizou os mesmos dados de mortalidade para os anos de 2006 a 2009 e encontrou a taxa média anual de mortalidade no valor de 14,14% dos nascidos vivos para as áreas de ponderação do Censo Demográfico de 2010. Segundo os dados de UNDESA (2022b), a taxa de mortalidade infantil média entre os anos de 2006 e 2016, no mundo, foi de 36,17‰ e, no Brasil, de 16,36‰. A taxa média de mortalidade infantil no Brasil, no período de 2006 a 2016, foi a mesma encontrada por Drumond Jr. (2002) para os distritos do Município de São Paulo em 1999 (taxa média de 16,3‰).

Os mapas dos agrupamentos espaciais significativos ($p < 0,05$) dos riscos relativos altos ($RR > 1$, áreas de risco) e baixos ($RR < 1$, áreas protetoras) de mortalidade infantil e pós-neonatal são apresentados na Figura 21. Os padrões espaciais encontrados para os riscos das mortalidades estudadas corroboram a hipótese 1, segundo a qual as tipologias de assentamento urbano apresentam heterogeneidade socioambiental significativa e estão relacionadas, espacialmente, aos riscos relativos das mortalidades infantil e pós-neonatal.

Os resultados de mortalidade infantil para o período de 2006 a 2016 indicaram seis agrupamentos, dos quais dois representaram áreas protetoras e quatro representaram áreas de risco de mortalidade infantil. As áreas protetoras foram observadas em áreas mais centrais do município, à sudoeste e sudeste do centro histórico, enquanto as áreas de risco se concentraram, sobretudo, na sua periferia – onde há forte predomínio dos loteamentos irregulares, dos núcleos urbanizado e das favelas. Para a mortalidade infantil pós-neonatal foram observados quatro áreas protetoras e quatro áreas de risco. O mapa dos agrupamentos de mortalidade pós-neonatal apresentou padrão espacial aproximado ao de mortalidade infantil, enquanto se diferencia, sobretudo, pelo agrupamento de risco relativo mais elevado ($RR = 1,466$) em uma pequena área central do município, pela maior extensão da área de risco localizada no Leste e por não apresentar nenhum agrupamento de risco significativo no Sul.

Ao analisar em conjunto a espacialização dos RRs de mortalidade pós-neonatal (Figura 21) e das tipologias de assentamento precário, apresentada anteriormente na Figura 7, fica evidente a sobreposição espacial do agrupamento de maior risco na área central que pos-

sui a maior concentração de cortiços. Os agrupamentos de alto risco de mortalidade pós-neonatal podem refletir o condicionamento da saúde infantil pelo grau de desenvolvimento socioeconômico e de infraestrutura do ambiente desses locais, além de outros fatores que também possuem influência na mortalidade neonatal, por exemplo os fatores relacionados ao acesso e à qualidade dos recursos disponíveis de atenção à saúde materna e infantil. Os demais agrupamentos de alto risco de mortalidade pós-neonatal ocorrem em áreas com expressiva presença das demais tipologias de assentamentos precários.

O risco relativo também foi calculado, através da mesma técnica, para a detecção dos agrupamentos espaciais significativos com elevados riscos de mortalidade infantil e pós-neonatal ($p < 0,05$), desconsiderando-se a detecção das áreas protetoras (Figura 22 e Figura 23, respectivamente). Conforme o esperado, os RRs de mortalidade infantil e pós-neonatal, verificados nesta análise, assemelham-se aos da Figura 21, ao mesmo tempo em que outros dois agrupamentos menores de alto risco foram observados para a mortalidade infantil, um na interface entre os distritos de Penha e Vila Maria e outro na área central do município, abrangendo áreas dos distritos da Sé, República, Santa Cecília, Bom Retiro, Pari, Brás – distritos onde há a concentração dos cortiços – e, em menor extensão, abrangendo áreas dos distritos de Santana e Vila Guilherme. Os resultados dos testes de varredura espacial aplicados no programa SaTScan para a análise espacial retrospectiva dos agrupamentos de alto risco de mortalidade infantil e de mortalidade infantil pós-neonatal são apresentados no Apêndice B.

Barrozo (2018) analisou o risco relativo da mortalidade infantil entre os anos 2006 e 2009 nas áreas de ponderação do Município de São Paulo e, utilizando a mesma técnica deste estudo, encontrou um padrão espacial significativo, com a presença de um agrupamentos de alto risco em uma área do Noroeste (distritos de Jaraguá, Brasilândia, Freguesia do Ó e Pirituba); um importante agrupamento em uma área central (República, Sé, Brás, Belém, Vila Guilherme, Santana, Pari, Bom Retiro e Santa Cecília); um pequeno agrupamento no extremo Leste (distritos de Lajeado e Guaianases) e um importante agrupamento no Sul (interface entre os distritos Grajaú e Cidade Dutra). Em termos de áreas protetivas, Barrozo (2018) encontrou dois importantes agrupamentos que abrangeram muitos distritos na área localizada no Sudoeste e Sudeste do Município de São Paulo – relativamente próximas ao centro histórico da cidade.

Todas os agrupamentos de risco significativo identificados por Barrozo (2018) estão contidos nos agrupamentos de risco de mortalidade infantil encontrados no âmbito do presente estudo. Todavia, os agrupamentos de alto risco identificados por este estudo nos extremos Leste e Sul da cidade apresentaram extensões bastante superiores. Adicionalmente,

neste estudo foi identificado um pequeno agrupamento de alto risco de mortalidade infantil na interface entre os distritos de Penha e Vila Maria (verificado apenas no mapeamento dos agrupamentos de alto risco) e um grande agrupamento na área Norte da cidade (verificado apenas no mapeamento dos agrupamentos de risco alto-baixo). Destaca-se, no entanto, que essas áreas também haviam apresentado um predomínio de valores elevados de risco relativo no estudo de Barrozo (2018), todavia não compuseram nenhum agrupamento espacial significativo. No mesmo estudo, Barrozo (2018) analisou a mortalidade por doenças do aparelho circulatório, utilizando dados disponíveis para o período de 2006 a 2009 e, para esse caso, encontrou agrupamentos espaciais do tipo alto em extensas áreas no Sul, Leste, Norte e em uma área concentrada no centro da cidade – apresentando um padrão espacial bastante aproximado ao dos agrupamentos de risco relativo de mortalidade infantil obtidos neste estudo.

Kaup *et al.* (2015) analisaram a associação entre a mortalidade por Acidente Vascular Cerebral (AVC) e a distribuição geográfica do Índice de Desenvolvimento Humano no Município de São Paulo, entre 2004 e 2010, e encontraram agrupamentos de distritos com valores elevados de mortalidade no extremo Leste (maior agrupamento, composto por vários distritos), Noroeste (distritos de Perus, Jaraguá, Brasilândia e Cachoeirinha) e Sul do município (Grajaú, Cidade Dutra, Pedreira, Cidade Ademar, Jardim Ângela, Jardim São Luís e Vila Andrade), além do distrito de Jaçanã. Segundo Kaup *et al.* (2015), os agrupamentos encontrados são sugestivos de um cinturão de AVC na cidade. No geral, essas áreas correspondem aos agrupamentos de alto risco de mortalidade infantil encontrados no presente estudo, os quais são acrescidos, por sua vez, de dois agrupamentos menores, entre eles um central, coincidente com as áreas de cortiços, e outro na interface entre os distritos Penha e Vila Maria, coincidente com uma área de favela e onde foi observado o maior risco para a mortalidade infantil, conforme apresentado na análise de detecção de agrupamentos de alto risco, apresentados na Figura 22.

Uma análise dos agrupamentos de mortalidade por câncer de boca e de orofaringe, realizada por Ferreira *et al.* (2012) nos distritos do Município de São Paulo para os anos de 1997 a 2008, possibilitou a detecção de dois agrupamentos de mortalidade. Entre eles, um agrupamento baixo-baixo – distritos com baixa taxa de mortalidade circundados por outros distritos com baixa taxa – foi encontrado no quadrante Sudoeste, enquanto um agrupamento alto-alto, distritos com alta taxa de mortalidade circundados por outros distritos com alta taxa, foi verificado em uma área intermediária no Leste (distritos de Vila Maria, Vila Guilherme, Vila Medeiros, Tatuapé, Vila Formosa, Sapopemba, Aricanduva e Cidade Líder). Esses

agrupamentos correspondem a uma parte das áreas dos agrupamentos de risco de mortalidade infantil apresentados em verde-claro (RR = 0,612) e amarelo (RR = 1,222) na Figura 21.

A comparação entre os padrões espaciais dos agrupamentos de risco obtidos no presente estudo e nos estudos de Barrozo (2018), Kaup *et al.* (2015) e Ferreira *et al.* (2012) aponta para a adequabilidade da análise das áreas de risco de mortalidade infantil para fins de planejamento das políticas públicas de saúde. Estas refletem as desigualdades socioambientais mais fortes e persistentes observadas na cidade.

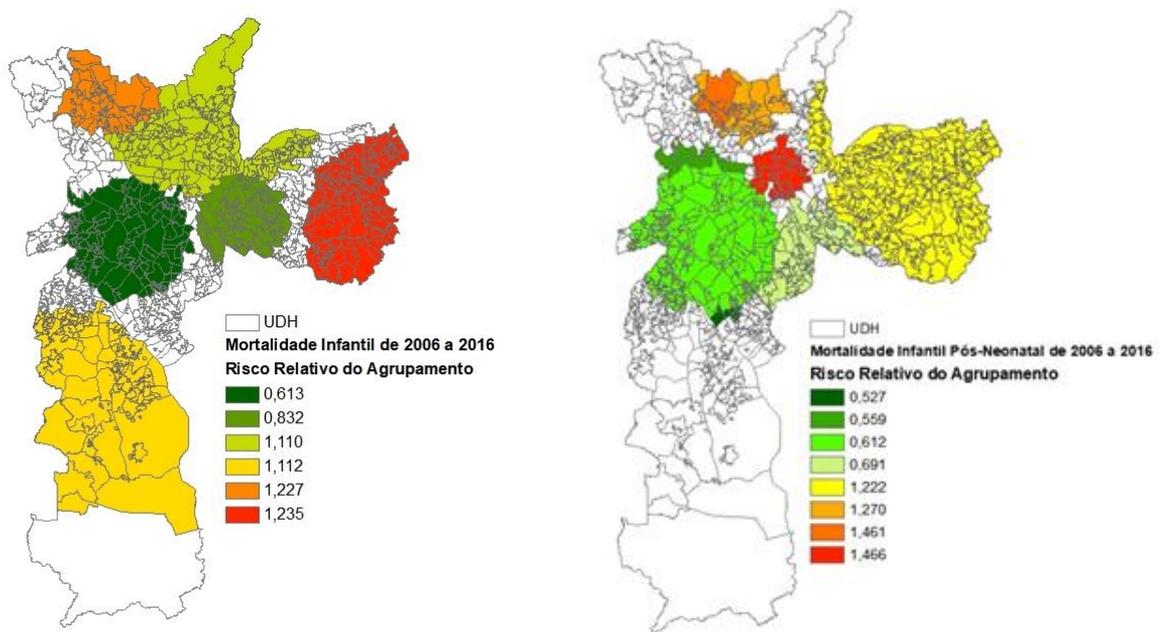


Figura 21: Distribuição espacial dos agrupamentos de risco relativo alto (áreas de risco) e baixo (áreas protetoras) de mortalidade infantil (esquerda) e pós-neonatal (direita) entre 2006 e 2016.

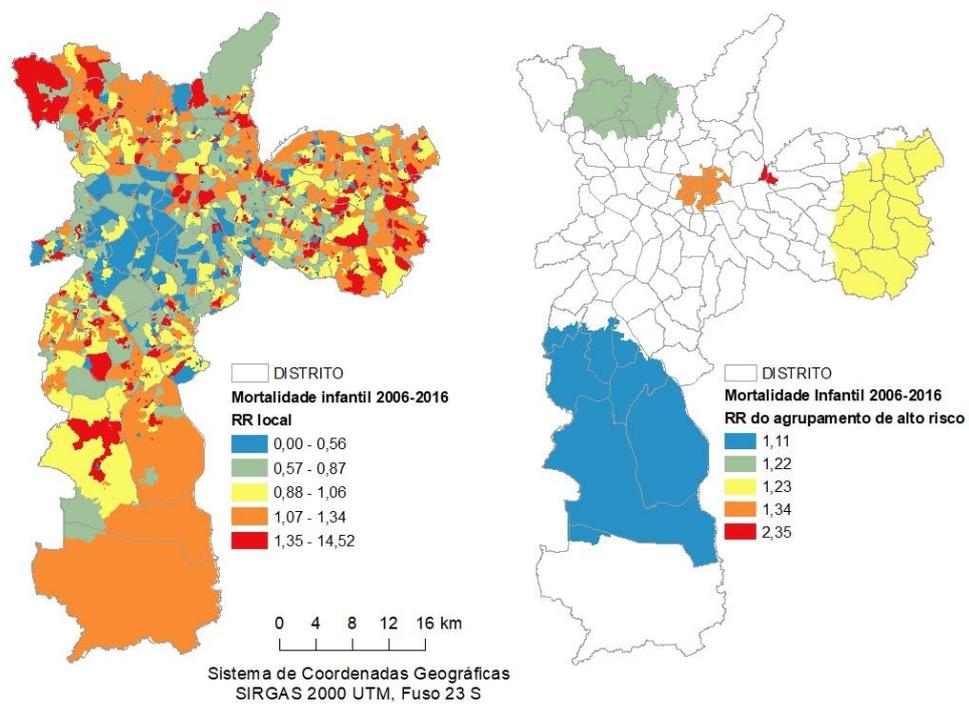


Figura 22: Distribuição espacial do risco relativo (RR) de mortalidade infantil no período de 2006 a 2016 nas UDHs (representação em quintis de valores) e nos agrupamentos de alto risco (representação por valores discretos).

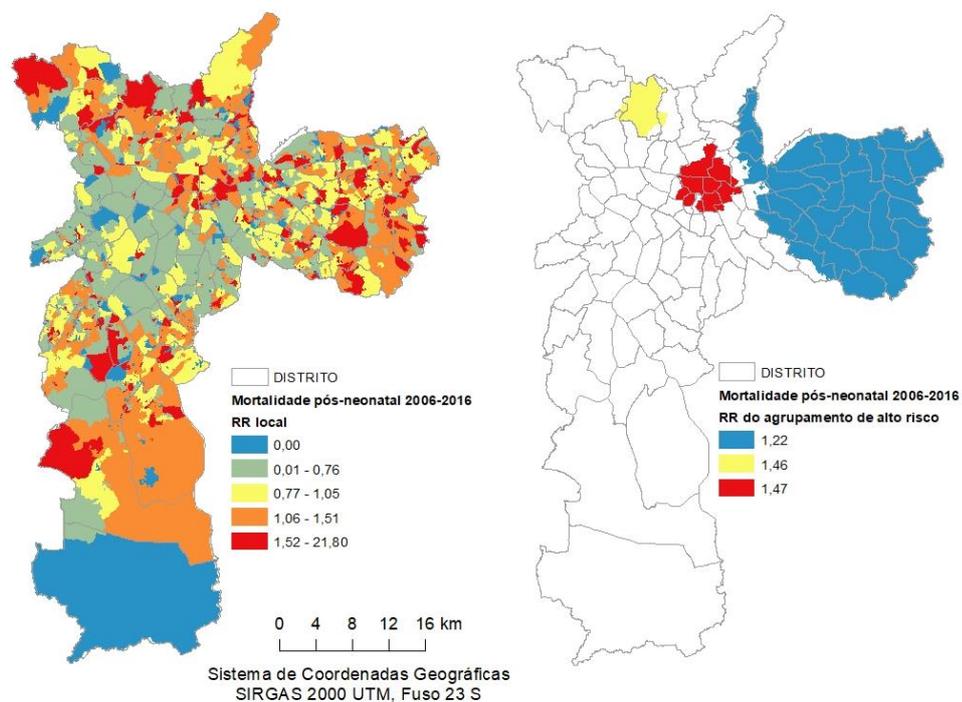


Figura 23: Distribuição espacial do risco relativo (RR) de mortalidade pós-neonatal no período de 2006 a 2016 nas UDHs (representação em quintis de valores) e nos agrupamentos de alto risco (representação por valores discretos).

7.3.1.1. As principais causas básicas para as mortalidades infantil e pós-neonatal no período entre 2006 e 2016

Embora não tenha sido um objetivo inicial deste estudo, as principais causas básicas de mortalidade infantil e pós-neonatal foram identificadas, através da décima revisão da Classificação Internacional de Doenças (CID-10). A CID-10 foi criada para padronizar e catalogar as doenças e os problemas relacionados à saúde, tendo como referência a Nomenclatura Internacional de Doenças, estabelecida pela OMS. A causa básica de morte é I) a doença ou lesão que iniciou a cadeia de acontecimentos patológicos que conduziram diretamente à morte, ou II) as circunstâncias do acidente ou violência que produziu a lesão fatal (DATASUS, 2008).

Em termos absolutos, foram identificadas 833 causas básicas de mortalidade infantil no período de 2006 a 2016 e, destas, 669 também foram observadas entre os óbitos ocorridos no período pós-neonatal. Entre as causas básicas, foram selecionadas aquelas que, em conjunto, representassem mais de 50% dos óbitos ocorridos até um ano de idade, bem como aquelas que representassem mais de 50% dos óbitos ocorridos no período pós-neonatal, sendo identificadas 18 causas básicas para a mortalidade infantil (representativas de 51,18% dos óbitos) e 18 causas básicas para a mortalidade infantil pós-neonatal (representativas de 50,35% dos óbitos). As causas básicas selecionadas são apresentadas na Tabela 9.

Entre as causas básicas selecionadas para a mortalidade infantil, 80,22% são relacionadas às “afecções originadas no período perinatal” (capítulo XVI do CID-10); 5,47% às “malformações congênitas, deformidades e anomalias cromossômicas” (capítulo XVII do CID-10); 5,28% às “doenças do aparelho respiratório” (capítulo X do CID-10); 4,77% aos “sintomas, sinais e achados anormais de exames clínicos e de laboratório, não classificados em outra parte” (capítulo XVIII do CID-10) e 4,25% às “doenças infecciosas e parasitárias” (capítulo I do CID-10). Entre as causas básicas de mortalidade infantil pós-neonatal selecionadas, 22,84% têm como origem as “doenças do aparelho respiratório” (capítulo X do CID-10); 20,94% as “malformações congênitas, deformidades e anomalias cromossômicas” (capítulo XVII do CID-10); 17,40% as “doenças infecciosas e parasitárias” (capítulo I do CID-10); 15,94% as “afecções originadas no período perinatal” (capítulo XVI do CID-10); 13,83% os “sintomas, sinais e achados anormais de exames clínicos e de laboratório, não classificados em outra parte” (capítulo XVIII do CID-10); 7,28% as “causas externas de morbidade e de mortalidade” (capítulo XX do CID-10) e 1,76% as “doenças do sistema nervoso” (capítulo VI do CID-10).

No período pós-neonatal foram selecionadas 12 causas básicas de óbitos que não foram classificadas para a mortalidade infantil, sendo estas: I) malformação não especificada do coração, II) pneumonia não especificada, III) riscos não especificados à respiração, IV) bronquite aguda não especificada, V) diarreia e gastroenterite de origem infecciosa presumível, VI) displasia broncopulmonar originada no período perinatal, VII) Síndrome de Down não especificada, VIII) Síndrome de Edwards não especificada, IX) inalação e ingestão de alimentos causando obstrução do trato respiratório, X) hidrocefalia congênita não especificada, XI) hidrocefalia não especificada e XII) síndrome do coração esquerdo hipoplásico. Ou seja, as causas básicas elencadas estão mais associadas aos determinantes da mortalidade infantil pós-neonatal, os quais geralmente incluem o ambiente interno da moradia e o seu entorno, além dos determinantes da mortalidade infantil neonatal, por exemplo o acesso e a qualidade dos recursos disponíveis para a atenção à saúde materna e infantil (RIPSA, 2008).

Os resultados obtidos se aproximam aos da literatura sobre as causas de mortalidade infantil no Brasil e no Estado de São Paulo. Em uma revisão da literatura sobre as relações entre a mortalidade pós-neonatal e as condições socioeconômicas no Brasil, referente ao período de 2004 a 2009, Ferrari (2012) encontrou, dentre os grupos de causas de óbitos, a predominância do grupo diarreia-pneumonia, seguido pelas malformações congênitas. Para o Estado de São Paulo, Saad (1986) analisou as causas básicas de mortalidade infantil, com base nos dados de 1983, e detectou dois tipos de casos: os óbitos ocorridos predominantemente no período neonatal, e cujo processo mórbido envolve quase que exclusivamente as afecções perinatais; e os óbitos ocorridos principalmente no período pós-neonatal, em cujo processo mórbido aparecem mencionadas significativamente as infecções intestinais, a septicemia, a desnutrição, a desidratação e a broncopneumonia. Machado (2004) descreveu o padrão da mortalidade infantil no Estado para o ano de 1999, segundo as causas múltiplas de morte. As principais causas múltiplas de óbito, segundo Machado (2004), foram os transtornos respiratórios e cardiovasculares específicos do período perinatal (24,2% do total de causas múltiplas), os transtornos relacionados à duração da gestação e ao crescimento fetal (20,2%), as malformações congênitas (8,6%) e as infecções perinatais (7,6%). Também para o Estado de São Paulo, Guinsburg et al. (2021) analisaram as causas básicas de mortalidade infantil neonatal no período de 2004 a 2013 e encontraram a prevalências das seguintes causas: distúrbios respiratórios (25%), malformações (20%), infecções (17%) e asfixia perinatal (7%).

Tabela 9: Principais causas básicas de mortalidade infantil e de mortalidade infantil pós-neonatal no período 2006-2016.

CAUSA BÁSICA DE MORTALIDADE INFANTIL	CID 10	Nº (%) de óbitos
Septicemia bacteriana não especificada do recém-nascido	P369	2091 (9,63)
Síndrome da angústia respiratória do recém-nascido	P220	1551 (7,14)
Síndrome de aspiração neonatal não especificada	P249	837 (3,85)
Afecções originadas no período perinatal não especificadas	P969	633 (2,92)
Broncopneumonia não especificada	J180	587 (2,70)
Feto e recém-nascido afetados por transtornos maternos hipertensivos	P000	542 (2,50)
Outras causas mal definidas e as não especificadas de mortalidade	R99	530 (2,44)
Atelectasia primária do recém-nascido	P280	519 (2,39)
Feto e recém-nascido afetados por ruptura prematura das membranas	P011	508 (2,34)
Septicemia não especificada	A419	473 (2,18)
Enterocolite necrotizante do feto e do recém-nascido	P77	463 (2,13)
Recém-nascido com peso muito baixo	P070	449 (2,07)
Feto e recém-nascido afetados por gravidez múltipla	P015	396 (1,82)
Malformações congênicas múltiplas, não classificadas em outra parte	Q897	317 (1,46)
Asfixia ao nascer, não especificada	P219	310 (1,43)
Hemorragia pulmonar não especificada originada no período perinatal	P269	309 (1,42)
Asfixia grave ao nascer	P210	306 (1,41)
Hipoplasia e displasia do pulmão	Q336	291 (1,34)
CAUSA BÁSICA DE MORTALIDADE PÓS-NEONATAL	CID 10	Nº (%) de óbitos
Outras causas mal definidas e as não especificadas de mortalidade	R99	503 (6,96)
Broncopneumonia não especificada	J180	477 (6,60)
Septicemia não especificada	A419	473 (6,55)
Malformação não especificada do coração	Q249	402 (5,56)
Septicemia bacteriana não especificada do recém-nascido	P369	221 (3,06)
Pneumonia não especificada	J189	192 (2,66)
Riscos não especificados à respiração - local não especificado	W849	192 (2,66)
Enterocolite necrotizante do feto e do recém-nascido	P77	178 (2,46)
Bronquite aguda não especificada	J219	162 (2,24)
Diarreia e gastroenterite de origem infecciosa presumível	A09	160 (2,21)
Síndrome de Down não especificada	Q909	116 (1,61)
Displasia broncopulmonar originada no período perinatal	P271	113 (1,56)
Síndrome de Edwards não especificada	Q913	106 (1,47)
Síndrome do coração esquerdo hipoplásico	Q234	73 (1,01)
Inalação e ingestão de alimentos causando obstrução do trato respiratório - local não especificado	W799	73 (1,01)
Feto e recém-nascido afetados por transtornos maternos hipertensivos	P000	68 (0,94)
Hidrocefalia congênita não especificada	Q039	65 (0,90)
Hidrocefalia não especificada	G919	64 (0,89)
Só está entre as principais causas básicas de mortalidade infantil		
Só está entre as principais causas básicas de mortalidade pós-neonatal		
Predomina entre as principais causas básicas de mortalidade infantil		
Predomina entre as principais causas básicas de mortalidade pós-neonatal		

Ao filtrar os óbitos de criança de até um ano de idade apenas nas áreas nas quais alguma das tipologias de assentamento precário apresentou percentual de área acima da mediana do município, verificou-se que 12.817 dos 21.713 óbitos registrados (59,03%) ocorreram nestas áreas. No caso dos óbitos ocorridos no período pós-neonatal, 4.371 dos 7.225 óbitos (60,49%) ocorreram nas áreas com expressiva presença de assentamentos precários. Dos óbitos totais, 8.435 ocorreram nos loteamentos irregulares (38,85%); 2.935 nas favelas (13,52%); 920 nos núcleos urbanizados (4,24%) e 527 nos cortiços (2,43%). Dos óbitos ocorridos no período pós-neonatal, 2.860 foram nos loteamentos irregulares (39,58%), 1.006 nas favelas (13,92%), 307 nos núcleos urbanizados (4,25%) e 198 nos cortiços (2,74%).

Nas áreas de assentamentos precários foram identificadas 702 diferentes causas básicas de mortalidade infantil (369 nas favelas, 593 nos loteamentos irregulares, 220 nos núcleos urbanizados e 153 nos cortiços), enquanto 539 causas básicas foram verificadas para o período pós-neonatal (261 nas favelas, 446 nos loteamentos irregulares, 125 nos núcleos urbanizados e 90 nos cortiços). A seleção das principais causas básicas de mortalidade infantil em cada tipologia de assentamento precário que, juntas, somassem aproximadamente 50% da frequência acumulada dos óbitos, possibilitou a identificação de 17 causas básicas principais nas favelas (50,7% dos óbitos), 17 nos loteamentos irregulares (50,5% dos óbitos), 17 nos núcleos urbanizados (50,4% dos óbitos) e 18 nos cortiços (50,7% dos óbitos) (Tabela 10). Para a mortalidade infantil pós-neonatal foram identificadas 16 causas básicas principais nas favelas (50,6% dos óbitos), 17 nos loteamentos irregulares (50,7% dos óbitos), 16 nos núcleos urbanizados (50,8% dos óbitos) e 14 nos cortiços (51,0% dos óbitos) (Tabela 11).

Algumas das principais causas básicas de mortalidade infantil identificadas para os assentamentos precários não foram elencadas entre as principais causas no Município de São Paulo como um todo, entre elas a “anencefalia” só foi observada nas favelas; a “diarreia e gastroenterite de origem infecciosa presumível”, as “outras atelectasias do recém-nascido e as não especificadas” e os “outros recém-nascidos de pré-termo” foram observados exclusivamente nos cortiços; a causa básica “feto e recém-nascido afetados por doenças maternas renales e das vias urinárias” foi observada nos loteamentos irregulares e núcleos urbanizados; a “pneumonia não especificada” foi observada nos núcleos urbanizados e cortiços e a causa “feto e recém-nascido afetados por outras formas de descolamento da placenta e hemorragia” foi observada nas favelas, nos núcleos urbanizados e nos cortiços.

As causas básicas de mortalidade infantil pós-neonatal que não se destacaram entre as causas predominantes na cidade de São Paulo como um todo, mas sim nos assentamentos precários, foram a “comunicação interventricular” nas favelas; a “hipoplasia e displasia do

pulmão” e os “outros transtornos pulmonares” nos cortiços; a “meningite bacteriana não especificada” e a “meningococemia não especificada” nos núcleos urbanizados e a “síndrome de aspiração neonatal não especificada” em todas as quatro tipologias de assentamentos precários.

A partir de uma revisão sistemática de outras revisões que abrangeram os determinantes da saúde em assentamentos precários ou intervenções que visassem a melhoria da saúde dos moradores desses locais, Ezeh *et al.* (2017) discutem que as taxas de amamentação são mais baixas nos assentamentos precários dos países de baixa e média renda, parcialmente devido às condições do mercado de trabalho, as quais dificultam que as mães fiquem em casa ou levem as crianças para o trabalho com elas. Segundo Ezeh *et al.* (2017), a amamentação exclusiva até os 6 meses e a amamentação parcial dos 6 aos 23 meses de idade reduzem a incidência de diarreia e pneumonia, bem como a mortalidade pelas mesmas causas. Estas causas foram observadas nos assentamentos precários, sobretudo para o período pós-neonatal, e apresentaram os maiores percentuais nos cortiços. Esse resultado era esperado, tendo em vista a própria definição de cortiço fornecida pela PMSP, segundo a qual essas habitações coletivas precárias de aluguel frequentemente apresentam instalações sanitárias compartilhadas entre vários cômodos e alta densidade de ocupação. As más condições sanitárias estão associadas às infecções gastrointestinais enquanto a elevada densidade ocupacional pode levar à maior incidência de doenças respiratórias (EZEH *et al.*, 2017).

Tabela 10: Principais causas básicas de mortalidade infantil nos assentamentos precários.

CAUSA BÁSICA DE MORTALIDADE INFANTIL	Nº de óbitos e % de óbitos, entre o total de óbitos ocorridos em cada uma das tipologias de assentamento precário			
	FAVELA	LOTEAMENTO IRREGULAR	NÚCLEO URBANIZADO	CORTIÇO
Afeções originadas no período perinatal não especificadas (P969)	73 (2,49)	255 (3,02)	31 (3,37)	15 (2,85)
Anencefalia (Q000)	44 (1,50)			
Asfixia ao nascer (P210)	45 (1,53)	118 (1,40)	18 (1,96)	11 (2,09)
Atelectasia primária do recém-nascido (P280)	77 (2,62)	171 (2,03)	22 (2,39)	21 (3,98)
Broncopneumonia não especificada (J180)	98 (3,34)	227 (2,69)	27 (2,93)	20 (3,80)
Diarreia e gastroenterite de origem infecciosa presumível (A09)				9 (1,71)
Enterocolite necrotizante do feto e do recém-nascido (P77)	60 (2,04)	188 (2,33)	21 (2,28)	
Feto e recém-nascido afetados por doenças maternas renais e das vias urinárias (P001)		111 (1,32)	12 (1,30)	
Feto e recém-nascido afetados por gravidez múltipla (P015)	49 (1,67)	126 (1,49)	19 (2,07)	16 (3,04)
Feto e recém-nascido afetados por outras formas de descolamento da placenta e hemorragia (P021)	50 (1,70)		13 (1,41)	10 (1,90)
Feto e recém-nascido afetados por ruptura prematura das membranas (P011)	62 (2,11)	192 (2,28)	24 (2,61)	15 (2,85)
Feto e recém-nascido afetados por transtornos maternos hipertensivos (P000)	72 (2,45)	226 (2,68)	20 (2,17)	12 (2,28)
Hemorragia pulmonar não especificada originada no período perinatal (P269)		116 (1,38)		
Malformações congênitas múltiplas, não classificadas em outra parte (Q897)	42 (1,43)	139 (1,65)		
Outras atelectasias do recém-nascido e as não especificadas (P281)				8 (1,52)
Outras causas mal definidas e as não especificadas de mortalidade (R99)	83 (2,83)	209 (2,48)	27 (2,93)	19 (3,61)
Outros recém-nascidos de pré-termo (P073)				8 (1,52)
Pneumonia não especificada (J189)			11 (1,20)	8 (1,52)
Recém-nascido com peso muito baixo (P070)	59 (2,01)	158 (1,87)	14 (1,52)	12 (2,28)
Septicemia bacteriana não especificada do recém-nascido (P369)	301 (10,26)	871 (10,33)	83 (9,02)	31 (5,88)
Septicemia não especificada (A419)	67 (2,28)	180 (2,13)	22 (2,39)	9 (1,71)
Síndrome da angústia respiratória do recém-nascido (P220)	196 (6,68)	640 (7,59)	73 (7,93)	23 (4,36)
Síndrome de aspiração neonatal não especificada (P249)	110 (3,75)	332 (3,94)	27 (2,93)	20 (3,80)

Tabela 11: Principais causas básicas de mortalidade pós-neonatal nos assentamentos precários.

CAUSA BÁSICA DE MORTALIDADE PÓS-NEONATAL	Nº de óbitos e % de óbitos, entre o total de óbitos ocorridos em cada uma das tipologias de assentamento precário			
	FAVELA	LOTEAMENTO IRREGULAR	NÚCLEO URBANIZADO	CORTIÇO
Broncopneumonia não especificada (J180)	77 (7,65)	184 (6,43)	18 (5,86)	16 (8,08)
Bronquite aguda não especificada (J219)	25 (2,49)	72 (2,52)	6 (1,95)	5 (2,53)
Comunicação interventricular (Q210)	11 (1,09)			
Diarreia e gastroenterite de origem infecciosa presumível (A09)	25 (2,49)	70 (2,45)	7 (2,28)	7 (3,54)
Displasia broncopulmonar originada no período perinatal (P271)	12 (1,19)	49 (1,71)	6 (1,95)	5 (2,53)
Enterocolite necrotizante do feto e do recém-nascido (P77)	21 (2,09)	72 (2,52)	7 (2,28)	
Feto e recém-nascido afetados por transtornos maternos hipertensivos (P000)		30 (1,05)	5 (1,63)	3 (1,52)
Hidrocefalia congênita não especificada (Q039)		30 (1,05)		
Hidrocefalia não especificada (G919)		31 (1,08)		
Hipoplasia e displasia do pulmão (Q336)				5 (2,53)
Inalação e ingestão de alimentos causando obstrução do trato respiratório - local não especificado (W799)	12 (1,19)	32 (1,12)	6 (1,95)	
Meningite bacteriana não especificada (G009)			4 (1,30)	
Meningococemia não especificada (A394)			3 (0,98)	
Outras causas mal definidas e as não especificadas de mortalidade (R99)	79 (7,85)	197 (6,89)	27 (8,79)	17 (8,59)
Outros transtornos pulmonares (J984)				3 (1,52)
Pneumonia não especificada (J189)	25 (2,49)	87 (3,04)	9 (2,93)	6 (3,03)
Riscos não especificados à respiração - local não especificado (W849)	31 (3,08)	74 (2,59)	8 (2,61)	5 (2,53)
Septicemia bacteriana não especificada do recém-nascido (P369)	20 (1,99)	98 (3,43)	10 (3,26)	5 (2,53)
Septicemia não especificada (A419)	67 (6,66)	180 (6,29)	22 (7,17)	9 (4,55)
Síndrome de aspiração neonatal não especificada (Q249)	60 (5,96)	160 (5,59)	13 (4,23)	10 (5,05)
Síndrome de Down não especificada (Q909)	20 (1,99)	49 (1,71)	5 (1,63)	
Síndrome de Edwards não especificada (Q913)	11 (1,09)	36 (1,26)		
Síndrome do coração esquerdo hipoplásico (Q234)	13 (1,29)			5 (2,53)

7.3.2. Os padrões espaciais dos resultados de saúde e demografia do Projeto Atlas do Desenvolvimento Humano no Brasil para o Município de São Paulo

Os indicadores propostos para o bloco de demografia e saúde do Atlas do Desenvolvimento Humano no Brasil denotam as condições de saúde da população, sendo estes: I) esperança de vida ao nascer, II) mortalidade infantil, III) mortalidade até os 5 anos, IV) sobrevivência até os 40 anos, V) sobrevivência até os 60 anos e VI) taxa de envelhecimento. A espacialização desses dados, apresentada na Figura 24, pode ajudar a entender o poder explicativo dos índices propostos nos estudos de saúde. A taxa de envelhecimento, em específico, foi utilizada nos modelos de regressão linear, desenvolvidos no âmbito deste estudo, tendo como variáveis independentes individuais os índices ISOC, IAMB e ISA. É possível identificar visualmente, na Figura 24, um forte gradiente de valores para todos os indicadores, com os melhores valores nas áreas mais centrais da cidade e os piores em direção às áreas mais periféricas. Também é possível observar piores valores na área central da cidade onde há o predomínio dos cortiços, sobretudo para a taxa de envelhecimento. Grandes favelas localizadas em áreas intermediárias da cidade também se destacam pelas piores pontuações para os indicadores, a exemplo de Paraisópolis, Heliópolis, favelas localizadas na interface entre os distritos de Vila Maria e Penha, entre outras.

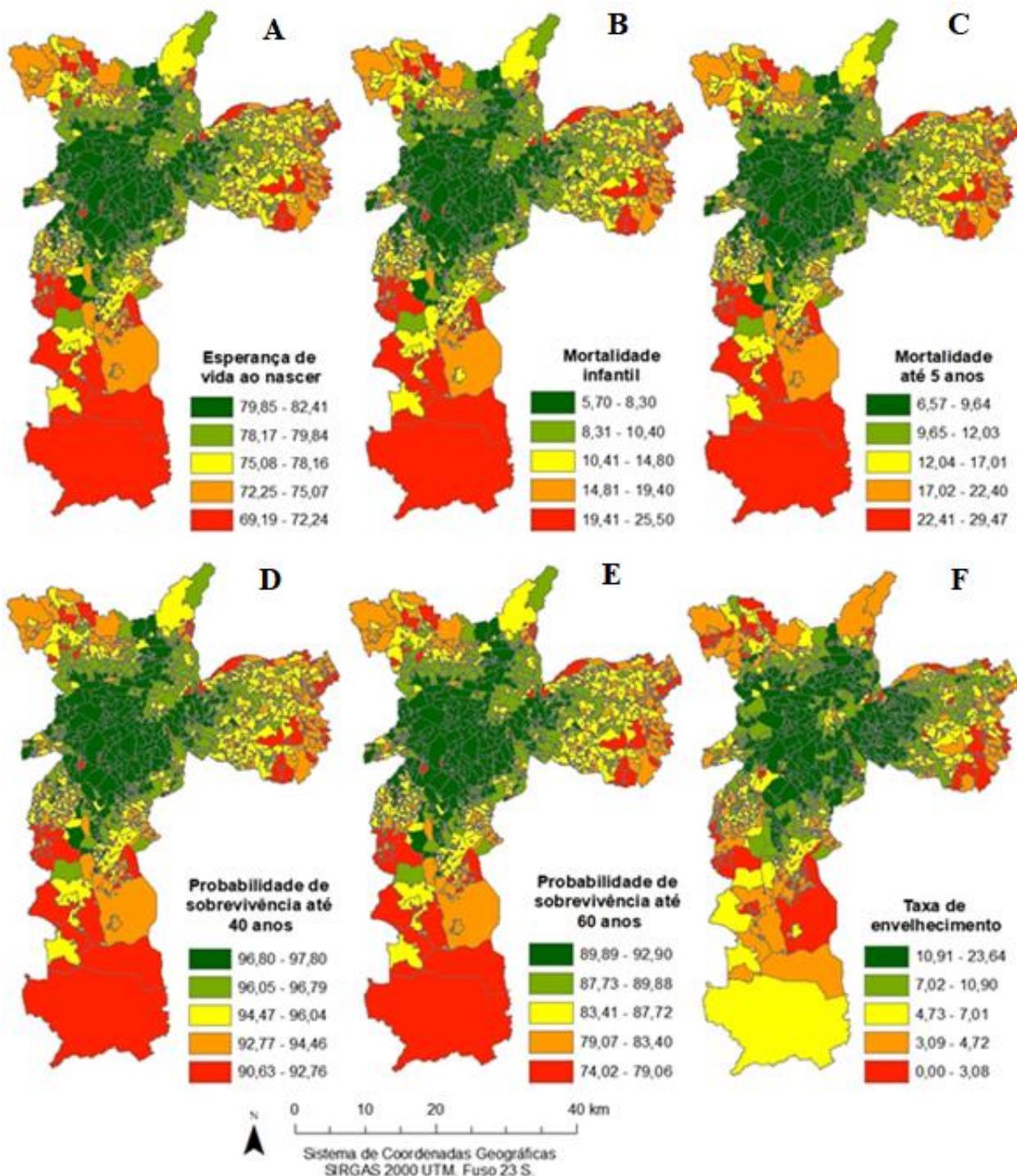


Figura 24: Distribuição espacial, em quintis de valores, dos dados de demografia e saúde calculados para as UDHs no âmbito do projeto Atlas Brasil: esperança de vida ao nascer (A), mortalidade infantil (B), mortalidade até 5 anos (C), probabilidade de sobrevivência até 40 anos (D), probabilidade de sobrevivência até 60 anos (E) e taxa de envelhecimento (F).

7.3.3. Os resultados de saúde nas diferentes tipologias de assentamentos urbanos

As correlações bivariadas entre os resultados de saúde, os resultados dos índices e o percentual das tipologias de assentamentos precários nas UDHS, avaliadas pelo teste χ^2 de *Pearson* para a significância bicaudal com nível de confiança de 90% e 95%, são apresentadas na Tabela 12. Os índices ISA e ISOC apresentaram correlações moderadas a muito fortes com as variáveis de saúde e demografia do projeto Atlas do Desenvolvimento Humano no Brasil, enquanto as correlações entre estas e o IAMB variaram entre fracas e moderadas. As correlações entre os três índices propostos e os riscos relativos de mortalidade infantil e pós-neonatal foram todas desprezíveis ($r < 0,30$), embora significativas ($p < 0,01$).

Assim como os resultados dos índices, os resultados de saúde também não foram normalmente distribuídos dentro dos grupos de tipologias urbanas, mesmo após tentativas de transformação dos valores pela raiz cúbica e pelo log. As estatísticas de Shapiro-Wilk e Kolmogorov-Smirnov para os riscos relativos de mortalidade infantil e pós-neonatal, nas tipologias de assentamento urbano, são apresentadas na Tabela 13 e demonstram a inexistência de valores de significância superiores a $p > 0,05$. Em decorrência, o teste de Kruskal-Wallis também foi utilizado para a identificação das diferenças dos postos médios dos resultados de saúde entre as tipologias de assentamento urbano.

As estatísticas resultantes do teste de Kruskal-Wallis são apresentadas na Tabela 14, tanto para os riscos relativos de mortalidade infantil e pós-neonatal, quanto para os resultados de saúde do Atlas do Desenvolvimento Humano no Brasil. O teste indicou a existência de diferença de postos médios significativa entre as tipologias de assentamento urbano para todos os resultados de saúde ($p < 0,001$, bicaudal), entre eles os riscos relativos das mortalidades infantil e pós-neonatal, os quais apresentaram os valores de $\chi^2(4) = 40,715$ e $\chi^2(4) = 34,842$, respectivamente. O valor mais elevado da estatística de Kruskal-Wallis para o risco relativo de mortalidade infantil indica que este é mais discrepante entre as tipologias de assentamentos urbanos, comparativamente ao risco relativo de mortalidade infantil pós-neonatal. Todavia, as estatísticas de Kruskal-Wallis foram bastante superiores para os resultados de saúde e demografia do Atlas do Desenvolvimento Humano no Brasil.

O teste *post hoc* de Dunn-Bonferroni, por sua vez, indicou que o risco relativo de mortalidade infantil foi significativamente diferente ($p \leq 0,001$) apenas entre a cidade formal e as favelas e entre a cidade formal e os loteamentos irregulares. O risco relativo de mortalidade infantil pós-neonatal, por sua vez, foi significativamente diferente ($p \leq 0,001$) apenas entre a

cidade formal e os loteamentos irregulares. Os resultados mais detalhados do teste Kruskal-Wallis e do *post hoc* Dunn-Bonferroni são apresentados no Apêndice A.

Os resultados do *post hoc* Dunn-Bonferroni destacam, ainda, os menores postos médios de mortalidade infantil e pós-neonatal na cidade formal, e os maiores nas UDHs com predominância dos cortiços (Tabela 15). Conforme havia sido observado anteriormente, na Tabela 8, essas duas tipologias apresentaram os maiores valores para os índices ISOC, IAMB e ISA, ou seja, as melhores condições socioambientais. Esse resultado pode ser um indicativo de que os índices não são representativos das áreas com predominância de cortiços.

Tabela 12: Correlação bivariada entre as tipologias de assentamentos precários, os índices propostos e os resultados em saúde.

	FAVELA (%)	LOTEAMENTO IRREGULAR (%)	NÚCLEO URBANIZADO (%)	CORTIÇO (%)	ISOC_0A1	IAMB_0A1	ISA_0A1	RR_MORTALIDADE_INFANTIL	RR_MORTALIDADE_POSNEONATAL	ESPERANÇA DE VIDA – ATLAS BRASIL	MORTALIDADE INFANTIL – ATLAS BRASIL	MORTALIDADE ATÉ 5 ANOS – ATLAS BRASIL	SOBREVIVÊNCIA ATÉ 40 ANOS – ATLAS BRASIL	SOBREVIVÊNCIA ATÉ 60 ANOS – ATLAS BRASIL
RR_MORTALIDADE_INFANTIL	,152**	-,023	,033	-,003	-,204**	-,164**	-,211**	1						
RR_MORTALIDADE_POSNEONATAL	,108**	,015	,027	-,006	-,196**	-,164**	-,206**	,577**	1					
ESPERANÇA DE VIDA – ATLAS BRASIL	-,530**	-,266**	-,135**	,045	,902**	,598**	,859**	-,186**	-,181**	1				
MORTALIDADE INFANTIL – ATLAS BRASIL	,537**	,260**	,138**	-,046	-,873**	-,609**	-,848**	,182**	,176**	-,995**	1			
MORTALIDADE ATÉ 5 ANOS – ATLAS BRASIL	,537**	,259**	,138**	-,046	-,873**	-,609**	-,849**	,182**	,176**	-,995**	1,000**	1		
SOBREVIVÊNCIA ATÉ 40 ANOS – ATLAS BRASIL	-,536**	-,260**	-,138**	,046	,877**	,608**	,850**	-,182**	-,177**	,996**	-,1,000**	-,1,000**	1	
SOBREVIVÊNCIA ATÉ 60 ANOS – ATLAS BRASIL	-,535**	-,263**	-,137**	,045	,888**	,604**	,854**	-,184**	-,179**	,999**	-,999**	-,999**	,999**	1
TAXA DE ENVELHECIMENTO – ATLAS BRASIL	-,433**	-,279**	-,106**	,038	,629**	,481**	,635**	-,123**	-,101**	,645**	-,630**	-,630**	,632**	,638**

Interpretação do valor modular do coeficiente de correlação r^2 de Pearson segundo Mukaka (2012):

0,90 ou mais – Muito forte

0,70 a 0,89 – Forte

0,50 a 0,69 – Moderada

0,30 a 0,49 – Fraca

0,00 a 0,29 – Desprezível

** Correlação significativa no nível 0,01 (bicaudal).

* Correlação significativa no nível 0,05 (bicaudal).

Tabela 15: Postos médios para os riscos relativos de mortalidade infantil e pós-neonatal no teste Dunn-Bonferroni entre as tipologias de assentamento urbano.

Indicador	Tipologia urbana	N	Postos médios
Risco relativo de mortalidade infantil	<i>Cidade formal</i>	743	720,63
	<i>Favela</i>	324	889,36
	<i>Loteamento irregular</i>	429	842,51
	<i>Núcleo urbanizado</i>	68	854,73
	<i>Cortiço</i>	29	913,22
Risco relativo de mortalidade infantil pós-neonatal	<i>Cidade formal</i>	743	730,42
	<i>Favela</i>	324	815,71
	<i>Loteamento irregular</i>	429	871,14
	<i>Núcleo urbanizado</i>	68	893,11
	<i>Cortiço</i>	29	971,57

7.4. Aplicação dos índices para os estudos de saúde

7.4.1. *O papel dos contextos socioeconômico e do ambiente na configuração espacial da taxa de envelhecimento*

Os modelos de regressão estatística desenvolvidos para a compreensão do papel exercido pelos contextos socioeconômico e do ambiente na configuração espacial da taxa de envelhecimento incluíram apenas uma variável independente, sendo estas os índices propostos (ISOC, IAMB e ISA) e o IDH-M. O desenvolvimento dos modelos utilizando o IDH-M como variável independente teve como objetivo a comparação do desempenho entre a medida de privação mais utilizada pelos estudos nacionais e os índices propostos na explicação dos padrões espaciais dos resultados de saúde. Os resultados mais detalhados dos modelos são apresentados no Apêndice C.

Enquanto os modelos OLS apresentaram dependência espacial dos resíduos ($p < 0,05$), esta não persistiu nos modelos análogos GWR e MGWR (Tabela 16). Verificou-se, pelos menores valores do Critério de Akaike (AIC, no acrônimo em inglês), que os modelos GWR apresentaram melhores desempenhos, comparativamente aos modelos OLS e MGWR análogos, à exceção do modelo que teve o IAMB como variável explicativa individual (Tabela 16). Neste caso, o modelo MGWR apresentou o menor valor de AIC, no entanto os valores AIC para os modelos GWR e MGWR foram muito similares, bem como o valor de R^2 ajustado (Tabela 16). O resultado sugere que os fatores da habitação e do seu ambiente de entorno

influenciam a taxa de envelhecimento através de múltiplas escalas intraurbanas, enquanto a influência do contexto socioeconômico do lugar é mais evidente em localidades que abrangem entre 45 e 47 UDHs – largura de banda otimizada em todos os modelos GWR.

Entre os modelos GWR, o maior ajuste foi obtido pelo modelo que teve como variável independente o ISA, seguidos pelos modelos que tiveram como variável independente o IAMB, IDH-M e ISOC, respectivamente. Os modelos GWR foram capazes de explicar entre 59,8% e 64,6% do padrão espacial da taxa de envelhecimento, conforme indicado pelos valores de R^2 ajustado na Tabela 16.

Na Figura 25 são apresentados, na forma de mapas coropléticos, a taxa de envelhecimento observada e os resultados dos modelos GWR desenvolvidos (taxa de envelhecimento explicada, coeficiente de determinação R^2 local e coeficiente β da variável independente). A melhoria dos contextos socioeconômico, do ambiente e socioambiental apresentou relação direta com a taxa de envelhecimento. Apenas algumas poucas unidades espalhadas pela área de estudo apresentaram relação inversa entre os coeficientes β dos índices e a taxa de envelhecimento, sendo estas representadas em azul na Figura 25. A inclusão do contexto do ambiente permitiu um melhor ajuste dos modelos GWR, sobretudo nas áreas periféricas localizadas no Leste, conforme evidenciado pela comparação visual dos coeficientes de determinação R^2 na cidade entre os modelos que incluíram as variáveis explicativas ISOC, IAMB e ISA.

Tabela 16: Resultados dos modelos de regressão OLS, GWR e MGWR, desenvolvidos para a explicação da taxa de envelhecimento no Município de São Paulo – valores de R^2 global ajustado, AIC, coeficiente I de Moran para o resíduo padronizado e o seu respectivo p-valor.

Variáveis explicativas	Modelo	R^2 ajustado	AIC	I. de Moran	p-valor
IDH-M	OLS	0,407	3690,758	0,117	-0,003
	GWR	0,618	3165,448	0,000	0,598
	MGWR	0,615	3180,118	-0,004	0,412
ISOC	OLS	0,381	3758,638	0,127	0,000
	GWR	0,598	3246,514	-0,003	0,524
	MGWR	0,596	3258,831	-0,004	0,307
IAMB	OLS	0,298	3960,832	0,207	0,000
	GWR	0,624	3130,661	0,006	0,071
	MGWR	0,626	3128,605	0,005	0,169
ISA	OLS	0,443	3591,850	0,139	0,000
	GWR	0,646	3039,161	0,001	0,578
	MGWR	0,640	3053,019	0,001	0,711

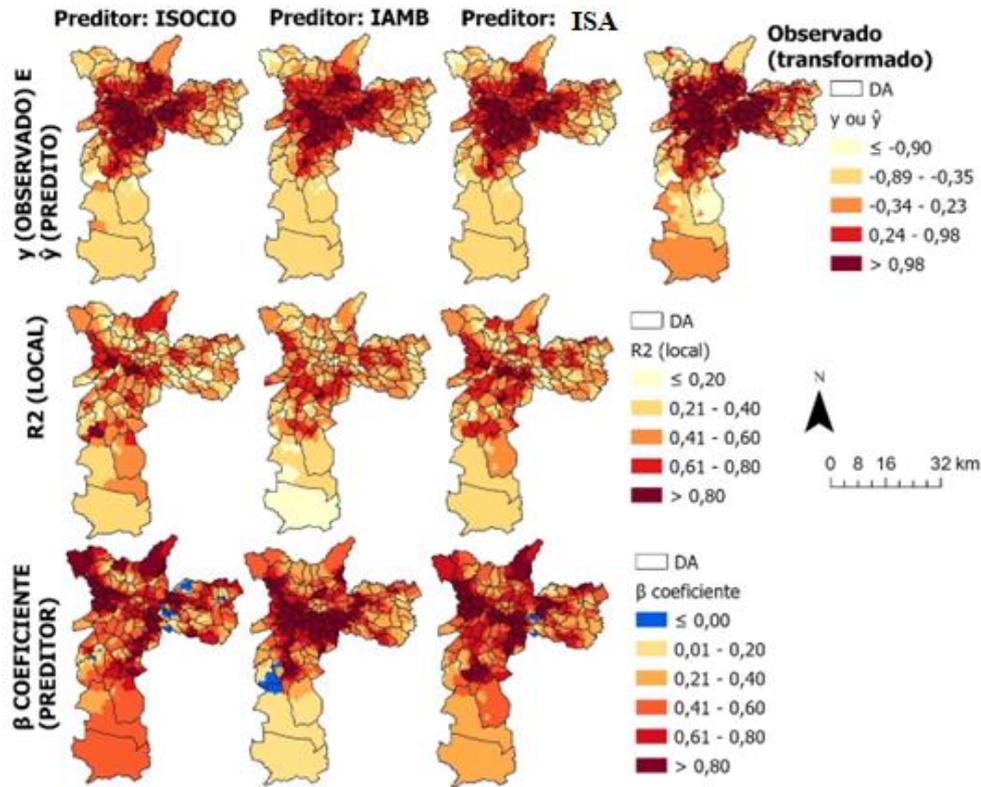


Figura 25: Mapas coropléticos da taxa de envelhecimento observada e dos resultados dos modelos GWR – taxa de envelhecimento explicada, coeficiente de determinação R^2 local e coeficiente β para a variável independente.

7.4.2. O papel dos contextos socioeconômico e do ambiente na configuração espacial dos riscos de mortalidades infantil e pós-neonatal

Os modelos de regressão estatística desenvolvidos para a compreensão do papel exercido pelos contextos socioeconômico e do ambiente na configuração espacial dos riscos de mortalidade infantil e de mortalidade pós-neonatal incluíram uma ou mais variáveis independentes. Primeiro foram desenvolvidos modelos OLS, GWR e MGWR, utilizando cada um dos índices propostos como variável independente e cada um dos riscos relativos de mortalidade (mortalidade infantil e pós-neonatal) como variável dependente. Embora o ISA incorpore os resultados de ISOC e de IAMB, combinados pela média aritmética simples, optou-se pela inclusão de um novo modelo que incluísse ambos os índices como variáveis independentes, uma vez que testes preliminares indicaram que a inclusão dos dois índices em modelos de regressão linear não produz multicolinearidade relevante ($VIF = 1,39$). Adicionalmente, foram gerados outros três modelos para a explicação de cada um dos dois riscos relativos de

mortalidade estudados, os quais incluíram os seguintes conjuntos de variáveis independentes: I) as seis variáveis retidas no ISOC, II) as seis variáveis retidas no IAMB e III) as doze variáveis retidas no ISOC e no IAMB, em conjunto. O teste de multicolinearidade entre as variáveis independentes utilizadas em cada modelo indicou $VIF > 10$ para as variáveis de pobreza (PPOB) e de escolaridade (FUND18M) nos modelos contendo I) as variáveis socioeconômicas ($VIF = 17,58$ para PPOB e $VIF = 12,44$ para FUND18M) e II) as variáveis socioambientais ($VIF = 20,06$ para PPOB e $VIF = 12,58$ para FUND18M). Devido à alta multicolinearidade verificada, os modelos que incluíam a variável de pobreza (PPOB) foram ajustados através da exclusão dessa variável. Após o ajuste, os modelos contendo as variáveis socioeconômicas e socioambientais apresentaram valores máximos de multicolinearidade para a variável renda, a qual em ambos os casos apresentou o valor de $VIF = 5,48$.

A fim de atender as premissas do modelo OLS, foram aplicados os testes de normalidade, os quais apontaram para a necessidade de transformação das variáveis dependentes dos modelos (riscos relativos de mortalidades infantil e pós-neonatal). No entanto, a normalidade das distribuições dos riscos relativos para as mortalidades analisadas não foi atingida após a transformação dos valores pelas técnicas mais utilizadas em conjuntos de dados com assimetria positiva (logaritmo, raiz quadrada e raiz cúbica), o que foi constatado por meio da análise visual dos histogramas e através do teste Kolmogorov-Smirnov. Portanto, os riscos relativos das mortalidades estudadas não apresentaram normalidade, o que comprometeu os ajustes dos modelos OLS. Por outro lado, os modelos locais GWR e MGWR, por incluírem um grande número de regressões OLS, desenvolvidas para diferentes subconjuntos de unidades espaciais adjacentes, foram aplicados com o intuito de ampliar a compreensão sobre a importância local dos índices propostos no território municipal.

Nas Tabela 17 e Tabela 18 são apresentados os resultados dos modelos de regressão estatística OLS, GWR e MGWR utilizados para a explicação das mortalidades infantil e pós-neonatal, respectivamente, sendo estes os valores do coeficiente de determinação R^2 global ajustado, AIC, coeficiente I. de Moran para o resíduo padronizado e o seu respectivo p-valor.

No geral, os modelos MGWR apresentaram os melhores desempenhos, comparativamente aos modelos análogos, o que foi verificado pelos menores valores de AIC. No caso dos modelos que incorporaram a mortalidade infantil como o desfecho, a exceção foi verificada para o conjunto dos modelos análogos que utilizaram o ISOC como variável explicativa individual, entre os quais o modelo GWR apresentou o menor valor de AIC. No caso dos modelos construídos para a explicação da mortalidade infantil pós-neonatal, a partir das mesmas variáveis explicativas, as exceções foram os conjuntos de modelos análogos que utilizaram as

doze variáveis socioambientais e os modelos que utilizaram as variáveis socioeconômicas – antes ou após a exclusão da variável de pobreza. Do outro lado, os piores desempenhos foram verificados para os modelos OLS, à exceção do modelo OLS aplicado à explicação do risco relativo de mortalidade infantil pós-neonatal que considerou como variáveis independentes as variáveis socioeconômicas, antes ou após a exclusão da variável de pobreza.

Portanto, assim como já havia sido observado nos modelos para a explicação da taxa de envelhecimento, os resultados indicam que, enquanto o IAMB influencia a mortalidade infantil através de múltiplas escalas espaciais, a influência do ISOC é mais notória na escala que agrega aproximadamente 110 UDHS. Efeitos multiescalares também foram encontrados a partir da aplicação de modelos MGWR para a explicação de outros desfechos. Mansour *et al.* (2021) também observaram melhores ajustes e desempenhos gerais dos modelos MGWR, em comparação aos modelos GWR, para a explicação da taxa de incidência de COVID-19 por determinantes sociodemográficos (densidade populacional, número de leitos hospitalares, população com 65 anos de idade ou mais e taxa da população com diabetes). Fotheringham, Li e Wolf (2021), ao utilizaram um modelo MGWR, encontraram que os determinantes da escolha dos eleitores influenciaram as preferências destes em diferentes escalas espaciais na eleição presidencial de 2016 dos Estados Unidos. No mesmo estudo, Fotheringham, Li e Wolf (2021) permitiram, pela primeira vez, a separação entre o papel do contexto espacial e o papel de outros determinantes socioeconômicos na formação das preferências dos eleitores.

Entre os modelos desenvolvidos para a explicação da mortalidade infantil, o menor AIC foi verificado para o modelo MGWR que incorporou como variáveis explicativas as variáveis socioambientais, sem a exclusão da variável de pobreza. No caso dos modelos desenvolvidos para a explicação da mortalidade infantil pós-neonatal, o menor AIC correspondeu ao modelo GWR que também incorporou como variáveis explicativas as variáveis socioambientais, anteriormente à exclusão da variável de pobreza. Devido à multicolinearidade relevante encontrada entre as variáveis independentes no modelo contendo as variáveis socioambientais, os modelos selecionados pelo melhor desempenho para ambos os desfechos de mortalidade estudados, seguindo o critério de menor AIC, foram os modelos MGWR que incorporaram as variáveis socioambientais, após a eliminação da variável de pobreza, como variáveis explicativas. Ressalta-se que foram notórios os maiores valores do coeficiente de determinação R^2 ajustado nos modelos GWR e MGWR que incorporaram como variáveis explicativas as variáveis do ambiente e as variáveis socioambientais, com ou sem a exclusão da variável de pobreza, relativamente aos demais. Por outro lado, os modelos MGWR selecionados apresentaram autocorrelação espacial significativa dos resíduos padronizados, o que aponta para a

possível existência de variáveis externas que poderiam vir a auxiliar na compreensão dos padrões espaciais dos riscos relativos das mortalidades infantil e pós-neonatal, caso fossem incorporadas nos modelos.

Como alternativa à seleção dos modelos pelo critério AIC, foram também selecionados, para a análise em maior detalhe por meio do mapeamento dos resultados da regressão espacial, os modelos que não apresentaram autocorrelação espacial dos resíduos padronizados. Apenas dois modelos não apresentaram autocorrelação espacial dos resíduos padronizados (p -valor $> 0,05$) para nenhum dos dois desfechos de mortalidade analisados, sendo estes os modelos MGWR que incorporaram como variáveis explicativas os índices socioeconômico (ISOC) e do ambiente (IAMB), isoladamente. Estes modelos, no entanto, apresentaram ajustes muito inferiores (R^2 ajustado $\leq 19,5$, em todos os casos) comparativamente aos modelos MGWR selecionados pelo critério AIC (R^2 ajustado $\geq 43,0$ em ambos os casos), sobretudo os modelos que utilizaram o ISOC como variável explicativa individual (R^2 ajustado $\leq 5,5$, em ambos os casos).

É evidente o maior poder explicativo das componentes do ambiente relativamente às componentes socioeconômicas nos modelos GWR e MGWR, tanto para o desfecho da mortalidade infantil quanto para o desfecho da mortalidade infantil pós-neonatal. Entre os modelos GWR e MGWR desenvolvidos para a variável dependente de risco relativo de mortalidade infantil, apenas aqueles que incorporaram as variáveis retidas no índice do ambiente e o conjunto das variáveis socioambientais (com ou sem a variável de pobreza) explicaram mais de 50% da variância observada (entre 51,3% e 57,6%), enquanto os demais modelos GWR e MGWR explicaram apenas entre 5,5% e 24%. Na explicação do risco relativo de mortalidade infantil pós-neonatal, os mesmos três modelos apresentaram os melhores valores de ajuste, e explicaram entre 41,2% e 51,4% da variância observada, enquanto os demais modelos GWR e MGWR explicaram apenas entre 3,8% e 25,4%. Os melhores ajustes proporcionados pela inclusão das componentes do contexto do ambiente, em detrimento às componentes do contexto socioeconômico, podem ser facilmente observados pela comparação dos valores de R^2 ajustado entre os modelos.

No geral, os piores potenciais explicativos dos modelos GWR para a mortalidade infantil ($R^2 < 50\%$) foram verificados para os modelos que incluíram a variável explicativa I) ISOC, seguido pelos modelos com as variáveis explicativas II) variáveis retidas no ISOC (sem PPOB), III) ISA, IV) IAMB, V) variáveis retidas no ISOC (com PPOB) e VI) ISOC e IAMB, respectivamente. Para os modelos MGWR desenvolvidos para a explicação da mortalidade infantil, os piores ajustes ($R^2 < 50\%$) foram verificados nos modelos que incluíram a

variável explicativa I) ISOC, II) ISA, III) variáveis retidas no ISOC (com ou sem a exclusão da variável de pobreza), IV) IAMB e V) ISOC e IAMB, respectivamente.

Entre os modelos aplicados à explicação do risco relativo de mortalidade infantil pós-neonatal, os piores ajustes entre os modelos GWR ($R^2 < 40\%$) foram verificados para aqueles que incorporaram as variáveis independentes I) variáveis retidas no ISOC (sem PPOB), II) ISOC, III) variáveis retidas no ISOC (com PPOB), IV) ISA, V) IAMB e VI) ISOC e IAMB, respectivamente. Para os modelos MGWR desenvolvidos para a explicação da mortalidade infantil pós-neonatal, os piores ajustes ($R^2 < 40\%$) foram verificados para os modelos que incluíram I) as variáveis explicativas retidas no ISOC (com ou sem PPOB), seguido pelos modelos com a variável explicativa II) ISOC, III) ISA, IV) IAMB e, por último, o modelo com as variáveis V) ISOC e IAMB, respectivamente.

A análise dos ajustes dos modelos, medidos através do coeficiente de determinação R^2 ajustado, corrobora a hipótese 2, segundo a qual o potencial explicativo dos padrões espaciais dos resultados de saúde na cidade é aumentado pela adição do contexto do ambiente da moradia e do seu entorno, em detrimento ao uso exclusivo do contexto socioeconômico do lugar. A hipótese 2 afirma ainda que o efeito do contexto do ambiente é maior para a mortalidade pós-neonatal, tendo em vista o maior condicionamento das crianças ao ambiente de moradia e ao seu entorno no período pós-neonatal. Na comparação entre os coeficientes R^2 ajustado dos modelos GWR e MGWR que utilizaram o ISOC e o IAMB como variáveis explicativas, é possível notar que entre os modelos com o ISOC, os melhores ajustes foram verificados para o risco relativo de mortalidade infantil, enquanto entre os modelos com o IAMB os melhores ajustes foram verificados para o risco relativo de mortalidade infantil pós-neonatal.

Relativamente aos resultados de autocorrelação espacial dos resíduos padronizados, é possível concluir que, apesar dos bons ajustes e desempenhos encontrados para os modelos contendo as variáveis socioambientais, a presença de autocorrelação nos resíduos pode indicar a ausência de uma variável explicativa chave nos modelos. Uma importante componente que pode influenciar os resultados de saúde, e que não foi considerada nesse estudo, é a acessibilidade geográfica aos serviços de saúde. Embora muitos fatores socioeconômicos sejam indicadores de acessibilidade, por exemplo a renda e a educação, a acessibilidade geográfica é o ponto inicial para a utilização – também referida como “acesso realizado” – dos serviços de saúde oferecidos, bem como um dos principais gargalos da equidade em saúde (LITAKER; LOVE, 2005; SANTANA, 2014). Para que haja equidade em saúde, é fundamental que o acesso e a utilização sejam proporcionais às necessidades em saúde da população. Bugelli *et al.* (2021) verificaram, através de uma revisão de escopo, que as desigualdades no acesso à

saúde tiveram implicações importantes para os resultados da mortalidade infantil no Brasil, durante o período de 2010 a 2020.

Tabela 17: Resultados dos modelos de regressão OLS, GWR e MGWR, desenvolvidos para a explicação do risco relativo de mortalidade infantil – valores de R^2 global ajustado, AIC, coeficiente I. de Moran para o resíduo padronizado e o seu respectivo p-valor.

Variáveis explicativas	Modelo	R² Ajustado	AIC	I. de Moran	p- valor
<i>ISOC</i>	OLS	0,041	4457,182	0,006	0,079
	GWR	0,093	4440,857	-0,012	0,002
	MGWR	0,055	4451,133	-0,005	0,211
<i>IAMB</i>	OLS	0,026	4481,055	0,013	0,000
	GWR	0,162	4360,167	-0,016	0,000
	MGWR	0,183	4312,687	-0,007	0,101
<i>ISA</i>	OLS	0,044	4452,419	0,008	0,031
	GWR	0,148	4381,382	-0,015	0,000
	MGWR	0,136	4377,124	-0,007	0,089
<i>ISOC E IAMB</i>	OLS	0,045	4451,781	0,007	0,054
	GWR	0,240	4317,494	0,004	0,255
	MGWR	0,194	4278,933	0,004	0,226
<i>VARIÁVEIS RETIDAS NO ÍNDICE SOCIOECONÔMICO</i>	OLS	0,050	4435,992	0,005	0,114
	GWR	0,179	4351,072	-0,011	0,008
	MGWR	0,177	4322,086	0,004	0,240
<i>VARIÁVEIS RETIDAS NO ÍNDICE SOCIOECONÔMICO (SEM PPOB)</i>	OLS	0,045	4454,182	0,005	0,101
	GWR	0,141	4422,487	0,006	0,101
	MGWR	0,154	4375,744	0,004	0,249
<i>VARIÁVEIS RETIDAS NO ÍNDICE DO AMBIENTE</i>	OLS	0,047	4452,428	0,016	0,000
	GWR	0,528	3684,996	0,024	0,000
	MGWR	0,513	3637,821	0,027	0,000
<i>VARIÁVEIS RETIDAS NO ÍNDICE SOCIOAMBIENTAL</i>	OLS	0,065	4417,148	0,007	0,050
	GWR	0,576	3612,255	0,008	0,019
	MGWR	0,527	3573,816	0,013	0,000
<i>VARIÁVEIS RETIDAS NO ÍNDICE SOCIOAMBIENTAL (SEM PPOB)</i>	OLS	0,063	4430,122	0,007	0,037
	GWR	0,573	3621,158	0,007	0,039
	MGWR	0,526	3587,725	0,014	0,000

Tabela 18: Resultados dos modelos de regressão OLS, GWR e MGWR, desenvolvidos para a explicação do risco relativo de mortalidade infantil pós-neonatal – valores de R^2 global ajustado, AIC, coeficiente I. de Moran para o resíduo padronizado e o seu respectivo p-valor.

Variáveis explicativas	Modelo	R^2 Ajustado	AIC	I. de Moran	p- valor
<i>ISOC</i>	OLS	0,038	4462,584	0,008	0,019
	GWR	0,053	4455,716	-0,002	0,727
	MGWR	0,048	4455,532	-0,002	0,665
<i>IAMB</i>	OLS	0,026	4481,124	0,012	0,001
	GWR	0,181	4329,316	-0,014	0,000
	MGWR	0,195	4280,308	0,002	0,485
<i>ISA</i>	OLS	0,042	4455,770	0,009	0,012
	GWR	0,161	4366,708	-0,014	0,000
	MGWR	0,179	4351,773	-0,011	0,007
<i>ISOC E IAMB</i>	OLS	0,042	4456,071	0,009	0,015
	GWR	0,254	4302,578	0,011	0,002
	MGWR	0,224	4251,055	0,009	0,008
<i>VARIÁVEIS RETIDAS NO ÍNDICE SOCIOECONÔMICO</i>	OLS	0,037	4457,593	0,009	0,015
	GWR	0,058	4462,418	0,010	0,008
	MGWR	0,038	4463,427	0,009	0,014
<i>VARIÁVEIS RETIDAS NO ÍNDICE SOCIOECONÔMICO (SEM PPOB)</i>	OLS	0,037	4467,853	0,008	0,017
	GWR	0,036	4474,569	0,009	0,015
	MGWR	0,038	4473,575	0,009	0,015
<i>VARIÁVEIS RETIDAS NO ÍNDICE DO AMBIENTE</i>	OLS	0,036	4470,144	0,011	0,001
	GWR	0,436	3967,279	0,019	0,000
	MGWR	0,412	3900,644	0,018	0,000
<i>VARIÁVEIS RETIDAS NO ÍNDICE SOCIOAMBIENTAL</i>	OLS	0,050	4442,378	0,009	0,010
	GWR	0,514	3828,833	0,013	0,000
	MGWR	0,433	3848,113	0,012	0,001
<i>VARIÁVEIS RETIDAS NO ÍNDICE SOCIOAMBIENTAL (SEM PPOB)</i>	OLS	0,050	4451,286	0,009	0,009
	GWR	0,502	3869,060	0,012	0,002
	MGWR	0,430	3861,194	0,013	0,000

Com base no melhor desempenho dos modelos, medido pelo critério de AIC, e na ausência de autocorrelação espacial entre os resíduos padronizados, optou-se pela representação visual, através de mapas coropléticos, dos resultados dos seguintes modelos: I) modelos MGWR contendo as variáveis socioambientais, após a exclusão da variável de pobreza, II) modelos MGWR contendo o índice ISOC e III) modelos MGWR contendo o índice IAMB. Os resultados mais detalhados dos modelos são apresentados no Apêndice C. Os mapas dos resultados dos modelos selecionados são apresentados na Figura 26, para a explicação da mortalidade infantil, e na Figura 27, para a explicação da mortalidade infantil pós-neonatal.

Os resultados explicados pelos modelos contendo o ISOC ou o IAMB apresentam, sobretudo, os maiores valores no quadrante Sudoeste da cidade (distritos de Pinheiros, Moema, Jardim Paulista, Campo Belo, Santo Amaro, entre outros), próximo ao centro da cidade,

com uma piora gradual dos valores em direção à periferia – ainda mais evidentes nos modelos que utilizam o ISOC como variável explicativa. Além disso, os modelos destacam as unidades representadas pelos valores intermediários, representados em laranja, na área central onde há uma maior concentração dos cortiços (distritos de Brás, Belém, entre outros). Destaca-se, no entanto, que os modelos que utilizaram o ISOC ou o IAMB como variável explicativa individual, para ambos os desfechos de mortalidade, não representaram adequadamente os valores mais altos (demarcados em vermelho) dos riscos relativos de mortalidade infantil e pós-neonatal.

No caso dos modelos que utilizaram as variáveis socioambientais, após a exclusão da variável de pobreza, também foram estimados menores riscos para as mortalidades no quadrante Sudoeste, em localidades próximas ao centro do município, todavia não foram evidentes os maiores riscos nas áreas dos distritos com predominância de cortiços, ou nas suas adjacências. Esses modelos também não representaram muito bem os valores mais elevados (representados em vermelho no mapa dos valores observados), enquanto foi observado um aumento dos valores no quintil intermediário (representados em amarelo). Os resultados dos modelos que utilizaram as variáveis socioambientais, após a exclusão da variável de pobreza, não apresentaram um padrão centro-periferia tão evidente quanto os modelos que utilizaram o ISOC ou o IAMB como variável explicativa individual.

Os ajustes dos modelos contendo o ISOC ou o IAMB como variável explicativa individual das mortalidade infantil e pós-neonatal foram, de modo geral, maiores em áreas do Centro, do Centro-Norte e do Leste, o que pode ser observado nos mapas dos coeficientes R^2 local. No caso específico do modelo que utilizou a variável explicativa IAMB, para a explicação da mortalidade pós-neonatal, foram também observados melhores ajustes em áreas no Sul, enquanto não foram observados valores altos de ajuste no Centro-Norte. Os modelos que utilizaram as variáveis socioambientais, à exceção da variável de pobreza, apresentaram valores de ajuste bastante superiores aos dos modelos que utilizaram o ISOC ou o IAMB como variável explicativa individual. A grande divergência dos valores de R^2 local, entre os modelos contendo as diferentes variáveis explicativas, impossibilitou o uso de uma mesma escala de valores nos mapas, o que dificulta a análise comparativa entre os resultados.

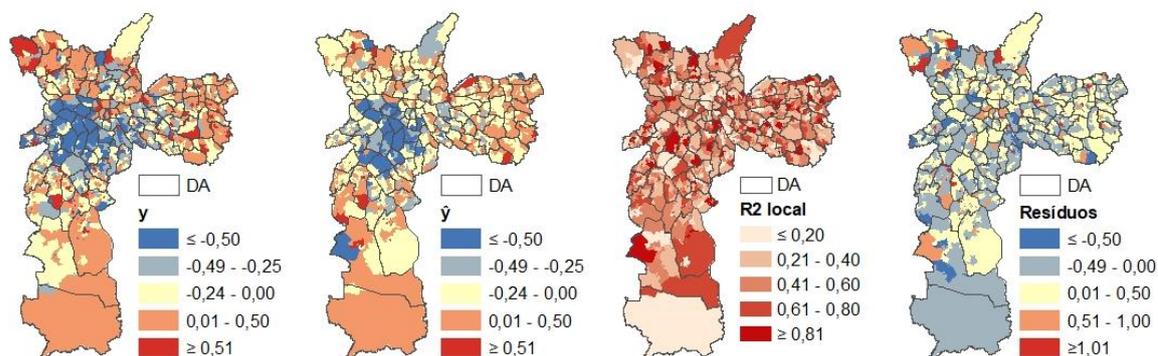
Enquanto os modelos contendo as variáveis socioambientais retidas nos índices, à exceção da variável de pobreza, explicaram mais de 20% da variância dos riscos das mortalidades na maior parte do território, os demais modelos apresentaram ajustes inferiores a esse valor na maior parte do território. No caso do modelo contendo o ISOC como variável inde-

pendente para a explicação da mortalidade infantil pós-neonatal, o valor máximo de ajuste foi de apenas 13%.

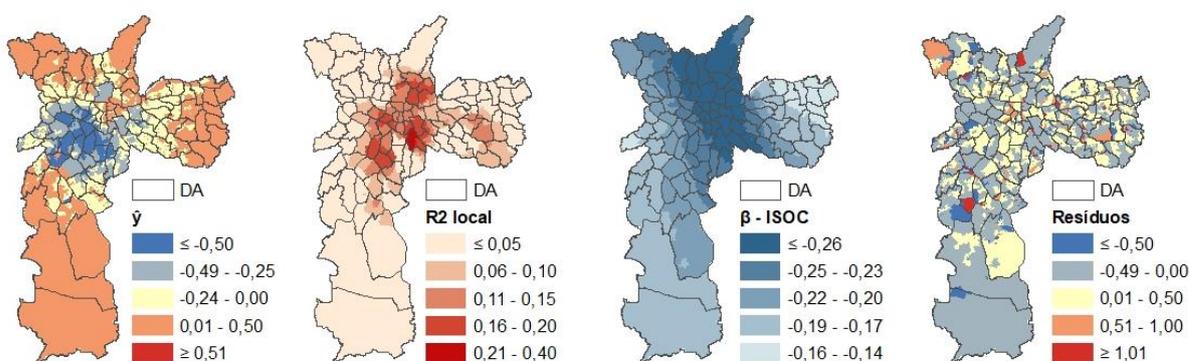
Nos modelos com apenas uma variável explicativa, os mapas dos coeficientes R^2 local e β acabam sendo um pouco redundantes. Todavia, os últimos foram mapeados para indicar os locais onde a relação entre as variáveis explicativas e explicadas ocorreu de forma direta ou inversa. Para os modelos contendo o ISOC como variável individual explicativa, verificou-se que a melhora das condições socioeconômicas (maiores valores de ISOC) esteve associada, necessariamente, aos menores riscos de mortalidade infantil e pós-neonatal. Por outro lado, para os modelos contendo o IAMB como variável explicativa individual, foram verificadas áreas tanto com associação direta quanto inversa. As áreas com associação direta entre o IAMB e as mortalidades foram encontradas, inclusive, em distritos com predominância da tipologia favela, destacando-se as áreas de favela dos distritos de Capão Redondo, Penha, entre outros. Este resultado é mais um indicativo da complexidade de incorporação dos dados do ambiente para o estudo das iniquidades em saúde. Por fim, chama a atenção a similaridade visual dos mapas dos resíduos entre os três modelos aplicados para a explicação de cada um dos desfechos. Todavia, enquanto os modelos contendo o ISOC e o IAMB não apresentaram autocorrelação espacial dos resíduos padronizados, o contrário foi observado para os modelos contendo as variáveis socioambientais (sem a variável PPOB).

A literatura científica tem mostrado que a redução das desigualdades em saúde, bem como da mortalidade infantil, em específico, depende de políticas direcionadas aos bairros de baixa renda. Gusmano et al. (2023) investigaram, através de uma análise longitudinal de dados em painel, até que ponto o aumento do uso dos serviços de saúde e as melhorias nas condições econômicas e sociais estavam associados às reduções da mortalidade infantil nos distritos do Município de São Paulo entre 2003 e 2013. Segundo Gusmano et al. (2023), as melhorias nas condições sociais foram mais fortemente associadas ao declínio da mortalidade infantil do que o aumento no uso dos serviços de saúde entre os bairros de baixa renda de São Paulo, uma vez que a redução da mortalidade infantil devido aos investimentos em saúde foi mais evidente para os moradores dos bairros de média e alta renda.

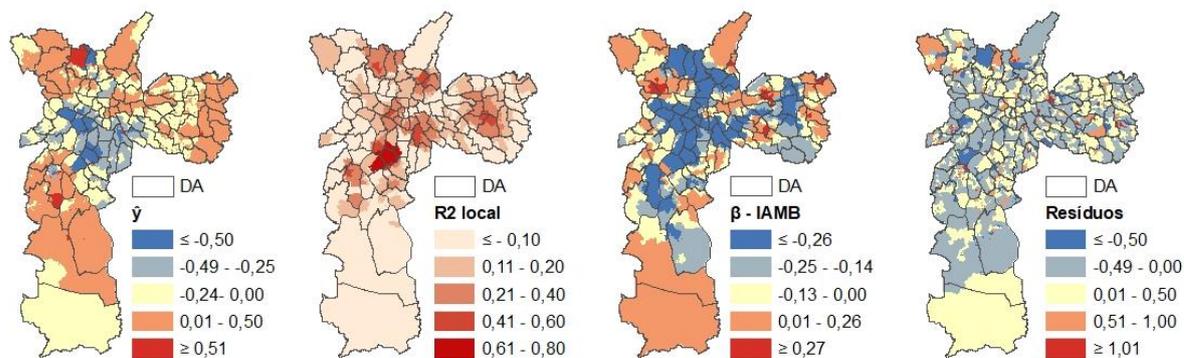
Variáveis explicativas: variáveis socioambientais, à exceção da variável de pobreza.



Variável explicativa: ISOC.



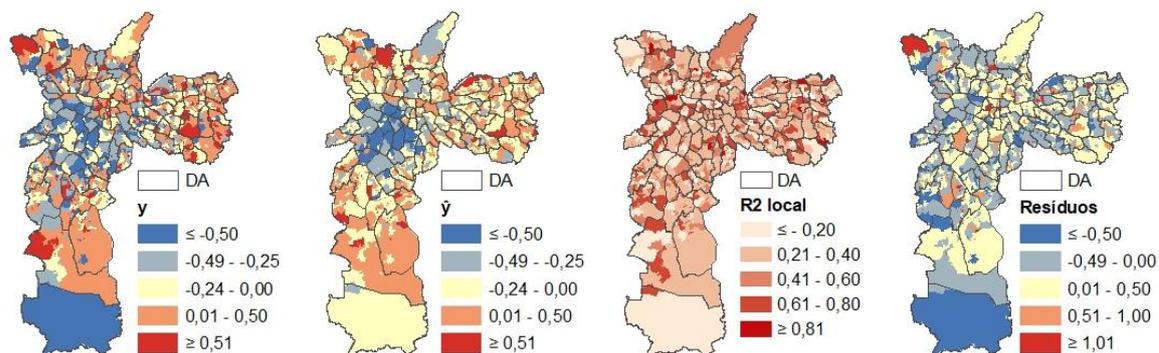
Variável explicativa: IAMB.



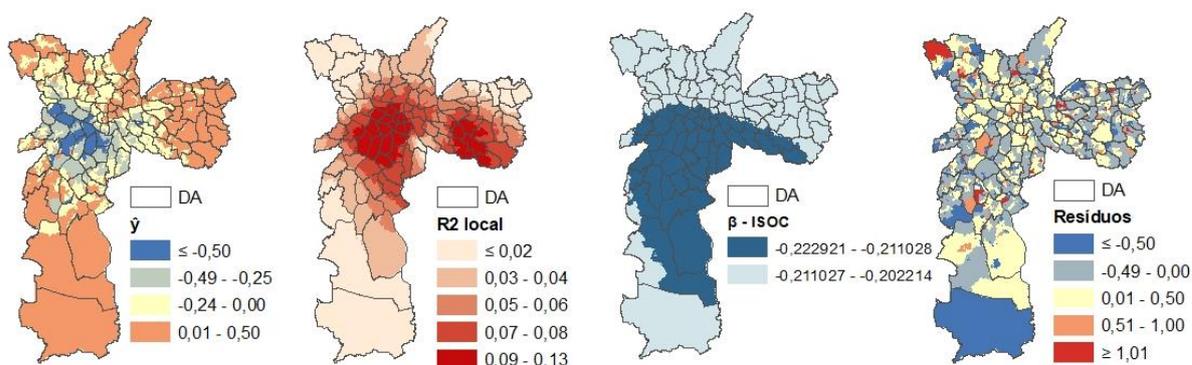
0 5 10 20 30 40 km
Sistema de Coordenadas Geográficas
SIRGAS 2000 UTM, FUSO 23 S

Figura 26: Resultados dos modelos MGWR para a explicação do risco relativo de mortalidade infantil: valores observados (y), valores explicados (\hat{y}), coeficientes de determinação local (R^2 local), resíduos padronizados e coeficientes β para as variáveis explicativas.

Variável explicativa: variáveis socioambientais, à exceção da variável de pobreza.



Variável explicativa: ISOC.



Variável explicativa: IAMB.

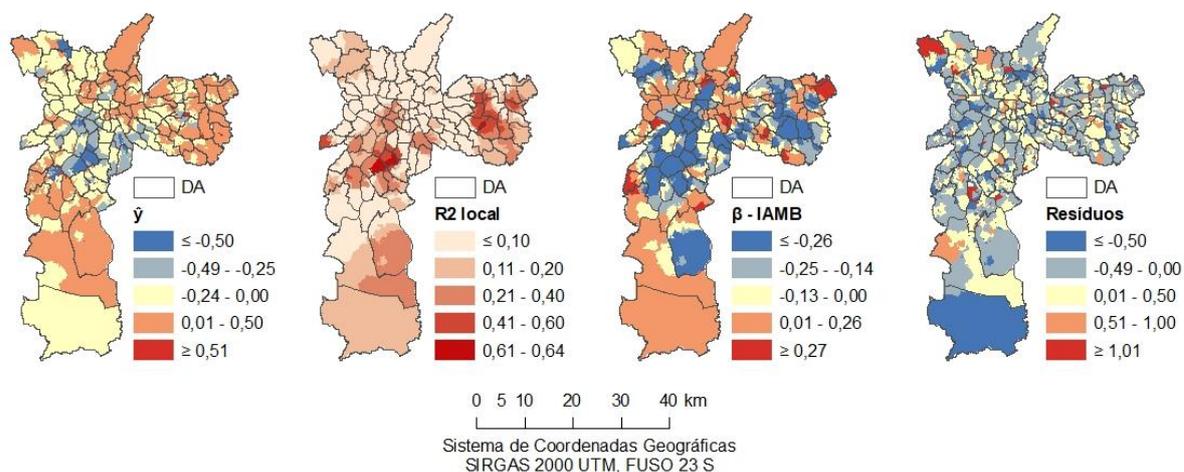


Figura 27: Resultados dos modelos MGWR para a explicação do risco relativo de mortalidade infantil pós-neonatal: valores observados (y), valores explicados (\hat{y}), coeficientes de determinação local (R^2 local), resíduos padronizados e coeficientes β para as variáveis explicativas.

7.5. Limitações do estudo

Inevitavelmente, a abordagem proposta possui limitações que merecem uma discussão mais aprofundada. Primeiramente, o local de residência foi considerado como a área de ocorrência das exposições mais relevantes para a saúde, todavia os indivíduos podem passar a maior parte do seu tempo em outras áreas, conforme observado por Ribeiro, de Fátima de Pina e Mitchell (2015).

Em segundo lugar, a última base de dados completa do Censo Demográfico Brasileiro está disponível para o ano de 2010. O novo censo decenal está sendo realizado, mas apenas alguns dados preliminares foram publicados até o momento. Embora os dados censitários utilizados possam ser considerados desatualizados, a eficácia do seu uso depende do desfecho de saúde analisado, uma vez que o intervalo de tempo entre a exposição aos fatores de risco e a manifestação dos seus efeitos, representadas por desfechos em saúde específicos, pode variar amplamente (LYNCH *et al.*, 2005). Além disso, uma revisão de escopo sobre medidas de privação utilizadas em estudos nacionais, realizada por Ichihara *et al.* (2018), indicou uma limitação de estudos realizados para pequenas áreas e que tenham utilizado os dados do Censo Demográfico de 2010 no Brasil.

Também é importante reconhecer que algumas variáveis do contexto do ambiente urbano que, conceitualmente, possuem grande impacto na saúde dos moradores, não foram retidas no Índice do Ambiente após as etapas de ACP, por exemplo os poluentes atmosféricos e a cobertura arbórea. Isso pode estar relacionado à maior independência dos fatores ambientais aos limites físicos e às distinções sociais, conforme afirma Romero-Lankao *et al.* (2013). Destaca-se que apenas as variáveis de poluição do ar, risco geológico e arborização urbana, utilizadas no presente estudo, não foram coletadas de forma padronizada pelo Censo Demográfico e que, entre estas, apenas o risco geológico foi mantido no Índice do Ambiente após a redução das variáveis por meio de ACP. Normalmente, no contexto das cidades brasileiras, as áreas de risco geológico e os assentamentos precários coincidem, mas as relações entre estes e a poluição do ar ou a arborização parecem ser mais complexas.

Adicionalmente, espera-se que ocorram diferenças nos níveis de vulnerabilidade, não apenas entre as tipologias urbanas, conforme demonstrado neste estudo, mas também internamente a cada tipologia. No Município de São Paulo, a proximidade dos assentamentos precários com diferentes segmentos urbanos fez com que distintos perfis socioeconômicos fossem gerados no território (PASTERNAK; D'OTTAVIANO, 2016). Marques (2014)

observou a crescente presença de áreas exclusivas de elite e a popularização do centro histórico no Município de São Paulo, por outro lado, identificou a presença de áreas intermediárias e periféricas cada vez mais heterogêneas socialmente.

Por fim, enquanto os modelos OLS desenvolvidos para o entendimento da taxa de envelhecimento tiveram todas as premissas da regressão linear atendidas, os modelos OLS elaborados para as variáveis dependentes de risco relativo de mortalidade infantil e pós-neonatal foram comprometidos, uma vez que as variáveis explicadas não apresentam distribuição normal. Além disso, os modelos GWR e MGWR são úteis como técnicas exploratórias, mas são limitados como ferramentas preditivas. Esses tipos de modelagem permitem a compreensão das relações estímulo-resposta e de como essas relações variam no espaço. Uma vez que as variações dos valores dos modelos são definidas com base em médias locais, e não em médias globais, é possível identificar a importância local das variáveis explanatórias (JANKOWSKA; WEEKS; ENGSTROM, 2012; BARROZO, 2018). Por outro lado, as limitações dos modelos GWR incluem problemas de multicolinearidade e a falta de abordagens para o cálculo das estatísticas de qualidade de ajuste. Segundo os resultados de um experimento realizado por Wheeler e Tiefelsdorf (2005), os coeficientes locais de regressão do modelo GWR são potencialmente colineares mesmo quando as variáveis independentes não são correlacionadas. Em Oshan, Smith e Fotheringham (2020) os modelos MGWR amenizaram os problemas de multicolinearidade identificados nos modelos GWR utilizados para o entendimento do contexto espacial dos determinantes da obesidade, além de terem apresentado menores valores de AIC e AICc.

8. CONSIDERAÇÕES FINAIS

Não existe uma medida padrão capaz de explicar todos os desfechos de saúde (BRAVEMAN *et al.*, 2005). Por simplificação, a maioria das pesquisas em saúde utiliza um indicador unidimensional (por exemplo, renda, educação ou desigualdade), o que se traduz em resultados incapazes de auxiliar na mais ampla compreensão do objeto de estudo (BARROZO *et al.*, 2020a; LORANT *et al.*, 2003). Todavia, o efeito das vulnerabilidades socioeconômica e ambiental nas desigualdades em saúde não podem ser analisados isoladamente; precisam ser estudados dentro de uma abordagem de “justiça ambiental”, de modo a garantir o tratamento justo, além do significativo envolvimento de todas as pessoas no desenvolvimento, na implementação e na aplicação das leis ambientais, políticas e dos regulamentos (LEE, 2002).

Os índices propostos neste estudo (ISOC, IAMB e ISA) permitem identificar se o contexto socioambiental está vinculado ao desfecho de saúde estudado, bem como quais dimensões socioambientais explicam melhor as associações encontradas em diferentes áreas da cidade. Os novos índices propostos garantem muitas vantagens aos estudos de saúde, entre estas: I) as suas dimensões foram orientadas por referenciais teóricos sobre os determinantes de saúde, II) o Índice Socioambiental (ISA) pode ser decomposto em dois subíndices robustos representativos dos contextos socioeconômico (ISOC) e do ambiente (IAMB), bem como em oito dimensões socioambientais, III) os índices foram desenvolvidos para pequenas áreas, possibilitando a identificação das diferenças sociais e do ambiente até mesmo dentro dos bairros, IV) os índices foram desenvolvidos para unidades espaciais com grande homogeneidade interna de características socioeconômicas e V) os índices não incluem uma dimensão interna de saúde, eliminando possíveis redundâncias em modelos de regressão aplicados ao estudo de desfechos na área da saúde.

Os índices ISOC e IAMB apresentaram adequação da consistência interna (Alfa de Cronbach de 0,7 para ambos os índices) e de validade de constructo, apresentando correlações significativas, de moderadas a muito fortes, com indicadores externos utilizados para propósitos similares ($r > 0,92$ entre o ISOC e os índices GeoSES e IDH-M e $r = 0,64$ entre o IAMB e o IBEU). Apesar da forte correlação encontrada entre o ISOC e o ISA com os indicadores externos IDH-M e GeoSES, os índices não são redundantes. Enquanto o GeoSES surgiu como alternativa ao uso do IDH-M nos estudos nacionais de saúde, possibilitando a exclusão da redundância causada pela presença de uma dimensão de longevidade no último, o ISOC aumenta a resolução das pontuações do contexto socioeconômico do município. Adicionalmen-

te, o ISA fornece informações adicionais sobre o contexto do ambiente, as quais não são contempladas pelos índices IDH-M e GeoSES.

Desigualdades espaciais em saúde têm sido identificadas em todo o mundo, mas a contribuição da moradia e, sobretudo do seu ambiente de entorno, carece de uma compreensão mais ampla. Diferentes técnicas aplicadas neste estudo apontaram para a necessidade de inclusão das condições da moradia e do seu ambiente de entorno nos índices de vulnerabilidade desenvolvidos para estudos na área da saúde. A estatística Kruskal-Wallis apresentou maiores valores para o Índice Socioambiental, comparativamente ao valor encontrado para o Índice Socioeconômico, indicando uma contribuição positiva da adição do contexto do ambiente para a diferenciação dos contextos urbanos. Também foi possível observar, a partir dos resultados dos modelos GWR e MGWR aplicados para os diferentes desfechos de saúde, que as componentes do contexto do ambiente adicionaram um maior potencial explicativo, comparativamente às componentes do contexto socioeconômico. Na análise da taxa de envelhecimento, a combinação dos contextos socioeconômico e do ambiente, através do ISA, ajudou a explicar uma quantidade adicional entre 4,4% e 4,8% da variância dos dados, comparativamente aos modelos que utilizaram o ISOC como variável independente individual. Na análise das taxas de mortalidade infantil e pós-neonatal, a contribuição do contexto do ambiente foi ainda muito mais nítida, sobretudo ao comparar os resultados dos modelos GWR e MGWR que incorporaram os grupos de variáveis independentes I) variáveis retidas no ISOC e II) variáveis retidas no IAMB, entre os quais o segundo conjunto explicou um adicional de 33,6% a 37,8% da variância dos riscos relativos das mortalidades infantil e pós-neonatal.

O combate às desigualdades em saúde é uma questão pública fundamental, e os índices de vulnerabilidade elaborados para estudos ecológicos são ferramentas importantes para monitorá-las e entendê-las. A abordagem proposta no presente estudo ajuda na identificação de comunidades vulneráveis a problemas de saúde, inclusive dentro de bairros do Município de São Paulo. Nos estudos de saúde, os índices podem contribuir para a identificação dos mecanismos subjacentes às desigualdades em saúde observadas. As suas aplicações também podem auxiliar na alavancagem da mobilidade social nas áreas de maior vulnerabilidade, sobretudo nos assentamentos urbanos mais vulneráveis. Embora os moradores dos assentamentos precários estejam mais propensos a compartilhar riscos socioambientais, eles também se beneficiam coletivamente de intervenções locais, o que os torna alvos prioritários para as políticas de saúde pública de base territorial.

Nesse sentido, espera-se que os índices sejam utilizados para fins de formulação de políticas voltadas à promoção concomitante de saúde, bem-estar e justiça social e ambiental,

sobretudo nas metrópoles brasileiras. Nestas áreas, a replicação do índice é facilitada pela disponibilidade dos dados do Projeto Atlas Brasil. A desagregação dos dados em pequenas áreas intraurbanas do Município de São Paulo colabora ainda no contexto da descentralização, ou seja, para que a tomada de decisão e os recursos tenham destinação local (VLAHOV *et al.*, 2011). Deve-se considerar, todavia, que a importância e o peso de certos indicadores variam com o grau de agregação dos dados. A natureza multidimensional dos índices, por sua vez, torna estas ferramentas úteis para a realização de pesquisas não apenas na área da saúde, mas também em outras áreas do conhecimento, por exemplo na economia, sociologia, geografia e arquitetura. Por fim, os índices propostos também podem ter grande utilidade em estudos comparativos sobre vulnerabilidade em megacidades mundiais com forte concentração de pobreza e desigualdade.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ANSELIN, L. **Exploring spatial data with GeoDa™**: a workbook. Urbana-Champaign, Illinois, USA: Center for Spatially Integrated Social Science, 2005. 226 p.

AZEVEDO, S. J. S. **Segregação e oportunidades de acesso aos serviços básicos de saúde em Campinas**: vulnerabilidades sociodemográficas no espaço intraurbano. Campinas, SP: Núcleo de Estudos de População, Unicamp, 2014. 176 p.

BARROZO, L. V. *et al.* Changing spatial perception: dasymmetric mapping to improve analysis of health outcomes in a megacity. **Journal of Maps**, v. 11, p. 1-6, 2015.

BARROZO, L. V. **Saúde urbana em mapas**: discutindo o papel do contexto socioeconômico do lugar. Tese (Livre-Docência). Faculdade de Filosofia Letras e Ciências Humanas, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2018. 176 p.

BARROZO, L. V. *et al.* GeoSES: A socioeconomic index for health and social research in Brazil. **PLoS One**, v. 15, 2020a.

BARROZO, L. V. *et al.* Monitoramento espaço-temporal das áreas de alto risco de COVID-19 nos municípios do Brasil. **Hygeia - Revista Brasileira de Geografia Médica e da Saúde**, Edição Especial Covid-19, p. 417-425, 2020b.

BERMUDI, P. M. M. *et al.* Spatial pattern of mortality from breast and cervical cancer in the city of São Paulo. **Revista de Saúde Pública**, v. 54, n. 142, p. 1–12, 2020.

BOURDIEU, P. (Org). **A miséria do mundo**. 6.ed. Petrópolis, RJ: Vozes, 2007.

BRASS, W. *et al.* **The Demography of Tropical Africa**. Princeton: Princeton University Press, 1968. 570 p.

BRAVEMAN, P. A. *et al.* Socioeconomic Status in Health Research: one size does not fit all. **The Journal of the American Medical Association**, v. 294, n. 22, p. 2879-2888, 2005.

BRAVEMAN, P. A. *et al.* Health disparities and health equity: the issue is justice. **Am. J. Public Health**, v. 101, n. 1, p. 149-55, 2011.

BREWER, M. J. ; BUTLER, A. ; COOKSLEY, S. L. The relative performance of AIC, AIC_c and BIC in the presence of unobserved heterogeneity. **Methods in Ecology and Evolution**, v. 7, p. 679–692, 2016.

BRONBERG, R. A.; DIPIERRI, J. E. Infant mortality due to congenital malformations in the Autonomous City of Buenos Aires (1998-2015): spatial, temporal analysis and relation to the socioeconomic status. **Archivos Argentinos de Pediatría**, v. 117, n. 3, p. 171–178, 2019.

BRUECKNER, J. K.; MATION, L. F.; NADALIN, V. G. Slums in Brazil: where are they located, who lives in them, and do they ‘squeeze’ the formal housing market? **Journal of Housing Economics**, v. 44, p. 48–60, 2019.

BUGELLI, A. *et al.* The Determinants of Infant Mortality in Brazil, 2010-2020: A Scoping Review. **Int J Environ Res Public Health**, v. 18, n. 12, p. 6464, 2021.

BUSGEETH, K.; WHISKEN, J; BRITS, A. Potential Application of Remote Sensing in Monitoring Informal Settlements in Developing Countries Where Complimentary Data Does Not Exist. In: Planning Africa Conference – Shaping the Future, 2008, Johannesburg. **Proceedings [...]**, 2008, p. 314–328.

BUSS, P.; PELLEGRINI FILHO, A. A saúde e seus determinantes. **Physis: Revista de Saúde Coletiva**, v. 17, p. 77-93, 2007.

CEM (Centro de Estudos da Metrópole); MCID (Ministério das Cidades). **Assentamentos precários no Brasil urbano**. Brasília: MCID, 2007. 390 p.

CEM (Centro de Estudos da Metrópole). **Estimativas relativas à precariedade habitacional e ao déficit habitacional no Município de São Paulo – Sehab/PMSP**. São Paulo: Centro de Estudos da Metrópole, 2016. 124 p.

CHEN, D.R.; TRUONG, K. Using multilevel modeling and geographically weighted regression to identify spatial variations in the relationship between place-level disadvantages and obesity in Taiwan. **Applied Geography**, v. 32, n. 2, p. 737–745, 2012.

CHEN, A.; OSTER, E.; WILLIAMS, H. Why is infant mortality higher in the United States than in Europe? **Am. Econ. J. Econ. Pol.**, v. 8, p. 89-124, 2016.

CHEN, R. *et al.* Fine Particulate Air Pollution and Daily Mortality. A Nationwide Analysis in 272 Chinese Cities. **Am. J. Respir. Crit. Care Med**, v. 196, n.1, p. 73-81, 2017.

COELHO, C. B. **Melhorias habitacionais em favelas urbanizadas**: impasses e perspectivas. Dissertação (Mestrado) – FAUUSP, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2017. 230 p.

CRONBACH, L. J. Coefficient alpha and the internal structure of tests. **Psychometrika**, v. 16, p. 297–334, 1951.

CUMMINS, S. *et al.* Understanding and representing “place” in health research: a relational approach. **Social Science & Medicine**, v. 65, n. 9, p. 1825–1838, 2007.

CUTTER S. L. Vulnerability to environmental hazards. **Progress in Human Geography**, v. 20, p. 529–539, 1996.

DATASUS (Departamento de Informática do Sistema Único de Saúde). **Definições**. 2008. Disponível em: < <http://www2.datasus.gov.br/cid10/V2008/WebHelp/definicoes.htm> >. Acesso em: 27 de maio de 2023.

_____. **Tabnet**. 2019. Disponível em: < <https://datasus.saude.gov.br/informacoes-de-saude-tabnet/> >. Acesso em: 10 de novembro de 2019.

DAVIS, M. **Planet of slums**. New York: Verso Books, 2006. 228 p.

DECAMP, L. R. *et al.* Immigrant latino neighborhoods and mortality among infants born to Mexican-Origin latina women. **Maternal and Child Health Journal**, v. 19, p. 1354–1363, 2015.

DESJARDINS, M. R.; HOHL, A.; DELMELLE, E. M. Rapid surveillance of COVID-19 in the United States using a prospective space time scan statistic: detecting and evaluating emerging clusters. **Applied Geography**, v. 118, p. 1–7, 2020.

DIEZ-ROUX, A. V. Residential Environments and Cardiovascular Risk. **Journal of Urban Health: Bulletin of the New York Academy of Medicine**, v. 80, n. 4, p. 569–589, 2003.

DILLEY, M. *et al.* **Natural disaster hotspots**: a global risk analysis. Washington, DC: World Bank, 2005. 148 p.

DRUMOND JR., M. **Vida e Morte em São Paulo**. São Paulo: Ed. Brasiliense, 2002. 135 p.

DUMMER, T. J. B. Health geography: supporting public health policy and planning. **Canadian Medical Association Journal**, v. 178, n. 9, p. 1177–1180, 2008.

DUNN, J. R.; CUMMINS, S. Placing health in context. **Social Science & Medicine**, v. 65, n. 9, 2007.

DUNTEMAN, G. **Principal components analysis**. Sage University Paper No. 07-069. Thousand Oaks, CA: Sage University, 1989.

DUREVALL, D.; LINDSKOG, A. Economic Inequality and HIV in Malawi. **World Development**, v. 40, n. 7, p. 1435–1451, 2012.

ERNST, K. C.; PHILLIPS, B. S.; DUNCAN, B. Slums Are Not Places for Children to Live. **Advances in Pediatrics**, v. 60, p. 53–87, 2013.

EUROHEALTH. **Promoting population health and equity in Europe**: from evidence to policy. Coimbra: Imprensa da Universidade de Coimbra, 2017. 103 p.

EZEH, A. *et al.* The history, geography, and sociology of slums and the health problems of people who live in slums. **The Lancet**, v. 389, p. 547–558, 2017.

FATEMI, F. *et al.* Social vulnerability indicators in disasters: findings from a systematic review. **International Journal of Disaster Risk Reduction**, v. 22, p. 219–227, 2017.

FELDMAN, J. M. *et al.* Spatial social polarisation: using the Index of Concentration at the Extremes jointly for income and race/ethnicity to analyse risk of hypertension. **J Epidemiol Community Health**, v. 69, p. 1199–1207, 2015.

FERRARI, R. A. P. Mortalidade pós-neonatal no território brasileiro: uma revisão da literatura. **Rev esc enferm USP**, v. 46, n. 5, 2012.

FERREIRA, M. P.; MARQUES, E. C.; FUSARO, E. R. Assentamentos precários no Brasil: uma metodologia para estimação e análise. In: MORAIS, M. da P.; KRAUSE, C.; LIMA NETO, V. C. (Orgs.). **Caracterização e tipologia de assentamentos Precários**: estudos de caso brasileiros. 1ed. Brasília: Livraria IPEA, 2016. p. 53–74.

FERREIRA, M. A. F. *et al.* Social inequality in morbidity and mortality from oral and oropharyngeal cancer in the city of São Paulo, Brazil: 1997-2008. **Cad. Saúde Pública**, v. 28, n. 9, p. 1663–1673, 2012.

FIELD, A. **Discovering Statistics Using SPSS**. Introducing Statistical Methods Series. London, England: SAGE Publications Ltd., 2009. 856 p.

FJP (FUNDAÇÃO JOÃO PINHEIRO). **Déficit Habitacional no Brasil 2011-2012**. Belo Horizonte: Fundação João Pinheiro, 2015. 126 p.

_____. **Déficit Habitacional no Brasil 2015**. Belo Horizonte: Fundação João Pinheiro, 2018. 78 p.

FORD, M. M.; HIGHFIELD, L. D. Exploring the spatial association between social deprivation and cardiovascular disease mortality at the neighborhood level. **PLoS ONE**, v. 11, n. 1, 2016.

FOTHERINGHAM, A. S.; CHARLTON, M. E. Geographically weighted regression: a natural evolution of the expansion method for spatial data analysis. **Environment and Planning A**, v. 30, p. 1905–1927, 1998.

FOTHERINGHAM, A. S.; YANG, W.; KANG, W. Multiscale Geographically Weighted Regression (MGWR). **Annals of the American Association of Geographers**, v. 107, n. 6, p. 1247–1265, 2017.

FOTHERINGHAM, A. S.; LI, Z.; WOLF, L. J. Scale, Context, and Heterogeneity: A Spatial Analytical Perspective on the 2016 U.S. Presidential Election. **Annals of the American Association of Geographers**, v. 111, n. 6, p. 1602–1621, 2021.

FREITAS, A. *et al.* Indicators for evaluating European population health: A Delphi selection process. **BMC Public Health**, v. 18, n. 557, 2018.

FRENCH, D. Residential segregation and health in Northern Ireland. **Health & Place**, v. 15 n. 3, p. 888–896, 2009.

GRADY, S. C.; ENANDER, H. Geographic analysis of low birthweight and infant mortality in Michigan using automated zoning methodology. **International Journal of Health Geographics**, v. 18, p. 1–18, 2009.

GRAHAM, G. N. Why Your ZIP Code Matters More Than Your Genetic Code: Promoting Healthy Outcomes from Mother to Child. **Breastfeeding Medicine**, v. 11, n. 8, p. 396–397, 2016.

GUINSBURG, R. *et al.* Annual trend of neonatal mortality and its underlying causes: population-based study – São Paulo State, Brazil, 2004–2013. **BMC Pediatr**, v. 21, n. 54, 2021.

GUSMANO, M. *et al.* Neighborhood inequalities and the decline of infant mortality in São Paulo. **Health Economics, Policy and Law**, v. 18, n. 2, p. 111–120, 2023.

HERMETO, M. P. Habitação Saudável: ampliando a atenção à saúde. **Cadernos de Arquitetura e Urbanismo**, PUCMINAS, v. 16, n. 18, 2009.

HOLLANDER, A. E. M.; STAATSEN, B. A. M. Health, environment and quality of life: an epidemiological perspective on urban development. **Landscape and urban planning**, v. 65, p. 53–62, 2003.

HONG, B. *et al.* Exposure density and neighborhood disparities in COVID-19 infection risk. **Proceedings of the National Academy of Sciences**, v. 118, n. 13, p. 1–10, 2021.

HUYNH, M. *et al.* Spatial social polarization and birth outcomes: preterm birth and infant mortality – New York City, 2010-14. **Scand J Public Health.**, v. 46, p. 157–166, 2018.

IBGE (Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística). **Censo Demográfico 2000:** características da população e dos domicílios – resultados do universo. Rio de Janeiro: IBGE, 2000. 520 p.

_____. **Censo Demográfico 2010:** resultados gerais da amostra. Rio de Janeiro: IBGE, 2010a. 239 p.

_____. **Censo Demográfico 2010:** características urbanísticas do entorno dos domicílios. Rio de Janeiro: IBGE, 2010b. 175 p.

_____. **Censo Demográfico 2010:** aglomerados subnormais: primeiros resultados. Rio de Janeiro: IBGE, 2011a. 259 p.

_____. **Censo Demográfico 2010:** resultados do universo por setor censitário. Rio de Janeiro: IBGE, 2011b. 201 p.

_____. **Censo demográfico 2010:** aglomerados subnormais – informações territoriais. Rio de Janeiro: IBGE, 2013. 251 p.

_____. **IBGE Cidades**. 2022. Disponível em: < <https://cidades.ibge.gov.br> >. Acesso em: 19 de janeiro de 2022.

_____. **Malha Municipal Digital e Áreas Territoriais 2022**: nota metodológica n. 01 – Informações Técnicas e Legais para a Utilização dos Dados Publicados. Rio de Janeiro: IBGE, 2023. 39 p.

ICHIHARA, M. Y. T. *et al.* Area deprivation measures used in Brazil: A scoping review. **Revista de Saúde Pública**, v. 52, n. 83, 2018.

IEMA (Instituto de Energia e Meio Ambiente). **Inventário de emissões atmosféricas do transporte rodoviário de passageiros no Município de São Paulo**. 2021. Disponível em: < <http://emissoes.energiaeambiente.org.br/> >. Acesso em: 31 de maio de 2021.

JACOBSON *et al.* Direct human health risks of increased atmospheric carbon dioxide. **Nat Sustain**, v. 2, p. 691–701, 2019.

JAMES, G. *et al.* (Eds.). **An introduction to statistical learning**: with applications in R. New York: Springer, 2013. 426 p.

JANKOWSKA, M. M.; WEEKS, J. R.; ENGSTROM, R. Do the Most Vulnerable People Live in the Worst Slums? A Spatial Analysis of Accra, Ghana. **Ann GIS**, v. 17, n. 4, p. 221–235, 2012.

JIMENEZ, M.P. *et al.* Longitudinal associations of neighborhood socioeconomic status with cardiovascular risk factors: A 46-year follow-up study. **Social Science & Medicine**, v. 241, 2019.

JUHN, Y. J. *et al.* Development and initial testing of a new socioeconomic status measure based on housing data. **Journal of Urban Health**, v. 88, n. 5, p. 933–944, 2011.

KAUP, A. O. *et al.* Georeferencing deaths from stroke in Sao Paulo: an intra-city stroke belt. **International Journal of Stroke**, v. 10, p. 69–74, 2015.

KIKIDIS, D.; VOTIS, K.; TZOVARAS, D. Worldwide correlations of deaths from chronic respiratory diseases and carbon-dioxide emissions per capita. **European Respiratory Journal**, v. 50, n. 61, 2017.

KRAMER, M. R.; HOGUE, C. R. Is segregation bad for your health? **Epidemiologic Reviews**, v. 31, p. 178–194, 2009.

KRIEGER, N.; WILLIAMS, D. R.; MOSS, N. E. Measuring social class in US public health research: concepts, methodologies, and guidelines. **Annual Review of Public Health**, v. 18, p. 341–378, 1997.

KULLDORFF, M. **SaTScan User Guide for version 10.1**. 2022. Disponível em: <
https://www.satscan.org/cgi-bin/satscan/register.pl/SaTScan_Users_Guide.pdf?todo=process_userguide_download>.
Acesso em: 10 de fevereiro de 2023.

KULLDORFF, M; INFORMATION MANAGEMENT SERVICES INC. **SaTScan™ v. 9.6**: Software for the spatial and space-time scan statistics. 2018. Disponível em: <
<http://www.satscan.org>>. Acesso em: 15 de julho de 2018.

KUNDU, A. Dynamics of growth and process of degenerated peripheralization in Delhi: an analysis of socio-economic segmentation and differentiation in micro-environment. In: MARCOTULLIO, P. J.; MCGRANAHAN, G. (Eds.). **Scaling urban environmental challenges: from local to global and back**. London: Earthscan, 2007. p. 156–178.

LALLOUÉ, B. *et al.* A statistical procedure to create a neighborhood socioeconomic index for health inequalities analysis. **Int. J. Equity Health**, v. 12, n. 21, p. 1–11, 2013.

LEE, C. Environmental justice: building a unified vision of health and the environment. **Environ Health Perspect**, v. 110, p. 141–144, 2002.

LILFORD, R. *et al.* Improving the health and welfare of people who live in slums. **The Lancet**, v. 389, p. 559–570, 2016.

LILFORD, R. *et al.* Because space matters: conceptual framework to help distinguish slum from non-slum urban areas. **BMJ Glob Health**, v. 4, n. 2, 2019.

LITAKER, D.; LOVE, T. E. Health care resource allocation and individuals' health care needs: examining the degree of fit. **Health Policy**, v. 73, n. 2, p. 183–193, 2005.

LORANT, V. *et al.* Socioeconomic inequalities in depression: A meta-analysis. **American Journal of Epidemiology**, v. 157, n. 2, p. 98–112, 2003.

LUCCI, P.; BHATKAL, T.; KHAN, A. **Are we underestimating urban poverty?** London, UK: Overseas Development Institute, 2016. 41 p.

LYNCH, J. *et al.* Associations between income inequality and mortality among US states: The importance of time period and source of income data. **American Journal of Public Health**, v. 95, n. 8, p. 1424–1430, 2005.

MACHADO, C. J. Mortalidade infantil no Estado de São Paulo, 1999: uma análise das causas múltiplas de morte a partir de componentes principais. **Rev. bras. Epidemiol**, v. 7, n. 1, 2004.

MACIEJEWSKA, K. Short-term impact of PM_{2.5}, PM₁₀, and PMc on mortality and morbidity in the agglomeration of Warsaw, Poland. **Air Qual Atmos Health**, v. 13, p. 659–672, 2020.

MAGUIRE, A.; FRENCH, D.; O'REILLY, D. Residential segregation, dividing walls and mental health: A population-based record linkage study. **Journal of Epidemiology and Community Health**, v. 70, n. 9, p. 845–854, 2016.

MANSOUR, S. *et al.* Sociodemographic determinants of COVID-19 incidence rates in Oman: Geospatial modelling using multiscale geographically weighted regression (MGWR). **Sustainable Cities and Society**, v. 65, 2021.

MARMOT, M. Psychosocial and material pathways in the relation between income and health: a response to Lynch *et al.* **BMJ**, v. 322, p. 1233–1236, 2001.

MARQUES, E. C.; TORRES, H. G.; SARAIVA, C. Favelas no Município de São Paulo: estimativas de população para os anos de 1991, 1996 e 2000. **Revista Brasileira de Estudos Urbanos e Regionais**, v. 5, n. 1, p. 15–30, 2003.

MARQUES, E. C. A metrópole de São Paulo no início do século XXI. **Revista USP**, v. 102, p. 23–32, 2014.

MARQUES, E. C.; SARAIVA, C. Urban integration or reconfigured inequalities? Analyzing housing precarity in São Paulo, Brazil. **Habitat International**, v. 69, n. 18–26, 2017.

MARTINELLI, M. **Mapas da Geografia e Cartografia Temática**. São Paulo: Contexto, 2003. 112 p.

MARTÍNEZ, M. L.; GUEVEL, C. G. Desigualdades sociales en la mortalidad por cáncer de cuello de útero en la Ciudad Autónoma de Buenos Aires, 1999-2003 y 2004-2006. **Salud Colectiva**, v. 9, n. 2, p. 169–182, 2013.

MATION, L. F.; NADALIN, V. G.; KRAUSE, C. **Favelização no Brasil entre 2000 e 2010: resultados de uma classificação comparável**. Brasília: IPEA, 2014. 37 p.

MCID (Ministério das Cidades). Secretaria Nacional de Habitação. **Guia para o mapeamento e caracterização de assentamentos precários**. Brasília: Ministério das Cidades, 2010. 83 p.

MCID (Ministério das Cidades); IPT (Instituto de Pesquisas Tecnológicas do Estado de São Paulo). **Mapeamento de riscos em encostas e margens de rios**. Brasília: Ministério das Cidades; Instituto de Pesquisas Tecnológicas do Estado de São Paulo, 2007. 176 p.

MEIJER, M. *et al.* Do neighborhoods affect individual mortality? A systematic review and meta-analysis of multilevel studies. **Social Science & Medicine**, v. 74, n. 8, p. 1204–1212, 2012.

MISHRA, P. *et al.* Descriptive statistics and normality tests for statistical data. **Ann Card Anaesth**, v. 22, n. 1, p. 67–72, 2019.

MONTGOMERY, M. Urban Poverty and Health in Developing Countries. **Population Bulletin**, v. 64, n. 2, 2009.

MONTGOMERY, M.; HEWETT, P. C. Urban poverty and health in developing countries: Household and neighborhood effects. **Demography**, v. 42, n. 3, 2005.

MORATO, R. G. **Análise da qualidade de vida urbana no Município de Embu/SP**. Dissertação (Mestrado em Geografia Física). Faculdade de Filosofia Letras e Ciências Humanas, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2004. 108 p.

MUKAKA, M.M. Statistics Corner: A guide to appropriate use of Correlation coefficient in medical research. **Malawai Medical Journal**, v. 24, n. 3, 2012.

NARDO, M., *et al.* **Handbook on Constructing Composite Indicators: methodology and User Guide**. OECD Statistics Working Papers, No. 2005/03. OECD Publishing: Paris, 2005. 158 p.

O'KEEFE, P.; WESTGATE, K.; WISNER, B. Taking the naturalness out of natural disasters. **Nature**, v. 260, p. 566–567, 1976.

OMS (Organização Mundial da Saúde). **Redução das desigualdades no período de uma geração**: igualdade na saúde através da acção sobre os seus determinantes sociais. Portugal: OMS, 2010. 259 p.

OSHAN, T.M.; SMITH, J.P.; FOTHERINGHAM, A.S. Targeting the spatial context of obesity determinants via multiscale geographically weighted regression. **Int J Health Geogr**, v. 19, n. 11, 2020.

PADILLA, C. M. *et al.* City-specific spatiotemporal infant and neonatal mortality clusters: Links with socioeconomic and air pollution spatial patterns in France. **International Journal of Environmental Research and Public Health**, v. 13, n. 624, 2016.

PASTERNAK, S.; D'OTTAVIANO, C. Favelas no Brasil e em São Paulo: avanços nas análises a partir da Leitura Territorial do Censo de 2010. **Cadernos Metr pole**, v. 18, p. 75–100, 2016.

PATEL, A. P. *et al.* Associations between environmental quality and mortality in the contiguous United States, 2000–2005. **Archives of Public Health**, v. 70, n. 60, 2018.

PBMC (Painel Brasileiro de Mudanças Climáticas). **Impactos, vulnerabilidades e adaptação às mudanças climáticas**. Rio de Janeiro: Universidade Federal do Rio de Janeiro, 2014. 414 p.

PETROVIĆ, A.; MANLEY, D.; VAN HAM, M. Multiscale Contextual Poverty in the Netherlands: Within and Between - Municipality Inequality. **Applied Spatial Analysis and Policy**, v. 15, p. 95–116, 2021.

PICKLE, L. W. A history and critique of U.S. mortality atlases. **Spatial and Spatio-temporal Epidemiology**, v. 1, n. 1, p. 3–17, 2009.

PRADO JUNIOR, J. C.; MEDRONHO, R. DE A. Spatial analysis of tuberculosis cure in primary care in Rio de Janeiro, Brazil. **BMC Public Health**, v. 21, n. 1841, 2021.

QUEIROZ FILHO, A. P. Estatística textual aplicada às definições de assentamentos precários e favelas. *In*: IV Congresso Iberoamericano de estudios territoriales y ambientales, 2014, São Paulo. **Anais [...]** São Paulo: FFLCH/USP, 2014, p. 3373–3391.

_____. As definições de assentamentos precários e favelas e suas implicações nos dados populacionais: abordagem da análise de conteúdo. **Revista Brasileira de Gestão Urbana**, v. 7, n. 3, p. 340–353, 2015.

REDE NOSSA SÃO PAULO. **Mapa da desigualdade 2019**. 2019. Disponível em: < https://www.nossasaopaulo.org.br/wp-content/uploads/2019/11/Mapada_Desigualdade_2019_apresentacao.pdf >. Acesso em: 13 de julho de 2020.

REICHMAN, N. E.; TEITLER, J. O.; HAMILTON, E. R. Effects of neighborhood racial composition on birthweight. **Health & Place**, v. 15, p. 814–821, 2009.

RIBEIRO, L. C. Q.; RIBEIRO, M. G. (Orgs.). **IBEU: índice de bem-estar urbano**. 1. ed. Rio de Janeiro: Letra Capital, 2013. 264 p.

RIBEIRO, A. I.; DE FÁTIMA DE PINA, M.; MITCHELL, R. Development of a measure of multiple physical environmental deprivation. After United Kingdom and New Zealand, Portugal. **European Journal of Public Health**, v. 25, n. 4, p. 610–617, 2015.

RIPSA (Rede Interagencial de Informações para a Saúde). **Indicadores básicos para a saúde no Brasil: conceitos e aplicações**. 2ª edição. Brasília: Organização Pan-Americana da Saúde, 2008. 349 p.

ROMERO-LANKAO, P.; QIN, H.; BORBOR-CORDOVA, M. Exploration of health risks related to air pollution and temperature in three Latin American cities. **Social Science & Medicine**, v. 83, p. 110–118, 2013.

SAAD, P. M. Mortalidade infantil por causas no Estado de São Paulo (Brasil) em 1983: análise sob a perspectiva das causas múltiplas de morte. **Rev. Saúde Pública**, v. 20, n. 6, 1986.

SALKIND, N. **Encyclopedia of Measurement and Statistics 1st Edition**. California: SAGE Publications, 2006. 1416 p.

SANTANA, P. (Coord.). **A Cidade e a Saúde**. Coimbra: Edições Almedina, 2007. 254 p.

SANTANA, P. Os ganhos em saúde e no acesso aos serviços de saúde: avaliação das últimas três décadas. In: Simões, Jorge (Ed.). **30 anos do Serviço Nacional de Saúde: um percurso comentado**. Coimbra: Almedina, 2010. p. 21-81.

_____. **Introdução à geografia da saúde: território, saúde e bem-estar.** Coimbra: Imprensa da Universidade de Coimbra, 2014. 192 p.

SANTANA, P. *et al.* **Atlas of Population Health in European Union Regions.** Imprensa da Universidade de Coimbra: Coimbra, Portugal, 2017. 264 p.

SCHEMPF, A.; STROBINO, D.; O'CAMPO, P. Neighborhood effects on birthweight: An exploration of psychosocial and behavioral pathways in Baltimore, 1995–1996. **Social Science & Medicine**, v. 68, p. 100–110, 2009.

SEADE (Sistema Estadual de Análise de Dados). **Índice Paulista de Vulnerabilidade Social.** São Paulo: SEADE, 2013. 17 p.

_____. **São Paulo se destaca entre as maiores economias do mundo.** 2020a. Disponível em: < <https://www.seade.gov.br/sao-paulo-se-destaca-entre-as-maiores-economias-do-mundo/> >. Acesso em: 9 de dezembro de 2020.

_____. **População projetada.** 2020b. Disponível em: < <http://produtos.seade.gov.br/produtos/projpop/> >. Acesso em: 9 de dezembro de 2020.

SEHAB (Secretaria Municipal de Habitação de São Paulo). **Habitação.** 2020. Disponível em: < <http://www.habitasampa.inf.br/habitacao> >. Acesso em: 9 de dezembro de 2020.

SNYDER, R. E.; MARLOW, M. A.; RILEY, L. W. Ebola in urban slums: the elephant in the room. **The Lancet Global Health**, v. 2, n. 12, 2014.

SPOSATI, A. O (Coord.). **Mapa da Exclusão/Inclusão Social da Cidade de São Paulo.** São Paulo: EDUC, 1996. 126 p.

TABER, K. S. The Use of Cronbach's Alpha When Developing and Reporting Research Instruments in Science Education. **Research in Science Education**, v. 48, n. 6, p. 1273–1296, 2018.

TASCHNER, S. P. **Desenhando os Espaços da Pobreza.** Cadernos de Pesquisa do LAP n° 39. São Paulo: FAUUSP, 2004. 88 p.

TATE, E. Social vulnerability indices: a comparative assessment using uncertainty and sensitivity analysis. **Natural Hazards**, v. 63, n. 2, p. 325–347, 2012.

TOPRANI, A.; LI, W.; HADLER, J. L. Trends in Mortality Disparities by Area-Based Poverty in New York City, 1990-2010. **Journal of Urban Health: Bulletin of the New York Academy**, v. 3, n. 3, p. 538–550, 2016.

TURLEY, R. *et al.* Slum upgrading strategies involving physical environment and infrastructure interventions and their effects on health and socio-economic outcomes. **Cochrane Database Syst. Rev.**, v. 1, 2013.

UNCTAD (United Nations Conference on Trade and Development). **Classifications**. 2019. Disponível em: < <http://unctadstat.unctad.org/EN/Classifications.html> >. Acesso em: 3 de maio de 2019.

UNDESA (United Nations Department of Economic and Social Affairs). **World Urbanization Prospects: the 2018 Revision**. New York: United Nations, 2019. 124 p.

_____. **The 17 goals**. 2022a. Disponível em: < <https://sdgs.un.org/goals> >. Acesso em: 27 de maio de 2023.

_____. **UN Population Division Data Portal**. 2022b. Disponível em: < <https://population.un.org/dataportal/home> >. Acesso em: 27 de maio de 2023.

UNDP (United Nations Development Programme). **Human Development Report 2013: The Rise of the South – Human Progress in a Diverse World**. New York: UNDP, 2013. 203 p.

UNDP (United Nations Development Programme); IPEA (Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada); FJP (Fundação João Pinheiro). **Human Development Atlas in the Brazilian Metropolitan Regions**. Brasília: UNDP, IPEA, FJP; 2014a. 120 p.

_____. **Atlas do Desenvolvimento Humano no Brasil: metodologia**. 2014b. Disponível em: < http://www.atlasbrasil.org.br/2013/pt/o_atlas/metodologia/idhm_longevidade >. Acesso em: 15 de novembro de 2019.

UNGER A; RILEY L.W. Slum health: From understanding to action. **PLoS Med.** v. 4, n. 10, p. 1561–1566, 2007.

UN-HABITAT (United Nations Human Settlements Program). **The challenge of slums: Global report on human settlements 2003**. London, UK: Earthscan Publications Ltd, 2003. 310 p.

_____. **State of the World's Cities 2010/2011**: Cities for all – bridging the urban divide. New York: United Nations, 2010a. 220 p.

_____. **São Paulo**: a tale of two cities. New York: United Nations, 2010b. 179 p.

_____. **World Cities Report 2016**: urbanization and development emerging futures. Nairobi, Kenya: UN-Habitat, 2016. 262 p.

VLAHOV, D. *et al.* Roundtable on Urban Living Environment Research (RULER). **Journal of Urban Health**, v. 88, n. 5, 2011.

WEISS, S. D.; EIKEMO, T. A. Technological innovations and the rise of social inequalities in health. **Scand. J. Public Health**, v. 5, n. 7, p. 714–719, 2017.

WEISZ, D. *et al.* The evolution of infant mortality and neighbourhood inequalities in four world cities: 1988–2016. **International Journal of Health Planning and Management**, v. 37, n. 3, p. 1545–1554, 2022.

WERNECK, G. L.; CARVALHO, M. S. The COVID-19 pandemic in Brazil: Chronicle of an announced health crisis. **Cadernos de Saúde Pública**, v. 36, n. 5, 2020.

WHEELER, D.; TIEFELSDORF, M. Multicollinearity and correlation among local regression coefficients in geographically weighted regression. **Journal of Geographical Systems**, v. 7, p. 161–187, 2005.

WHITEHEAD, M. The concepts and principles of equity and health. **Int. J. Health Serv.**, v. 22, n. 3, p. 429–45, 1992.

WHITEHEAD, J. *et al.* How can the spatial equity of health services be defined and measured? A systematic review of spatial equity definitions and methods. **Journal of Health Services Research & Policy**, v. 24, n. 4, p. 270–278, 2019.

WHO (World Health Organization). **Housing**: the implications for health. Geneva: World Health Organization, 1987. 70 p.

_____. **Closing the Gap in a Generation**: health equity through action on the social determinants of health. Geneva: World Health Organization, 2008. 247 p.

_____. **Housing and health guidelines**. Geneva: World Health Organization, 2018. 149 p.

WILSON, W. J. **The Truly Disadvantaged**: the Inner City, the Underclass, and Public Policy. Chicago: University of Chicago Press, 1987. 320 p.

WILSON, J. G. *et al.* Utilizing spatiotemporal analysis of influenza-like illness and rapid tests to focus swine-origin influenza virus intervention. **Health & Place**, v. 16, n. 6, p. 1230–1239, 2010.

WOETZEL, J. *et al.* **A blueprint for addressing the global affordable housing challenge**: Executive summary. New York, NY: McKinsey Global Institute, 2014. 21 p.

WORLD BANK. **World Bank Country and Lending Groups**. 2019a. Disponível em: < <https://datahelpdesk.worldbank.org/knowledgebase/articles/906519-world-bankcountry-and-lending-groups> >. Acesso em: 2 de maio de 2019.

_____. **World Bank Open Data: GDP (current US\$)**. 2019b. Disponível em: < <https://data.worldbank.org/indicator/NY.GDP.MKTP.CD> >. Acesso em: 15 de fevereiro de 2022.

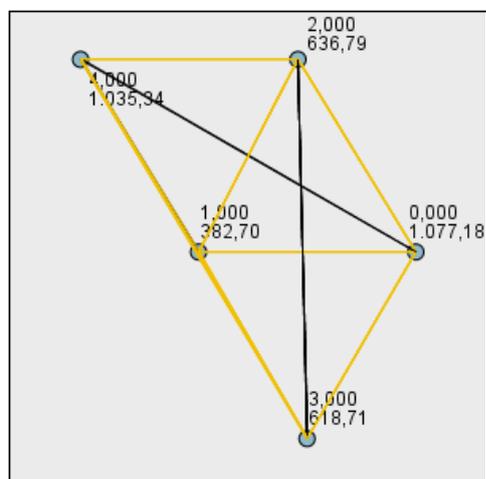
APÊNDICE A

Resultados do teste estatístico de comparação de postos médios *Kruskal-Wallis*.

	N	Média	Erro Desvio	Mínimo	Máximo	Percentis		
						25°	50°	75°
<i>RR_MortInfant</i>	1593	1,0450	0,90216	0,00	14,52	0,6600	0,9900	1,2800
<i>RR_MortPosNeonat</i>	1593	1,0306	1,19942	0,00	21,80	0,2400	0,9000	1,3300
<i>ISOC_OAI</i>	1593	0,2649	0,14206	0,00	1,00	0,1536	0,2518	0,3412
<i>IAMB_OAI</i>	1593	0,9088	0,12970	0,00	1,00	0,8779	0,9675	0,9876
<i>ISA_OAI</i>	1593	0,5846	0,12296	0,00	1,00	0,5124	0,6089	0,6643

Resultados detalhados do *post hoc* Dunn-Bonferroni: comparação de postos médios para o ISOC entre as tipologias de assentamento urbano.

Comparação Entre Pares de TIPOLOGIA



Cada nó mostra a posição média de amostra de TIPOLOGIA.

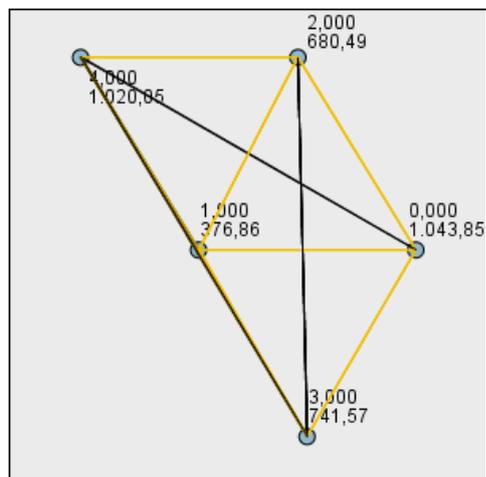
Amostra1-Amostra2	Estatística de Teste	Std. Erro	Erro Estatística de Teste	Sig.	Sig. Aj.
1,000-3,000	-236,010	61,359	-3,846	,000	,001
1,000-2,000	-254,083	33,858	-7,504	,000	,000
1,000-4,000	-652,641	89,161	-7,320	,000	,000
1,000-0,000	694,478	30,625	22,677	,000	,000
3,000-2,000	18,073	60,042	,301	,763	1,000
3,000-4,000	-416,632	102,022	-4,084	,000	,000
3,000-0,000	458,468	58,280	7,867	,000	,000
2,000-4,000	-398,558	88,261	-4,516	,000	,000
2,000-0,000	440,395	27,893	15,788	,000	,000
4,000-0,000	41,837	87,072	,480	,631	1,000

Cada linha testa a hipótese nula de que as distribuições da Amostra 1 e da Amostra 2 são as mesmas. São exibidas significâncias assintóticas (teste de 2 lados). O nível de significância é ,05.

**ID das tipologias predominantes nas UDHS: cidade formal (0), favela (1), loteamento irregular (2), núcleo urbanizado (3) e cortiço (4).*

Resultados detalhados do *post hoc* Dunn-Bonferroni: comparação de postos médios para o IAMB entre as tipologias de assentamento urbano.

Comparação Entre Pares de TIPOLOGIA



Cada nó mostra a posição média de amostra de TIPOLOGIA.

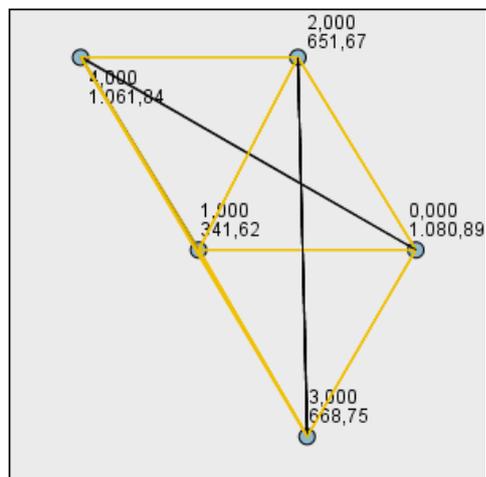
Amostra1-Amostra2	Estatística de Teste	Std. Erro	Erro Estatística de Teste	Sig.	Sig. Aj.
1,000-2,000	-303,628	33,858	-8,968	,000	,000
1,000-3,000	-364,712	61,359	-5,944	,000	,000
1,000-4,000	-643,191	89,161	-7,214	,000	,000
1,000-0,000	666,987	30,625	21,779	,000	,000
2,000-3,000	-61,084	60,042	-1,017	,309	1,000
2,000-4,000	-339,562	88,260	-3,847	,000	,001
2,000-0,000	363,359	27,893	13,027	,000	,000
3,000-4,000	-278,478	102,022	-2,730	,006	,063
3,000-0,000	302,275	58,280	5,187	,000	,000
4,000-0,000	23,797	87,072	,273	,785	1,000

Cada linha testa a hipótese nula de que as distribuições da Amostra 1 e da Amostra 2 são as mesmas. São exibidas significâncias assintóticas (teste de 2 lados). O nível de significância é ,05.

**ID das tipologias predominantes nas UDHS: cidade formal (0), favela (1), loteamento irregular (2), núcleo urbanizado (3) e cortiço (4).*

Resultados detalhados do *post hoc* Dunn-Bonferroni: comparação de postos médios para o ISA entre as tipologias de assentamento urbano.

Comparação Entre Pares de TIPOLOGIA



Cada nó mostra a posição média de amostra de TIPOLOGIA.

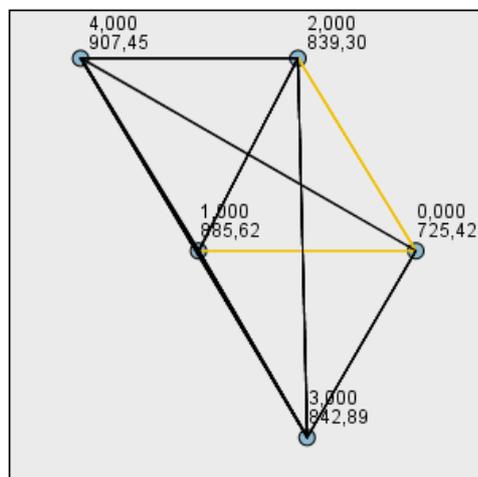
Amostra1-Amostra2	Estatística de Teste	Std. Erro	Erro Estatística de Teste	Sig.	Sig. Aj.
1,000-2,000	-310,048	33,858	-9,157	,000	,000
1,000-3,000	-327,133	61,359	-5,331	,000	,000
1,000-4,000	-720,228	89,161	-8,078	,000	,000
1,000-0,000	739,276	30,625	24,140	,000	,000
2,000-3,000	-17,084	60,042	-,285	,776	1,000
2,000-4,000	-410,179	88,261	-4,647	,000	,000
2,000-0,000	429,228	27,893	15,388	,000	,000
3,000-4,000	-393,095	102,022	-3,853	,000	,001
3,000-0,000	412,144	58,280	7,072	,000	,000
4,000-0,000	19,049	87,072	,219	,827	1,000

Cada linha testa a hipótese nula de que as distribuições da Amostra 1 e da Amostra 2 são as mesmas. São exibidas significâncias assintóticas (teste de 2 lados). O nível de significância é ,05.

**ID das tipologias predominantes nas UDHS: cidade formal (0), favela (1), loteamento irregular (2), núcleo urbanizado (3) e cortiço (4).*

Resultados detalhados do *post hoc* Dunn-Bonferroni: comparação de postos médios para o risco relativo de mortalidade infantil entre as tipologias de assentamento urbano.

Comparação Entre Pares de TIPOLOGIA



Cada nó mostra a posição média de amostra de TIPOLOGIA.

Amostra1-Amostra2	Estatística de Teste	Std. Erro	Erro Estatística de Teste	Sig.	Sig. Aj.
0,000-2,000	-113,873	27,878	-4,085	,000	,000
0,000-3,000	-117,465	58,248	-2,017	,044	,437
0,000-1,000	-160,191	30,608	-5,234	,000	,000
0,000-4,000	-182,024	87,023	-2,092	,036	,365
2,000-3,000	-3,593	60,009	-,060	,952	1,000
2,000-1,000	46,319	33,839	1,369	,171	1,000
2,000-4,000	-68,151	88,211	-,773	,440	1,000
3,000-1,000	42,726	61,325	,697	,486	1,000
3,000-4,000	-64,559	101,965	-,633	,527	1,000
1,000-4,000	-21,833	89,112	-,245	,806	1,000

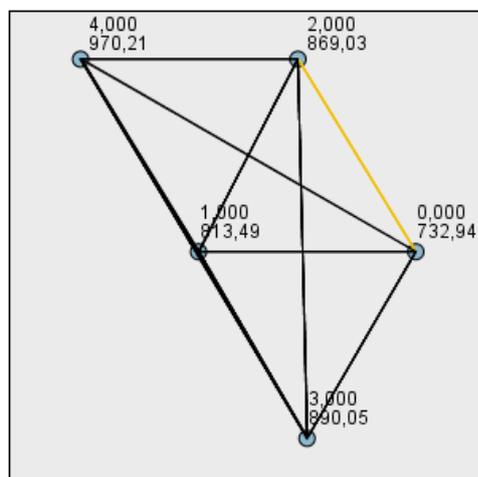
Cada linha testa a hipótese nula de que as distribuições da Amostra 1 e da Amostra 2 são as mesmas.

São exibidas significâncias assintóticas (teste de 2 lados). O nível de significância é ,05.

**ID das tipologias predominantes nas UDHS: cidade formal (0), favela (1), loteamento irregular (2), núcleo urbanizado (3) e cortiço (4).*

Resultados detalhados do *post hoc* Dunn-Bonferroni: comparação de postos médios para o risco relativo de mortalidade infantil pós-neonatal entre as tipologias de assentamento urbano.

Comparação Entre Pares de TIPOLOGIA



Cada nó mostra a posição média de amostra de TIPOLOGIA.

Amostra1-Amostra2	Estatística de Teste	Std. Erro	Erro Estatística de Teste	Sig.	Sig. Aj.
0,000-1,000	-80,546	30,427	-2,647	,008	,081
0,000-2,000	-136,087	27,713	-4,911	,000	,000
0,000-3,000	-157,108	57,903	-2,713	,007	,067
0,000-4,000	-237,263	86,507	-2,743	,006	,061
1,000-2,000	-55,541	33,638	-1,651	,099	,987
1,000-3,000	-76,562	60,961	-1,256	,209	1,000
1,000-4,000	-156,718	88,584	-1,769	,077	,769
2,000-3,000	-21,021	59,653	-,352	,725	1,000
2,000-4,000	-101,177	87,689	-1,154	,249	1,000
3,000-4,000	-80,155	101,361	-,791	,429	1,000

Cada linha testa a hipótese nula de que as distribuições da Amostra 1 e da Amostra 2 são as mesmas. São exibidas significâncias assintóticas (teste de 2 lados). O nível de significância é ,05.

**ID das tipologias predominantes nas UDHS: cidade formal (0), favela (1), loteamento irregular (2), núcleo urbanizado (3) e cortiço (4).*

APÊNDICE B

Resultados do teste de varredura espacial aplicado no programa SaTScan para a análise espacial de agrupamentos de alto risco de mortalidade infantil. Agrupamentos de alto risco identificados:

SaTScan v9.6

CLUSTERS DETECTED

1. Location IDs included.: 1355030807010, 1355030807003, 1355030807015, 1355030807017, 1355030807011, 1355030807005, 1355030810008, 1355030810034, 1355030807006, 1355030807016, 1355030810011, 1355030807002, 1355030807007, 1355030810010, 1355030810009, 1355030807012, 1355030810007, 1355030810021, 1355030807004, 1355030807001, 1355030807009, 1355030810018, 1355030807014, 1355030813035, 1355030807008, 1355030807013, 1355030810006, 1355030810029, 1355030810016, 1355030813050, 1355030810025, 1355030810015, 1355030826032, 1355030810033, 1355030826038, 1355030810017, 1355030810028, 1355030810022, 1355030810027, 1355030810030, 1355030810005, 1355030810026, 1355030813048, 1355030810031, 1355030810023, 1355030813078, 1355030810032, 1355030826037, 1355030826033, 1355030813021, 1355030813032, 1355030826009, 1355030810019, 1355030810020, 1355030826034, 1355030826040, 1355030826036, 1355030810014, 1355030810002, 1355030810003, 1355030813031, 1355030810004, 1355030812044, 1355030810013, 1355030813030, 1355030826008, 1355030810024, 1355030812048, 1355030813047, 1355030826042, 1355030813049, 1355030812049, 1355030813019, 1355030813033, 1355030812014, 1355030810001, 1355030813051, 1355030813077, 1355030812050, 1355030812047, 1355030812018, 1355030812051, 1355030826007, 1355030810036, 1355030813066, 1355030813064, 1355030812043, 1355030812042, 1355030810012, 1355030812046, 1355030813046, 1355030812041, 1355030812016, 1355030810035, 1355030812003, 1355030813065, 1355030813020, 1355030826012, 1355030813067, 1355030813018, 1355030826035, 1355030813025, 1355030813069, 1355030813016, 1355030813034, 1355030826039, 1355030812010, 1355030813029, 1355030813042, 1355030812055, 1355030812052, 1355030827034, 1355030812032, 1355030827033, 1355030812011, 1355030812033, 1355030813043, 1355030812038, 1355030812035, 1355030813045, 1355030813017, 1355030826011, 1355030812045, 1355030813068, 1355030812007, 1355030813076, 1355030826024, 1355030812020, 1355030812017, 1355030827008, 1355030812039, 1355030827004, 1355030827045, 1355030826028, 1355030812013, 1355030826041, 1355030812027, 1355030827009, 1355030813074, 1355030812006, 1355030812005, 1355030812034, 1355030813073, 1355030813024, 1355030812008, 1355030812004, 1355030812021, 1355030826031, 1355030812023, 1355030813041, 1355030812002, 1355030813005, 1355030826030, 1355030813075, 1355030827032, 1355030813001, 1355030813072, 1355030812031, 1355030812053, 1355030812036, 1355030826004, 1355030812040, 1355030813028, 1355030813060, 1355030813023, 1355030812029, 1355030813015, 1355030826010, 1355030813062, 1355030812030, 1355030827035, 1355030813080, 1355030812019, 1355030812054, 1355030827031, 1355030813071, 1355030826027, 1355030813026, 1355030812028, 1355030813044, 1355030812037, 1355030826005, 1355030813013, 1355030812022, 1355030826025, 1355030813059, 1355030812015, 1355030812012, 1355030813063, 1355030826021, 1355030813070, 1355030813012, 1355030827030, 1355030826029, 1355030826020, 1355030812024, 1355030827015, 1355030827018, 1355030813006, 1355030813039,

1355030826002, 1355030812025, 1355030820053, 1355030813027,
 1355030827019, 1355030813022, 1355030826006, 1355030827014,
 1355030820054, 1355030827016, 1355030813061, 1355030812026,
 1355030827005, 1355030826023, 1355030813010, 1355030826026,
 1355030827038, 1355030820050, 1355030827017, 1355030813040,
 1355030827007

Overlap with clusters.: No Overlap
 Coordinates / radius.: (23.579100 S, 46.386350 W) / 10.44 km
 Gini Cluster.....: Yes
 Population.....: 328666
 Number of cases.....: 4485
 Expected cases.....: 3780.69
 Annual cases / 100000.: 1361.8
 Observed / expected...: 1.19
 Relative risk.....: 1.23
 Log likelihood ratio...: 75.901745
 Monte Carlo rank.....: 1/1000
 P-value.....: < 0.00000000000000001

2.Location IDs included.: 1355030823011, 1355030823062, 1355030823060, 1355030823057,
 1355030823058, 1355030809001, 1355030823061, 1355030823056,
 1355030821010, 1355030809002, 1355030823050, 1355030823008,
 1355030823059, 1355030823010, 1355030823055, 1355030823049,
 1355030823051, 1355030809028, 1355030809026, 1355030823065,
 1355030823041, 1355030809003, 1355030821011, 1355030823033,
 1355030823052, 1355030823038, 1355030809005, 1355030823053,
 1355030809029, 1355030809006, 1355030823009, 1355030823048,
 1355030821009, 1355030823054, 1355030823036, 1355030821014,
 1355030823039, 1355030809027, 1355030823042, 1355030805055,
 1355030809023, 1355030821003, 1355030805047, 1355030805023,
 1355030823018, 1355030823035, 1355030823047, 1355030823046,
 1355030823043, 1355030809008, 1355030809004, 1355030809009,
 1355030823044, 1355030805054, 1355030805026, 1355030805025,
 1355030823034, 1355030809040, 1355030823030, 1355030809011,
 1355030823027, 1355030805035, 1355030805056, 1355030809007,
 1355030823032, 1355030823040, 1355030809024, 1355030823045,
 1355030823007, 1355030823037, 1355030805027

Overlap with clusters.: No Overlap
 Coordinates / radius.: (23.427360 S, 46.708380 W) / 5.66 km
 Gini Cluster.....: Yes
 Population.....: 121691
 Number of cases.....: 1693
 Expected cases.....: 1399.61
 Annual cases / 100000.: 1388.6
 Observed / expected...: 1.21
 Relative risk.....: 1.23
 Log likelihood ratio...: 30.933949
 Monte Carlo rank.....: 1/1000
 P-value.....: 0.000000000066

3.Location IDs included.: 1355030828025, 1355030828028, 1355030818015, 1355030818014,
 1355030828040, 1355030828026, 1355030818002, 1355030818013,
 1355030828029, 1355030818012, 1355030824011, 1355030828031,
 1355030828024, 1355030829037, 1355030818011, 1355030828004,
 1355030818001, 1355030824010, 1355030828003, 1355030828001,
 1355030818048, 1355030828030, 1355030828011

Overlap with clusters.: No Overlap
 Coordinates / radius.: (23.528440 S, 46.626620 W) / 2.30 km
 Gini Cluster.....: Yes
 Population.....: 28872
 Number of cases.....: 444
 Expected cases.....: 332.06
 Annual cases / 100000.: 1534.9
 Observed / expected...: 1.34
 Relative risk.....: 1.34
 Log likelihood ratio...: 17.340076
 Monte Carlo rank.....: 1/1000

P-value.....: 0.000091

4.Location IDs included.: 1355030820012, 1355030820011, 1355030829021

Overlap with clusters.: No Overlap

Coordinates / radius.: (23.521260 S, 46.553790 W) / 0.71 km

Gini Cluster.....: Yes

Population.....: 2002

Number of cases.....: 54

Expected cases.....: 22.99

Annual cases / 100000.: 2696.0

Observed / expected...: 2.35

Relative risk.....: 2.35

Log likelihood ratio.: 15.121114

Monte Carlo rank.....: 2/1000

P-value.....: 0.00063

5.Location IDs included.: 1355030819003, 1355030819019, 1355030819018, 1355030819014,

1355030819002, 1355030819013, 1355030819012, 1355030819006,
 1355030819009, 1355030817009, 1355030819017, 1355030819004,
 1355030819007, 1355030819008, 1355030819015, 1355030819011,
 1355030817078, 1355030804038, 1355030804055, 1355030817080,
 1355030804057, 1355030817013, 1355030817008, 1355030817007,
 1355030804028, 1355030817018, 1355030804034, 1355030804044,
 1355030804052, 1355030817085, 1355030804033, 1355030804037,
 1355030817084, 1355030819010, 1355030804039, 1355030817092,
 1355030819016, 1355030804073, 1355030804040, 1355030804054,
 1355030804041, 1355030804050, 1355030804079, 1355030804056,
 1355030804042, 1355030804036, 1355030804043, 1355030804071,
 1355030804078, 1355030804026, 1355030804032, 1355030804035,
 1355030804060, 1355030804076, 1355030817010, 1355030804031,
 1355030804023, 1355030817076, 1355030804081, 1355030804077,
 1355030804080, 1355030817072, 1355030804027, 1355030804082,
 1355030804061, 1355030804029, 1355030804047, 1355030804024,
 1355030817087, 1355030804062, 1355030804063, 1355030817012,
 1355030817086, 1355030817090, 1355030804016, 1355030804075,
 1355030804083, 1355030804017, 1355030804030, 1355030804074,
 1355030804070, 1355030804014, 1355030804064, 1355030804015,
 1355030817073, 1355030817065, 1355030804022, 1355030804053,
 1355030804065, 1355030804006, 1355030803077, 1355030817005,
 1355030804049, 1355030817048, 1355030817089, 1355030817075,
 1355030817088, 1355030817091, 1355030817019, 1355030804025,
 1355030817049, 1355030817011, 1355030804072, 1355030803012,
 1355030804010, 1355030804008, 1355030817046, 1355030804018,
 1355030804013, 1355030804007, 1355030803013, 1355030817001,
 1355030804051, 1355030803075, 1355030804046, 1355030803076,
 1355030804009, 1355030817044, 1355030804058, 1355030804005,
 1355030804021, 1355030817047, 1355030817015, 1355030804012,
 1355030803073, 1355030804011, 1355030817043, 1355030804059,
 1355030804004, 1355030803057, 1355030817004, 1355030803042,
 1355030803020, 1355030804019, 1355030819005, 1355030804002,
 1355030803040, 1355030803074, 1355030817020, 1355030803006,
 1355030817024, 1355030804003, 1355030817026, 1355030817025,
 1355030817032, 1355030817031, 1355030817030, 1355030817029,
 1355030817028, 1355030803084, 1355030803041, 1355030817033,
 1355030804020, 1355030803043, 1355030804048, 1355030804045,
 1355030817068, 1355030803081, 1355030803083, 1355030817034,
 1355030804001, 1355030817027, 1355030817055, 1355030803082,
 1355030803044, 1355030817040, 1355030817071, 1355030804068

Overlap with clusters.: No Overlap

Coordinates / radius.: (23.798180 S, 46.771810 W) / 14.38 km

Gini Cluster.....: Yes

Population.....: 247085

Number of cases.....: 3114

Expected cases.....: 2841.70

Annual cases / 100000.: 1257.9

Observed / expected...: 1.10

Relative risk.....: 1.11

Log likelihood ratio.: 14.624483
 Monte Carlo rank.....: 3/1000
 P-value.....: 0.00097

6.Location IDs included.: 1355030831040, 1355030831033, 1355030826015, 1355030831032,
 1355030831031, 1355030831034, 1355030831008, 1355030831039,
 1355030826018, 1355030831079, 1355030831042

Overlap with clusters.: No Overlap
 Coordinates / radius.: (23.593180 S, 46.508020 W) / 1.04 km
 Gini Cluster.....: No
 Population.....: 10942
 Number of cases.....: 175
 Expected cases.....: 125.92
 Annual cases / 100000.: 1595.3
 Observed / expected...: 1.39
 Relative risk.....: 1.39
 Log likelihood ratio.: 8.574315
 Monte Carlo rank.....: 174/1000
 P-value.....: 0.174

7.Location IDs included.: 1355030825008, 1355030825009

Overlap with clusters.: No Overlap
 Coordinates / radius.: (23.630310 S, 46.672240 W) / 0.36 km
 Gini Cluster.....: No
 Population.....: 203
 Number of cases.....: 10
 Expected cases.....: 2.32
 Annual cases / 100000.: 4947.7
 Observed / expected...: 4.31
 Relative risk.....: 4.31
 Log likelihood ratio.: 6.931119
 Monte Carlo rank.....: 553/1000
 P-value.....: 0.553

8.Location IDs included.: 1355030802029

Overlap with clusters.: No Overlap
 Coordinates / radius.: (23.565230 S, 46.742580 W) / 0 km
 Gini Cluster.....: No
 Population.....: 387
 Number of cases.....: 14
 Expected cases.....: 4.43
 Annual cases / 100000.: 3627.2
 Observed / expected...: 3.16
 Relative risk.....: 3.16
 Log likelihood ratio.: 6.539822
 Monte Carlo rank.....: 654/1000
 P-value.....: 0.654

9.Location IDs included.: 1355030815011, 1355030815041, 1355030815051, 1355030815022,
 1355030815009, 1355030815025, 1355030829031, 1355030829032,
 1355030829033, 1355030815002, 1355030829008, 1355030815023,
 1355030829034

Overlap with clusters.: No Overlap
 Coordinates / radius.: (23.469290 S, 46.567280 W) / 1.66 km
 Gini Cluster.....: No
 Population.....: 15760
 Number of cases.....: 228
 Expected cases.....: 181.20
 Annual cases / 100000.: 1444.4
 Observed / expected...: 1.26
 Relative risk.....: 1.26
 Log likelihood ratio.: 5.632987
 Monte Carlo rank.....: 914/1000
 P-value.....: 0.914

10.Location IDs included.: 1355030813011

Overlap with clusters.: No Overlap

Coordinates / radius.: (23.556030 S, 46.502110 W) / 0 km
 Gini Cluster.....: No
 Population.....: 458
 Number of cases.....: 14
 Expected cases.....: 5.27
 Annual cases / 100000.: 3049.7
 Observed / expected...: 2.66
 Relative risk.....: 2.66
 Log likelihood ratio..: 4.950712
 Monte Carlo rank.....: 985/1000
 P-value.....: 0.985

11.Location IDs included.: 1355030831015
 Overlap with clusters.: No Overlap
 Coordinates / radius.: (23.585590 S, 46.589680 W) / 0 km
 Gini Cluster.....: No
 Population.....: 145
 Number of cases.....: 7
 Expected cases.....: 1.67
 Annual cases / 100000.: 4824.1
 Observed / expected...: 4.20
 Relative risk.....: 4.20
 Log likelihood ratio..: 4.716097
 Monte Carlo rank.....: 997/1000
 P-value.....: 0.997

12.Location IDs included.: 1355030831075, 1355030831076, 1355030831077, 1355030831074,
 1355030831073
 Overlap with clusters.: No Overlap
 Coordinates / radius.: (23.602530 S, 46.570780 W) / 0.43 km
 Gini Cluster.....: No
 Population.....: 558
 Number of cases.....: 15
 Expected cases.....: 6.36
 Annual cases / 100000.: 2705.5
 Observed / expected...: 2.36
 Relative risk.....: 2.36
 Log likelihood ratio..: 4.226103
 Monte Carlo rank.....: 999/1000
 P-value.....: 0.999

13.Location IDs included.: 1355030813055
 Overlap with clusters.: No Overlap
 Coordinates / radius.: (23.568150 S, 46.498830 W) / 0 km
 Gini Cluster.....: No
 Population.....: 347
 Number of cases.....: 11
 Expected cases.....: 3.97
 Annual cases / 100000.: 3179.5
 Observed / expected...: 2.77
 Relative risk.....: 2.77
 Log likelihood ratio..: 4.178975
 Monte Carlo rank.....: 999/1000
 P-value.....: 0.999

Resultados do teste de varredura espacial aplicado no programa SaTScan para a análise espacial de agrupamentos de alto risco de mortalidade infantil pós-neonatal. Agrupamentos de alto risco identificados:

SaTScan v9.6

CLUSTERS DETECTED

1.Location IDs included.: 1355030827044, 1355030827005, 1355030827006, 1355030827042, 1355030827038, 1355030827040, 1355030827043, 1355030812024, 1355030827039, 1355030827041, 1355030827007, 1355030812022, 1355030812019, 1355030827037, 1355030812001, 1355030812053, 1355030812012, 1355030812015, 1355030812026, 1355030812004, 1355030812040, 1355030812029, 1355030812023, 1355030812005, 1355030812006, 1355030812021, 1355030812008, 1355030812009, 1355030812037, 1355030812031, 1355030812020, 1355030812028, 1355030812030, 1355030827014, 1355030827030, 1355030812007, 1355030827029, 1355030827003, 1355030812025, 1355030812010, 1355030812013, 1355030812035, 1355030812052, 1355030827036, 1355030812033, 1355030812045, 1355030812011, 1355030812038, 1355030827031, 1355030812027, 1355030812039, 1355030812054, 1355030812002, 1355030812032, 1355030812003, 1355030827011, 1355030827018, 1355030812043, 1355030827032, 1355030812051, 1355030827012, 1355030812018, 1355030812047, 1355030827008, 1355030812055, 1355030812041, 1355030812036, 1355030812042, 1355030812050, 1355030827035, 1355030812016, 1355030812014, 1355030827015, 1355030812049, 1355030827002, 1355030827033, 1355030812017, 1355030810012, 1355030812048, 1355030827017, 1355030812046, 1355030827004, 1355030827016, 1355030827020, 1355030812044, 1355030812034, 1355030810003, 1355030810004, 1355030827019, 1355030827009, 1355030827034, 1355030827023, 1355030810035, 1355030810036, 1355030810001, 1355030827024, 1355030810024, 1355030827001, 1355030827045, 1355030827028, 1355030810020, 1355030810014, 1355030813065, 1355030810019, 1355030808032, 1355030827021, 1355030813028, 1355030810013, 1355030810031, 1355030808040, 1355030813016, 1355030827013, 1355030808038, 1355030810027, 1355030827022, 1355030810002, 1355030813077, 1355030827010, 1355030813066, 1355030808021, 1355030813041, 1355030813068, 1355030808028, 1355030808019, 1355030810026, 1355030827027, 1355030810023, 1355030810022, 1355030813030, 1355030813063, 1355030813029, 1355030813067, 1355030813040, 1355030813001, 1355030810028, 1355030827025, 1355030813047, 1355030813062, 1355030808029, 1355030810030, 1355030810015, 1355030827026, 1355030813027, 1355030808027, 1355030808020, 1355030810032, 1355030813042, 1355030813015, 1355030808004, 1355030808022, 1355030813031, 1355030813064, 1355030808005, 1355030808033, 1355030810016, 1355030808018, 1355030810005, 1355030808015, 1355030808003, 1355030808010, 1355030813059, 1355030808002, 1355030808034, 1355030808024, 1355030808006, 1355030813032, 1355030808039, 1355030813039, 1355030813060, 1355030813014, 1355030813017, 1355030810033, 1355030808007, 1355030813048, 1355030813018, 1355030808037, 1355030808023, 1355030808009, 1355030813049, 1355030813061, 1355030808031, 1355030808001, 1355030813025, 1355030810006, 1355030808041, 1355030813043, 1355030808016, 1355030820051, 1355030813026, 1355030810018, 1355030813033, 1355030808017, 1355030808030, 1355030810025, 1355030810021, 1355030810017, 1355030808011, 1355030810029, 1355030820041, 1355030813024, 1355030808026, 1355030813069, 1355030820044, 1355030820050, 1355030820006, 1355030808008, 1355030810007, 1355030808035, 1355030820042, 1355030820007, 1355030820072, 1355030813019,

1355030820040, 1355030820043, 1355030808014, 1355030810009,
1355030820046, 1355030813071, 1355030810010, 1355030810011,
1355030820049, 1355030820034, 1355030813045, 1355030810034,
1355030813046, 1355030820005, 1355030810008, 1355030813074,
1355030808036, 1355030807002, 1355030807014, 1355030813034,
1355030820036, 1355030807013, 1355030820073, 1355030808025,
1355030820038, 1355030807012, 1355030820035, 1355030820048,
1355030820029, 1355030813076, 1355030820009, 1355030820027,
1355030813051, 1355030813072, 1355030813044, 1355030808013,
1355030820054, 1355030820053, 1355030820039, 1355030820028,
1355030820032, 1355030820017, 1355030820030, 1355030807001,
1355030820031, 1355030807015, 1355030820037, 1355030813078,
1355030813075, 1355030820056, 1355030813023, 1355030813035,
1355030807005, 1355030813010, 1355030820008, 1355030820033,
1355030820010, 1355030808012, 1355030807010, 1355030820016,
1355030820065, 1355030813070, 1355030807003, 1355030807016,
1355030813050, 1355030813005, 1355030813080, 1355030813058,
1355030820055, 1355030820025, 1355030813012, 1355030820047,
1355030820002, 1355030813009, 1355030820052, 1355030820064,
1355030813013, 1355030820004, 1355030807017, 1355030807009,
1355030813057, 1355030820057, 1355030807011, 1355030807007,
1355030813052, 1355030813021, 1355030813037, 1355030820021,
1355030813073, 1355030820070, 1355030813011, 1355030820019,
1355030820026, 1355030820063, 1355030813007, 1355030807004,
1355030813020, 1355030826036, 1355030807006, 1355030813036,
1355030820022, 1355030826033, 1355030813006, 1355030820003,
1355030820045, 1355030813079, 1355030813053, 1355030826042,
1355030820067, 1355030826038, 1355030813055, 1355030813038,
1355030813022, 1355030820023, 1355030813004, 1355030813008,
1355030820018, 1355030820020, 1355030826037, 1355030820068,
1355030813054, 1355030826040, 1355030820066, 1355030813002,
1355030826035, 1355030813003, 1355030807008, 1355030820069,
1355030813056, 1355030820059, 1355030826007, 1355030801021,
1355030820024, 1355030826022, 1355030826021, 1355030826024,
1355030820060, 1355030820013, 1355030826023, 1355030820058,
1355030801032, 1355030820014, 1355030826027, 1355030801033,
1355030820001, 1355030826017, 1355030801003, 1355030820061,
1355030820071, 1355030826032, 1355030801005, 1355030826034,
1355030826013, 1355030820011, 1355030826041, 1355030826039,
1355030826014, 1355030801026, 1355030801019, 1355030801018,
1355030801030, 1355030820062, 1355030826020, 1355030801023,
1355030820012, 1355030801012, 1355030826001, 1355030815002,
1355030826008, 1355030820015, 1355030815010, 1355030801017,
1355030826018, 1355030801006, 1355030826012, 1355030801020,
1355030826025, 1355030829011, 1355030801029, 1355030818024,
1355030801014, 1355030826016, 1355030801022, 1355030829021,
1355030815009, 1355030826009, 1355030818043, 1355030826028,
1355030829028, 1355030826019, 1355030831048, 1355030826004,
1355030826015, 1355030801010, 1355030801031, 1355030815011,
1355030826026, 1355030801025, 1355030801027, 1355030831042,
1355030801002, 1355030818023, 1355030815051, 1355030829039,
1355030826031, 1355030829033, 1355030831040, 1355030801011,
1355030829027, 1355030801013, 1355030826002, 1355030831033,
1355030801024, 1355030831031, 1355030829034, 1355030815041,
1355030826003, 1355030801028, 1355030818026, 1355030829032,
1355030831043, 1355030831039, 1355030831035, 1355030831032,
1355030829013, 1355030829031, 1355030829029, 1355030826030,
1355030801016, 1355030801034, 1355030829020, 1355030829007,
1355030829008, 1355030829016, 1355030831062, 1355030831008,
1355030831034, 1355030826005, 1355030815042, 1355030801009,
1355030831056, 1355030801015, 1355030815025, 1355030831060,
1355030815022, 1355030831036, 1355030829019, 1355030831044,
1355030818007, 1355030831079, 1355030815008, 1355030831047,
1355030831087, 1355030801001, 1355030815019, 1355030831046,
1355030829030, 1355030831014, 1355030831037, 1355030815043,
1355030815028, 1355030815048, 1355030831080, 1355030831086,
1355030801004, 1355030829023, 1355030831066, 1355030818025,

1355030831078, 1355030815023, 1355030831007, 1355030831013,
 1355030831045, 1355030826011, 1355030829003, 1355030829026,
 1355030831006, 1355030818027, 1355030831067, 1355030826029,
 1355030831071, 1355030829015, 1355030815021, 1355030826010,
 1355030829005, 1355030815015, 1355030826006, 1355030815027,
 1355030801007, 1355030815007, 1355030801008

Overlap with clusters.: No Overlap
 Coordinates / radius.: (23.478340 S, 46.411700 W) / 17.78 km
 Gini Cluster.....: Yes
 Population.....: 623469
 Number of cases.....: 2718
 Expected cases.....: 2386.84
 Annual cases / 100000.: 435.0
 Observed / expected...: 1.14
 Relative risk.....: 1.22
 Log likelihood ratio...: 33.592950
 Monte Carlo rank.....: 1/1000
 P-value.....: 0.000000000026

2.Location IDs included.: 1355030809029, 1355030809003, 1355030809027, 1355030809004,
 1355030805047, 1355030809026, 1355030805055, 1355030809040,
 1355030809005, 1355030809028, 1355030805026, 1355030809002,
 1355030809007, 1355030805054, 1355030805025, 1355030809006,
 1355030809008, 1355030823055, 1355030809009, 1355030805027,
 1355030809024, 1355030805035

Overlap with clusters.: No Overlap
 Coordinates / radius.: (23.453830 S, 46.688990 W) / 2.31 km
 Gini Cluster.....: Yes
 Population.....: 62090
 Number of cases.....: 342
 Expected cases.....: 237.68
 Annual cases / 100000.: 549.7
 Observed / expected...: 1.44
 Relative risk.....: 1.46
 Log likelihood ratio...: 20.913604
 Monte Carlo rank.....: 1/1000
 P-value.....: 0.0000024

3.Location IDs included.: 1355030818014, 1355030818002, 1355030828025, 1355030818015,
 1355030828028, 1355030818012, 1355030828040, 1355030829037,
 1355030824011, 1355030828026, 1355030818013, 1355030818011,
 1355030829036, 1355030824010, 1355030828029, 1355030818051,
 1355030818001, 1355030828031, 1355030818018, 1355030828024,
 1355030828004, 1355030829009, 1355030818048, 1355030828001,
 1355030818039, 1355030818040, 1355030829041, 1355030818020,
 1355030829001, 1355030824002, 1355030828003, 1355030818041,
 1355030828030, 1355030818042, 1355030828011, 1355030828023,
 1355030818019, 1355030829014

Overlap with clusters.: No Overlap
 Coordinates / radius.: (23.526650 S, 46.621110 W) / 2.97 km
 Gini Cluster.....: Yes
 Population.....: 46885
 Number of cases.....: 260
 Expected cases.....: 179.45
 Annual cases / 100000.: 553.5
 Observed / expected...: 1.45
 Relative risk.....: 1.47
 Log likelihood ratio...: 16.315756
 Monte Carlo rank.....: 1/1000
 P-value.....: 0.00015

4.Location IDs included.: 1355030819012, 1355030819013, 1355030819004, 1355030819014,
 1355030819011, 1355030819018, 1355030819016, 1355030819017,
 1355030819015, 1355030819019, 1355030804042, 1355030819007,
 1355030819003, 1355030819002, 1355030819010, 1355030819009,
 1355030804044, 1355030804028, 1355030819008, 1355030804043,
 1355030804052, 1355030804055, 1355030804038, 1355030804026,

1355030819005, 1355030804050, 1355030819006, 1355030804073,
 1355030804034, 1355030804027, 1355030804076, 1355030804033,
 1355030804057, 1355030804058, 1355030804054, 1355030804023,
 1355030804024, 1355030804039, 1355030804074, 1355030804075,
 1355030804032, 1355030804037, 1355030804062, 1355030804079,
 1355030804029, 1355030804031, 1355030804056

Overlap with clusters.: No Overlap
 Coordinates / radius.: (23.828290 S, 46.728870 W) / 10.25 km
 Gini Cluster.....: No
 Population.....: 85651
 Number of cases.....: 397
 Expected cases.....: 327.82
 Annual cases / 100000.: 462.6
 Observed / expected...: 1.21
 Relative risk.....: 1.22
 Log likelihood ratio...: 7.181567
 Monte Carlo rank.....: 438/1000
 P-value.....: 0.438

5.Location IDs included.: 1355030825008, 1355030825009

Overlap with clusters.: No Overlap
 Coordinates / radius.: (23.630310 S, 46.672240 W) / 0.36 km
 Gini Cluster.....: No
 Population.....: 203
 Number of cases.....: 6
 Expected cases.....: 0.77
 Annual cases / 100000.: 2966.1
 Observed / expected...: 7.76
 Relative risk.....: 7.77
 Log likelihood ratio...: 7.071864
 Monte Carlo rank.....: 465/1000
 P-value.....: 0.465

6.Location IDs included.: 1355030823007, 1355030823047, 1355030823030

Overlap with clusters.: No Overlap
 Coordinates / radius.: (23.462720 S, 46.747410 W) / 1.17 km
 Gini Cluster.....: No
 Population.....: 3225
 Number of cases.....: 26
 Expected cases.....: 12.35
 Annual cases / 100000.: 804.3
 Observed / expected...: 2.11
 Relative risk.....: 2.11
 Log likelihood ratio...: 5.719333
 Monte Carlo rank.....: 873/1000
 P-value.....: 0.873

7.Location IDs included.: 1355030811036

Overlap with clusters.: No Overlap
 Coordinates / radius.: (23.648370 S, 46.607520 W) / 0 km
 Gini Cluster.....: No
 Population.....: 3235
 Number of cases.....: 26
 Expected cases.....: 12.38
 Annual cases / 100000.: 802.0
 Observed / expected...: 2.10
 Relative risk.....: 2.10
 Log likelihood ratio...: 5.680330
 Monte Carlo rank.....: 878/1000
 P-value.....: 0.878

8.Location IDs included.: 1355030803042, 1355030803074, 1355030803041, 1355030803075,

1355030803006, 1355030803043, 1355030803073, 1355030803040,
 1355030803057, 1355030817011, 1355030803076, 1355030803020,
 1355030803082, 1355030817043

Overlap with clusters.: No Overlap
 Coordinates / radius.: (23.677040 S, 46.778340 W) / 1.24 km

Gini Cluster.....: No
 Population.....: 24255
 Number of cases.....: 122
 Expected cases.....: 92.79
 Annual cases / 100000.: 502.3
 Observed / expected...: 1.31
 Relative risk.....: 1.32
 Log likelihood ratio..: 4.238507
 Monte Carlo rank.....: 999/1000
 P-value.....: 0.999

9.Location IDs included.: 1355030811002
 Overlap with clusters.: No Overlap
 Coordinates / radius..: (23.602480 S, 46.593850 W) / 0 km
 Gini Cluster.....: No
 Population.....: 162
 Number of cases.....: 4
 Expected cases.....: 0.62
 Annual cases / 100000.: 2469.9
 Observed / expected...: 6.47
 Relative risk.....: 6.47
 Log likelihood ratio..: 4.085265
 Monte Carlo rank.....: 999/1000
 P-value.....: 0.999

10.Location IDs included.: 1355030804010, 1355030804009, 1355030804005, 1355030804065,
 1355030804064, 1355030804006, 1355030804072, 1355030804015,
 1355030804003
 Overlap with clusters.: No Overlap
 Coordinates / radius..: (23.708910 S, 46.698050 W) / 1.28 km
 Gini Cluster.....: No
 Population.....: 4822
 Number of cases.....: 32
 Expected cases.....: 18.46
 Annual cases / 100000.: 662.3
 Observed / expected...: 1.73
 Relative risk.....: 1.74
 Log likelihood ratio..: 4.078043
 Monte Carlo rank.....: 999/1000
 P-value.....: 0.999

APÊNDICE C

1. Resultados dos modelos de regressão linear selecionados pelo seu desempenho (menor AIC) ou pela ausência de autocorrelação dos resíduos padronizados.

1.1. Resultados dos modelos GWR. Variável dependente: taxa de envelhecimento. Variável independente: ISOC.

```

=====
MGWR Version: 2.2.1
Released on: 03/20/2020
Source code is available at: https://github.com/pysal/mgwr
Development Team: Ziqi Li, Taylor Oshan, Stewart Fotheringham, Wei Kang,
Levi Wolf, Hanchen Yu, Mehak Sachdeva, and Sarah Bardin
Spatial Analysis Research Center (SPARC)
Arizona State University, Tempe, USA
=====

```

```

=====
Model type: Gaussian
Number of observations: 1593
Number of covariates: 2
Dependent variable: ENVELHEC_RAIZ3
Variable standardization: On
Total runtime: 0:00:03

```

Global Regression Results

```

-----
Residual sum of squares: 984.819
Log-likelihood: -1877.319
AIC: 3758.638
AICc: 3760.653
R2: 0.382
Adj. R2: 0.381

```

Variable	Est.	SE	t(Est/SE)	p-value
Intercept	0.000	0.020	0.000	1.000
InSOCIO_01	0.618	0.020	31.345	0.000

Geographically Weighted Regression (GWR) Results

```

-----
Coordinates type: Projected
Spatial kernel: Adaptive bisquare
Criterion for optimal bandwidth: AICc
Bandwidth used: 45.000
Bandwidth confidence interval (95%): (45.0, 49.0)

```

Diagnostic Information

Residual sum of squares:	564.403
Effective number of parameters (trace(S)):	188.340
Degree of freedom (n - trace(S)):	1404.660
Sigma estimate:	0.634
Log-likelihood:	-1433.917
Degree of Dependency (DoD):	0.384
AIC:	3246.514
AICc:	3297.901
BIC:	4263.909
R2:	0.646
Adj. R2:	0.598
Adj. alpha (95%):	0.001
Adj. critical t value (95%):	3.472

Summary Statistics For GWR Parameter Estimates

Variable	Mean	STD	Min	Median	Max
Intercept	-0.004	0.403	-0.898	-0.021	1.814
InSOCIO_01	0.512	0.317	-0.499	0.484	1.463

1.2. Resultados dos modelos GWR. Variável dependente: taxa de envelhecimento.**Variável independente: IAMB.**

MGWR Version: 2.2.1

Released on: 03/20/2020

Source code is available at: <https://github.com/pysal/mgwr>

Development Team: Ziqi Li, Taylor Oshan, Stewart Fotheringham, Wei Kang,

Levi Wolf, Hanchen Yu, Mehak Sachdeva, and Sarah Bardin

Spatial Analysis Research Center (SPARC)

Arizona State University, Tempe, USA

Model type:	Gaussian
Number of observations:	1593
Number of covariates:	2
Dependent variable:	ENVELHEC_RAIZ3
Variable standardization:	On
Total runtime:	0:00:01

Global Regression Results

Residual sum of squares:	1118.098
Log-likelihood:	-1978.416
AIC:	3960.832
AICc:	3962.847
R2:	0.298
Adj. R2:	0.298

Variable	Est.	SE	t(Est/SE)	p-value
Intercept	0.000	0.021	0.000	1.000
InAmb_01	0.546	0.021	25.995	0.000

Geographically Weighted Regression (GWR) Results

Coordinates type:	Projected
Spatial kernel:	Adaptive bisquare
Criterion for optimal bandwidth:	AICc
Bandwidth used:	47.000
Bandwidth confidence interval (95%):	(46.0, 49.0)

Diagnostic Information

Residual sum of squares:	533.331
Effective number of parameters (trace(S)):	175.518
Degree of freedom (n - trace(S)):	1417.482
Sigma estimate:	0.613
Log-likelihood:	-1388.813
Degree of Dependency (DoD):	0.393
AIC:	3130.661
AICc:	3174.936
BIC:	4079.158
R2:	0.665
Adj. R2:	0.624
Adj. alpha (95%):	0.001
Adj. critical t value (95%):	3.453

Summary Statistics For GWR Parameter Estimates

Variable	Mean	STD	Min	Median	Max
Intercept	-0.070	0.435	-0.918	-0.125	1.255
InAmb_01	0.562	0.395	-0.192	0.452	3.504

1.3. Resultados dos modelos GWR. Variável dependente: taxa de envelhecimento.

Variável independente: ISA.

MGWR Version: 2.2.1

Released on: 03/20/2020

Source code is available at: <https://github.com/pysal/mgwr>

Development Team: Ziqi Li, Taylor Oshan, Stewart Fotheringham, Wei Kang,

Levi Wolf, Hanchen Yu, Mehak Sachdeva, and Sarah Bardin

Spatial Analysis Research Center (SPARC)

Arizona State University, Tempe, USA

Model type:	Gaussian
Number of observations:	1593
Number of covariates:	2
Dependent variable:	ENVELHEC_RAIZ3
Variable standardization:	On
Total runtime:	0:00:01

Global Regression Results

Residual sum of squares:	886.922
Log-likelihood:	-1793.925
AIC:	3591.850
AICc:	3593.865
R2:	0.443
Adj. R2:	0.443

Variable	Est.	SE	t(Est/SE)	p-value
Intercept	-0.000	0.019	-0.000	1.000
InSocAmb_01	0.666	0.019	35.589	0.000

Geographically Weighted Regression (GWR) Results

Coordinates type:	Projected
Spatial kernel:	Adaptive bisquare
Criterion for optimal bandwidth:	AICc
Bandwidth used:	47.000
Bandwidth confidence interval (95%):	(46.0, 49.0)

Diagnostic Information

Residual sum of squares:	500.899
Effective number of parameters (trace(S)):	179.739
Degree of freedom (n - trace(S)):	1413.261
Sigma estimate:	0.595
Log-likelihood:	-1338.842

Degree of Dependency (DoD):	0.390
AIC:	3039.161
AICc:	3085.711
BIC:	4010.338
R2:	0.686
Adj. R2:	0.646
Adj. alpha (95%):	0.001
Adj. critical t value (95%):	3.459

Summary Statistics For GWR Parameter Estimates

Variable	Mean	STD	Min	Median	Max
Intercept	-0.043	0.390	-0.808	-0.087	1.834
InSocAmb_01	0.549	0.278	-0.351	0.509	1.688

1.4. Resultados dos modelos MGWR. Variável dependente: risco relativo de mortalidade infantil. Variável independente: ISOC.

MGWR Version: 2.2.1

Released on: 03/20/2020

Source code is available at: <https://github.com/pysal/mgwr>

Development Team: Ziqi Li, Taylor Oshan, Stewart Fotheringham, Wei Kang,
Levi Wolf, Hanchen Yu, Mehak Sachdeva, and Sarah Bardin
Spatial Analysis Research Center (SPARC)
Arizona State University, Tempe, USA

Model type:	Gaussian
Number of observations:	1593
Number of covariates:	2
Dependent variable:	InfMortHIGH
Variable standardization:	On
Total runtime:	0:00:30

Global Regression Results

Residual sum of squares:	1526.857
Log-likelihood:	-2226.591
AIC:	4457.182
AICc:	4459.198
R2:	0.042
Adj. R2:	0.041

Variable	Est.	SE	t(Est/SE)	p-value
Intercept	-0.000	0.025	-0.000	1.000

1.5. Resultados dos modelos MGWR. Variável dependente: risco relativo de mortalidade infantil. Variável independente: IAMB.

MGWR Version: 2.2.1

Released on: 03/20/2020

Source code is available at: <https://github.com/pysal/mgwr>

Development Team: Ziqi Li, Taylor Oshan, Stewart Fotheringham, Wei Kang,

Levi Wolf, Hanchen Yu, Mehak Sachdeva, and Sarah Bardin

Spatial Analysis Research Center (SPARC)

Arizona State University, Tempe, USA

Model type:	Gaussian
Number of observations:	1593
Number of covariates:	2
Dependent variable:	InfMortHIGH
Variable standardization:	On
Total runtime:	0:00:26

Global Regression Results

Residual sum of squares:	1549.910
Log-likelihood:	-2238.527
AIC:	4481.055
AICc:	4483.070
R2:	0.027
Adj. R2:	0.026

Variable	Est.	SE	t(Est/SE)	p-value
Intercept	-0.000	0.025	-0.000	1.000
InAmb_01	-0.164	0.025	-6.651	0.000

Multiscale Geographically Weighted Regression (MGWR) Results

Coordinates type:	Spherical
Spatial kernel:	Adaptive bisquare
Criterion for optimal bandwidth:	AIC
Score of change (SOC) type:	Smoothing f
Termination criterion for MGWR:	1.0e-05
Number of iterations used:	6

MGWR bandwidths

Variable	Bandwidth	ENP_j	Adj t-val(95%)	DoD_j
Intercept	194.000	20.389	3.034	0.591
InAmb_01	43.000	96.139	3.477	0.381

Diagnostic Information

Residual sum of squares:	1206.183
Effective number of parameters (trace(S)):	116.528
Degree of freedom (n - trace(S)):	1476.472
Sigma estimate:	0.904
Log-likelihood:	-2038.816
Degree of Dependency (DoD):	0.449
AIC:	4312.687
AICc:	4331.583
BIC:	4944.208
R2:	0.243
Adj. R2:	0.183

Summary Statistics For MGWR Parameter Estimates

Variable	Mean	STD	Min	Median	Max
Intercept	0.017	0.148	-0.349	0.037	0.327
InAmb_01	-0.165	0.351	-2.931	-0.085	0.572

1.6. Resultados dos modelos MGWR. Variável dependente: mortalidade infantil.
Variáveis independentes: variáveis socioambientais, à exceção da variável de
pobreza.

MGWR Version: 2.2.1

Released on: 03/20/2020

Source code is available at: <https://github.com/pysal/mgwr>

Development Team: Ziqi Li, Taylor Oshan, Stewart Fotheringham, Wei Kang,

Levi Wolf, Hanchen Yu, Mehak Sachdeva, and Sarah Bardin

Spatial Analysis Research Center (SPARC)

Arizona State University, Tempe, USA

Model type:	Gaussian
Number of observations:	1593
Number of covariates:	12
Dependent variable:	InfMortHIGH
Variable standardization:	On
Total runtime:	0:14:51

Global Regression Results

Residual sum of squares:	1482.410
Log-likelihood:	-2203.061
AIC:	4430.122

AICc: 4432.352
 R2: 0.069
 Adj. R2: 0.063

Variable	Est.	SE	t(Est/SE)	p-value
Intercept	-0.000	0.024	-0.000	1.000
RENDA	0.006	0.057	0.099	0.921
SM10MAIS	-0.109	0.047	-2.324	0.020
FUND18M	-0.050	0.056	-0.890	0.374
R2040	0.041	0.032	1.274	0.203
OCUPDESLOC	0.062	0.043	1.450	0.147
CALCADA	0.099	0.027	3.693	0.000
HABPAREDE	0.071	0.033	2.159	0.031
HABCACAMBA	0.098	0.027	3.647	0.000
HABESGOTO	-0.047	0.030	-1.547	0.122
HABOCUPACAO	-0.044	0.026	-1.673	0.094
IR_num	-0.026	0.027	-0.973	0.331

Multiscale Geographically Weighted Regression (MGWR) Results

Coordinates type: Spherical
 Spatial kernel: Adaptive bisquare
 Criterion for optimal bandwidth: AIC
 Score of change (SOC) type: Smoothing f
 Termination criterion for MGWR: 1.0e-05
 Number of iterations used: 38

MGWR bandwidths

Variable	Bandwidth	ENP_j	Adj t-val(95%)	DoD_j
Intercept	483.000	7.850	2.732	0.721
RENDA	1289.000	2.282	2.294	0.888
SM10MAIS	1592.000	1.544	2.141	0.941
FUND18M	1592.000	1.381	2.096	0.956
R2040	1592.000	1.647	2.167	0.932
OCUPDESLOC	1581.000	1.515	2.134	0.944
CALCADA	43.000	81.968	3.434	0.402
HABPAREDE	65.000	51.141	3.303	0.466
HABCACAMBA	77.000	45.024	3.267	0.484
HABESGOTO	1592.000	1.483	2.125	0.947
HABOCUPACAO	47.000	65.922	3.374	0.432
IR_num	164.000	20.195	3.031	0.592

Bandwidth Confidence Intervals (95%)

Intercept (408.0, 634.0)
 RENDA (1001.0, 1367.0)
 SM10MAIS (1227.0, 1592.0)
 FUND18M (1227.0, 1592.0)

R2040	(1227.0, 1592.0)
OCUPDESLOC	(1227.0, 1585.0)
CALCADA	(43.0, 47.0)
HABPAREDE	(55.0, 75.0)
HABCACAMBA	(70.0, 82.0)
HABESGOTO	(1227.0, 1592.0)
HABOCUPACAO	(45.0, 55.0)
IR_num	(149.0, 174.0)

Diagnostic Information

Residual sum of squares:	621.686
Effective number of parameters (trace(S)):	281.951
Degree of freedom (n - trace(S)):	1311.049
Sigma estimate:	0.689
Log-likelihood:	-1510.912
Degree of Dependency (DoD):	0.572
AIC:	3587.725
AICc:	3710.476
BIC:	5108.125
R2:	0.610
Adj. R2:	0.526

Summary Statistics For MGWR Parameter Estimates

Variable	Mean	STD	Min	Median	Max
Intercept	0.013	0.039	-0.049	0.010	0.117
RENDA	0.058	0.021	0.009	0.060	0.099
SM10MAIS	-0.147	0.002	-0.150	-0.147	-0.144
FUND18M	-0.058	0.003	-0.064	-0.058	-0.053
R2040	0.013	0.003	0.006	0.013	0.020
OCUPDESLOC	0.064	0.006	0.052	0.064	0.077
CALCADA	0.092	0.317	-1.123	0.035	2.020
HABPAREDE	0.037	0.244	-0.432	0.005	0.961
HABCACAMBA	0.123	0.325	-0.278	0.038	2.224
HABESGOTO	-0.029	0.008	-0.041	-0.029	-0.019
HABOCUPACAO	-0.075	0.493	-3.812	-0.042	1.280
IR_num	0.004	0.206	-0.275	-0.039	1.657

1.7. Resultados dos modelos MGWR. Variável dependente: risco relativo de mortalidade infantil pós-neonatal. Variável independente: ISOC.

MGWR Version: 2.2.1

Released on: 03/20/2020

Source code is available at: <https://github.com/pysal/mgwr>

Development Team: Ziqi Li, Taylor Oshan, Stewart Fotheringham, Wei Kang,

Levi Wolf, Hanchen Yu, Mehak Sachdeva, and Sarah Bardin

Spatial Analysis Research Center (SPARC)

Arizona State University, Tempe, USA

Model type:	Gaussian
Number of observations:	1593
Number of covariates:	2
Dependent variable:	PosNeonHIGH
Variable standardization:	On
Total runtime:	0:00:24

Global Regression Results

Residual sum of squares:	1532.043
Log-likelihood:	-2229.292
AIC:	4462.584
AICc:	4464.600
R2:	0.038
Adj. R2:	0.038

Variable	Est.	SE	t(Est/SE)	p-value
Intercept	0.000	0.025	0.000	1.000
InSOCIO_01	-0.196	0.025	-7.956	0.000

Multiscale Geographically Weighted Regression (MGWR) Results

Coordinates type:	Spherical
Spatial kernel:	Adaptive bisquare
Criterion for optimal bandwidth:	AIC
Score of change (SOC) type:	Smoothing f
Termination criterion for MGWR:	1.0e-05
Number of iterations used:	6

MGWR bandwidths

Variable	Bandwidth	ENP_j	Adj t-val(95%)	DoD_j
Intercept	401.000	10.419	2.824	0.682
InSOCIO_01	1592.000	1.417	2.107	0.953

Diagnostic Information

Residual sum of squares:	1504.665
Effective number of parameters (trace(S)):	11.836
Degree of freedom (n - trace(S)):	1581.164
Sigma estimate:	0.976
Log-likelihood:	-2214.930
Degree of Dependency (DoD):	0.759
AIC:	4455.532
AICc:	4455.757
BIC:	4524.506
R2:	0.055
Adj. R2:	0.048

Summary Statistics For MGWR Parameter Estimates

Variable	Mean	STD	Min	Median	Max
Intercept	0.020	0.079	-0.204	0.032	0.206
InSOCIO_01	-0.211	0.005	-0.223	-0.211	-0.202

1.8. Resultados dos modelos MGWR. Variável dependente: risco relativo de mortalidade infantil pós-neonatal. Variável independente: IAMB.

MGWR Version: 2.2.1

Released on: 03/20/2020

Source code is available at: <https://github.com/pysal/mgwr>

Development Team: Ziqi Li, Taylor Oshan, Stewart Fotheringham, Wei Kang,

Levi Wolf, Hanchen Yu, Mehak Sachdeva, and Sarah Bardin

Spatial Analysis Research Center (SPARC)

Arizona State University, Tempe, USA

Model type:	Gaussian
Number of observations:	1593
Number of covariates:	2
Dependent variable:	PosNeonHIGH
Variable standardization:	On
Total runtime:	0:00:27

Global Regression Results

Residual sum of squares:	1549.977
Log-likelihood:	-2238.562

AIC: 4481.124
 AICc: 4483.139
 R2: 0.027
 Adj. R2: 0.026

Variable	Est.	SE	t(Est/SE)	p-value
Intercept	0.000	0.025	0.000	1.000
InAmb_01	-0.164	0.025	-6.645	0.000

Multiscale Geographically Weighted Regression (MGWR) Results

Coordinates type: Spherical
 Spatial kernel: Adaptive bisquare
 Criterion for optimal bandwidth: AIC
 Score of change (SOC) type: Smoothing f
 Termination criterion for MGWR: 1.0e-05
 Number of iterations used: 7

MGWR bandwidths

Variable	Bandwidth	ENP_j	Adj t-val(95%)	DoD_j
Intercept	424.000	9.103	2.780	0.700
InAmb_01	43.000	96.973	3.480	0.380

Diagnostic Information

Residual sum of squares: 1197.525
 Effective number of parameters (trace(S)): 106.076
 Degree of freedom (n - trace(S)): 1486.924
 Sigma estimate: 0.897
 Log-likelihood: -2033.078
 Degree of Dependency (DoD): 0.461
 AIC: 4280.308
 AICc: 4295.895
 BIC: 4855.668
 R2: 0.248
 Adj. R2: 0.195

Summary Statistics For MGWR Parameter Estimates

Variable	Mean	STD	Min	Median	Max
Intercept	0.017	0.099	-0.238	0.031	0.170
InAmb_01	-0.152	0.378	-3.175	-0.084	0.497

1.9. Resultados dos modelos MGWR. Variável dependente: risco relativo de mortalidade infantil pós-neonatal. Variáveis independentes: variáveis socioambientais, à exceção da variável de pobreza.

MGWR Version: 2.2.1

Released on: 03/20/2020

Source code is available at: <https://github.com/pysal/mgwr>

Development Team: Ziqi Li, Taylor Oshan, Stewart Fotheringham, Wei Kang,

Levi Wolf, Hanchen Yu, Mehak Sachdeva, and Sarah Bardin

Spatial Analysis Research Center (SPARC)

Arizona State University, Tempe, USA

Model type:	Gaussian
Number of observations:	1593
Number of covariates:	12
Dependent variable:	PosNeonHIGH
Variable standardization:	On
Total runtime:	0:15:56

Global Regression Results

Residual sum of squares:	1502.236
Log-likelihood:	-2213.643
AIC:	4451.286
AICc:	4453.517
R2:	0.057
Adj. R2:	0.050

Variable	Est.	SE	t(Est/SE)	p-value
Intercept	0.000	0.024	0.000	1.000
RENDA	-0.064	0.057	-1.121	0.262
SM10MAIS	-0.016	0.047	-0.345	0.730
FUND18M	-0.108	0.057	-1.908	0.056
R2040	0.009	0.032	0.266	0.790
OCUPDESLOC	-0.020	0.043	-0.460	0.646
CALCADA	0.125	0.027	4.595	0.000
HABPAREDE	0.010	0.033	0.304	0.761
HABCACAMBA	0.020	0.027	0.733	0.463
HABESGOTO	-0.034	0.031	-1.103	0.270
HABOCUPACAO	0.064	0.027	2.411	0.016
IR_num	-0.010	0.027	-0.383	0.702

Multiscale Geographically Weighted Regression (MGWR) Results

Coordinates type:	Spherical
-------------------	-----------

Spatial kernel:	Adaptive bisquare
Criterion for optimal bandwidth:	AIC
Score of change (SOC) type:	Smoothing f
Termination criterion for MGWR:	1.0e-05
Number of iterations used:	39

MGWR bandwidths

Variable	Bandwidth	ENP _j	Adj t-val(95%)	DoD _j
Intercept	183.000	22.796	3.068	0.576
RENDA	1592.000	1.491	2.127	0.946
SM10MAIS	1592.000	1.622	2.161	0.934
FUND18M	1592.000	1.420	2.108	0.952
R2040	1590.000	1.704	2.181	0.928
OCUPDESLOC	1516.000	1.736	2.188	0.925
CALCADA	43.000	84.244	3.441	0.399
HABPAREDE	666.000	4.780	2.563	0.788
HABCACAMBA	48.000	73.961	3.406	0.416
HABESGOTO	1591.000	1.539	2.140	0.941
HABOCUPACAO	52.000	59.224	3.344	0.446
IR_num	1592.000	1.525	2.137	0.943

Bandwidth Confidence Intervals (95%)

Intercept	(161.0, 268.0)
RENDA	(1227.0, 1592.0)
SM10MAIS	(1227.0, 1592.0)
FUND18M	(1227.0, 1592.0)
R2040	(1001.0, 1591.0)
OCUPDESLOC	(1227.0, 1540.0)
CALCADA	(43.0, 47.0)
HABPAREDE	(408.0, 774.0)
HABCACAMBA	(45.0, 50.0)
HABESGOTO	(1227.0, 1592.0)
HABOCUPACAO	(50.0, 57.0)
IR_num	(1227.0, 1592.0)

Diagnostic Information

Residual sum of squares:	762.524
Effective number of parameters (trace(S)):	256.042
Degree of freedom (n - trace(S)):	1336.958
Sigma estimate:	0.755
Log-likelihood:	-1673.555
Degree of Dependency (DoD):	0.585
AIC:	3861.194
AICc:	3960.564
BIC:	5242.376
R2:	0.521
Adj. R2:	0.430

Summary Statistics For MGWR Parameter Estimates

Variable	Mean	STD	Min	Median	Max
Intercept	-0.007	0.092	-0.174	-0.017	0.342
RENDA	-0.064	0.007	-0.077	-0.064	-0.052
SM10MAIS	-0.034	0.004	-0.044	-0.034	-0.026
FUND18M	-0.100	0.003	-0.106	-0.100	-0.095
R2040	0.023	0.007	0.011	0.022	0.036
OCUPDESLOC	-0.017	0.019	-0.047	-0.016	0.011
CALCADA	0.089	0.360	-0.883	0.037	2.498
HABPAREDE	-0.033	0.047	-0.099	-0.038	0.098
HABCACAMBA	0.060	0.263	-0.757	0.005	1.272
HABESGOTO	-0.031	0.017	-0.055	-0.030	-0.007
HABOCUPACAO	0.079	0.516	-3.342	0.027	2.080
IR_num	-0.006	0.003	-0.012	-0.006	0.001

ANEXO A

Variáveis utilizadas na composição do índice GeoSES por Barrozo *et al.* (2020a).

Variável	Descrição
Dimensão “Educação”	
P_GRAD	porcentagem de pessoas cuja espécie do curso mais elevado concluído foi graduação
P_MEST	porcentagem de pessoas cuja espécie do curso mais elevado concluído foi mestrado
P_DOUTOR	porcentagem de pessoas cuja espécie do curso mais elevado concluído foi doutorado
P_SEM_INST	porcentagem de pessoas cujo nível de instrução é o sem instrução e fundamental incompleto
P_FUND	porcentagem de pessoas cujo nível de instrução é o fundamental completo e médio incompleto
P_ENSMED	porcentagem de pessoas cujo nível de instrução é o Médio completo e superior incompleto
P_ENSSUP	porcentagem de pessoas cujo nível de instrução é o superior completo
Dimensão “Mobilidade”	
P_OUTROMUNC	porcentagem de pessoas que trabalha em outro município
P_CASADIA	porcentagem de pessoas que retorna diariamente do trabalho para casa
P_ATE5	porcentagem de pessoas cujo tempo habitual gasto de deslocamento de sua casa até o trabalho é de até 5 minutos
P_6A30	porcentagem de pessoas cujo tempo habitual gasto de deslocamento de sua casa até o trabalho é de até 6 a 30 minutos
P_1A2	porcentagem de pessoas cujo tempo habitual gasto de deslocamento de sua casa até o trabalho é de 1 a 2 horas
P_MAISDE2	porcentagem de pessoas cujo tempo habitual gasto de deslocamento de sua casa até o trabalho é de mais de 2 horas
Dimensão “Pobreza”	
MEDIA_DENSMORA	densidade de morador por cômodo
P_POBREZA	% de pessoas na linha da pobreza: cujo rendimento domiciliar per capita é menor ou igual a R\$255,00 (meio salário mínimo em 2010)
P_PPI_POBREZA	% de pessoas na linha da pobreza e de raça ou etnia preta, parda ou indígena
P_BOLSA_FAM	porcentagem de pessoas que em julho de 2010, tinham rendimento mensal habitual de Programa Social Bolsa-Família ou Programa de Erradicação do Trabalho Infantil (PETI):
P_OUTROSPROG	porcentagem de pessoas que em julho de 2010, tinham rendimento mensal habitual de outros programas sociais ou de transferências
Dimensão “Privação material e social”	
P_ALVSREV	porcentagem de domicílios de alvenaria sem revestimento
P_REDE_ESG	porcentagem de domicílios com rede geral de esgoto
P_REDE_AGUA	porcentagem de domicílios com rede geral de distribuição de água
P_LIXO	porcentagem de domicílios com lixo coletado diretamente por serviço de limpeza
P_ENERGIA	porcentagem de domicílios com energia elétrica de companhia distribuidora de energia
P_TV	porcentagem de domicílios com existência de TV
P_MAQLAV	porcentagem de domicílios com existência de máquina de lavar roupa
P_GELADEIRA	porcentagem de domicílios com existência de geladeira

P_MAQTVGEL	porcentagem de domicílios com existência de máquina de lavar, TV e geladeira
P_CELULAR	porcentagem de domicílios com existência de celular
P_COMP_INT	porcentagem de domicílios com existência de computador com acesso à internet
P_CELCOMPINT	porcentagem de domicílios com existência de telefone celular e computador com internet
P_MOTO	porcentagem de domicílios com existência de motocicleta para uso particular
P_CARRO	porcentagem de domicílios com existência de automóvel para uso particular
P_ADEQ	porcentagem de domicílios com moradia adequada
P_TUDOADEQ	porcentagem de domicílios com acesso a rede de esgoto, rede de água, coleta de lixo, energia elétrica e moradia adequada
P_NEM_MOTO_CARRO	porcentagem de domicílios sem moto ou carro para uso particular
P_SO_MOTO	porcentagem de domicílios com existência de apenas moto para uso particular
P_SO_CARRO	porcentagem de domicílios com existência de apenas carro para uso particular
Dimensão “Renda”	
MED_RENDDOM	rendimento mensal domiciliar em julho de 2010
Dimensão “Riqueza”	
P_ALUG1000	porcentagem de domicílios alugados com valor de aluguel de R\$1000,00 ou mais
P_BANH4OU MAIS	porcentagem de domicílios com 4 banheiros ou mais
P_IDOSO10SM	% de pessoas de 65 anos ou mais com rendimento mensal igual ou acima de R\$5100,00 (ou 10 salários mínimos)
Dimensão “Segregação”	
ICE_renda	(número de pessoas com renda acima de R\$5400,00-número de pessoas com renda abaixo de R\$1000,00)/número de pessoas que responderam [os valores foram calculados com base nos percentis 20 e 80 do rendimento V6529 da planilha PESSOA dos microdados do Censo de 2010]
ICEedu	(número de pessoas com ensino superior completo- número de pessoas sem instrução e fundamental incompleto)/total de pessoas que responderam [V6400]
ICE_renda_preto	(número de brancos com rendimento acima de R\$5400,00-número de pretos com rendimento igual ou menor do que R\$1000,00)/total de pessoas que responderam as duas perguntas [V6529 e V0606]
ICE_renda_ppi	rendimento igual ou menor do que R\$1000,00)/total de pessoas que responderam as duas perguntas [V6529 e V0606]
ICE_branco_renda	(número de brancos com rendimento acima de R\$5400,00-número de brancos com rendimento igual ou menor do que R\$1000,00)/total de pessoas que responderam as duas perguntas [V6529 e V0606]