

Uma nota sobre obesidade na primeira infância e fatores espaciais de microrregiões brasileiras

Miriã de Sousa Lucas 

Programa de Pós-Graduação em Ciências Econômicas, Universidade Estadual de Maringá, Brasil

Cássia Kely Favoretto Costa 

Programa de Pós-Graduação em Ciências Econômicas, Universidade Estadual de Maringá, Brasil

Kézia de Lucas Bondezan 

Programa de Pós-Graduação em Ciências Econômicas, Universidade Estadual de Maringá, Brasil

Este trabalho analisou os fatores espaciais associados a taxa de obesidade na primeira infância entre as microrregiões brasileiras, em 2016. Para isso, aplicou-se a Análise Exploratória de Dados Espaciais, os modelos econométricos espaciais e a Regressão Ponderada Geograficamente. Observou-se associação negativa entre essa taxa e as variáveis PIB *per capita*, IFDM Educação e os médicos que atendem no Sistema Único de Saúde, e positiva com a densidade demográfica. As variáveis IFDM Educação e equipes da Estratégia Saúde da Família exerceram efeito local sobre esse agravo crônico, evidenciando diferenças regionais entre as áreas economicamente menos e mais favorecidas do Brasil.

Palavras-chave. Doença crônica, Peso corporal, Economia da saúde infantil, Métodos quantitativos em saúde.

Classificação JEL. I1, I12, C0, C21.

1. Introdução

A obesidade na primeira infância (crianças de zero a cinco anos de idade) é um tipo de doença crônica complexa, de etiologia multifatorial e classificada no século XXI, em países desenvolvidos e em desenvolvimento, como grave problema de saúde pública (WHO, 2018). Essa enfermidade corresponde ao acúmulo de tecido gorduroso regionalizado ou em todo o corpo e gera impactos sociais, físicos, emocionais e econômicos, desde a infância até a fase adulta dos indivíduos (Jin e Lu, 2017; Hughey et al., 2018).

Pesquisas têm buscado compreender os fatores associados à prevalência da obesidade infantil no contexto mundial e nacional. Um dos aspectos abordados é o condicionante socioeconômico. Trabalhos apontam que regiões de um país com menor *status* socioeconômico podem apresentar maiores índices de obesidade infantil (Schuch et al., 2013; de Oliveira Meller et al., 2014; O’Dea et al., 2014; Rodd e Sharma, 2017). Já outros estudos ressaltam que áreas com melhor desenvolvimento econômico mostram

Miriã de Sousa Lucas : miriaslucas@gmail.com

Cássia Kely Favoretto Costa : ckfavoretto@uem.br

Kézia de Lucas Bondezan : klbondezan@uem.br

maiores taxas dessa doença (Cocetti et al., 2012; Silveira et al., 2014; Kelishadi et al., 2018).

Outro aspecto destacado é o fator demográfico, em que ambientes mais urbanizados tendem a possuir menores espaços para a prática segura de atividades físicas, maiores ofertas de *fastfoods* como também, maior influência da mídia sobre o comportamento alimentar das crianças, jovens e adultos Leal et al. (2012); Kelishadi et al. (2018). No caso específico do infante, o consumo de alimentos processados e industrializados é incentivado a partir de propagandas que utilizam personagens de televisão e elementos lúdicos em suas embalagens e promoções (Saraiva et al., 2017). Além disso, como esse indivíduo possui menos autonomia para a escolha e a preparação dos próprios alimentos, os hábitos deles são influenciados pelos dos seus familiares (WHO, 2018).

A atuação dos profissionais de saúde (médicos, enfermeiros, nutricionistas, entre outros) também podem contribuir para a redução e a prevenção da obesidade na primeira infância. Eles exercem papel importante na promoção de hábitos de alimentação saudável, prevenção e identificação de riscos para doenças crônicas e detecção precoce dessa enfermidade (Hughey et al., 2018).

No Brasil, as ações regionais dos profissionais de saúde, no nível da Atenção Primária do Sistema Único de Saúde (SUS), são fomentadas pelas equipes da Estratégia de Saúde da Família (ESF)¹. Essas equipes têm papel fundamental na prevenção e no controle dos agravos nutricionais, pois atuam com ações de promoção à saúde, como orientação alimentar para as famílias, acompanhamento pré-natal, incentivo ao parto normal e ao aleitamento materno. Além disso, devem instruir as famílias para introdução de alimentos complementares e acompanhar o crescimento e o desenvolvimento da criança (Silva et al., 2018).

Diante do exposto, o objetivo deste estudo é analisar os fatores espaciais associados a taxa de obesidade na primeira infância entre as microrregiões brasileiras, em 2016. Para tanto, utilizam-se a Análise Exploratória de Dados Espaciais (AEDE), os modelos econométricos espaciais e a Regressão Ponderada Geograficamente - RPG (*Geographically Weighted Regression-GWR*). Na estimação dessa associação toma-se como base o estado de saúde das crianças menores de cinco anos, representado por uma função de produção (Grossman, 2000). Esta função analisa a relação entre um produto (taxa de obesidade na primeira infância) e os fatores (ou insumos) socioeconômicos e demográficos (Produto Interno Bruto *per capita*; Índice Firjan de Desenvolvimento Municipal – Educação e a Densidade Demográfica), bem como de gestão em saúde (equipes da Estratégia Saúde da Família - ESF e médicos totais que atendem pelo SUS).

A contribuição deste estudo no contexto da Economia da Saúde é desenvolver uma análise do comportamento espacial (global e local) da taxa de obesidade para um grupo de indivíduos mais vulneráveis, ou seja, aqueles da primeira infância, além da compreensão das disparidades nessa taxa entre as áreas economicamente menos e mais favorecidas do Brasil. Considerando também que grande parte das políticas públicas de

¹A ESF é composta por equipe multiprofissional que possui, no mínimo, médico generalista ou especialista em saúde da família ou médico de família e comunidade, enfermeiro generalista ou especialista em saúde da família, auxiliar ou técnico de enfermagem e agentes comunitários de saúde – ACS (Silva et al., 2018).

combate a obesidade no país estão centradas em crianças acima de cinco anos, esta pesquisa fornece indicadores para elaboração de ações regionalizadas mais ativas de prevenção a esta doença para o público analisado.

Além desta introdução e das considerações finais, o artigo está dividido em duas seções. A segunda apresenta a descrição dos dados e uma síntese da estratégia empírica. E a terceira seção, trata dos resultados e discussão destes.

2. Dados e estratégia empírica

Neste estudo é aplicado a técnica de econometria espacial, em que são utilizados dados referentes à obesidade infantil, os quais estão disponíveis no Sistema de Vigilância Alimentar e Nutricional (SISVAN Web) do Ministério da Saúde. A área de abrangência compreendeu as 558 microrregiões do Brasil e o período de análise é referente ao ano de 2016, devido a compatibilidade dos dados municipais disponíveis.

A variável dependente da pesquisa refere-se à taxa de obesidade infantil, que foi mensurada dividindo-se o número de crianças obesas menores de cinco anos pela quantidade de crianças nessa faixa etária (contidas na amostra) e multiplicou-se por 1.000. Já as variáveis explicativas foram divididas em dois grupos: i) socioeconômicos e demográficos e; ii) gestão em saúde.

O PIB per *capita* e o Índice FIRJAN de Desenvolvimento Municipal na área de educação (IDFM educação) representam o aspecto socioeconômico das microrregiões brasileiras. Estas variáveis foram coletadas no site do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE) e da Firjan, respectivamente. Para obter o índice IFDM para cada microrregião, calculou-se a média do índice dos municípios correspondente a uma determinada microrregião. Este índice varia entre 0 (mínimo) e 1 ponto (máximo), sendo que quanto mais próximo de 1, maior o desenvolvimento da localidade analisada (Fir, 2018). A densidade demográfica, por sua vez, é usada para captar o efeito da urbanização sobre a taxa de obesidade infantil. Ela corresponde a razão entre a população e a área de uma determinada microrregião (habitantes/km²), a qual está disponível no IBGE.

As variáveis número de equipes da Estratégia Saúde da Família - ESF (Atenção Primária) e quantidade de médicos totais que atendem pelo SUS (ambas intensificadas por 100 mil habitantes) representam os fatores de gestão de saúde, as quais estão disponíveis no sistema de Informática do SUS - DATASUS. Destaca-se que aqueles médicos que participam das equipes da ESF foram excluídos do total de médicos. Já o fator médicos que atendem pelo SUS é utilizada na pesquisa, pois estes profissionais têm papel fundamental para o controle do crescimento do infante, para o acompanhamento dos índices de massa corporal, como também para o alerta à família quando se iniciam os desvios dos padrões de crescimento adequados de acordo com cada faixa etária (SP, 2019).

Neste estudo, a primeira etapa da análise espacial dos dados corresponde à distribuição da taxa de obesidade infantil em mapa quantílico para identificar *outliers* e o comportamento geográfico dessa variável. Em seguida, aplica-se a Análise Exploratória de Dados Espaciais (AEDE), em que é necessário primeiramente definir uma matriz de ponderação espacial ou matriz de pesos espaciais (W). Esta matriz representa o grau

de conexão entre as regiões segundo algum critério de proximidade, logo para cada ponto do espaço é definido um conjunto de vizinhança relevante que, potencialmente, interage com ele (Anselin, 1999).

Após determinar a matriz de pesos espaciais, é verificado se as variáveis são distribuídas aleatoriamente ou se são autocorrelacionadas no espaço. Para isso, utiliza-se a estatística I de Moran global. Contudo, a autocorrelação global pode camuflar padrões locais de associação espacial estatisticamente significativos (como *clusters* ou *outliers*). Nesta linha, um dos indicadores utilizados para capturar esses efeitos é o I de Moran local, denominado de LISA (*Local Indicator of Spatial Association*).

O coeficiente I_i de Moran local (em que i corresponde a cada microrregião brasileira) faz uma decomposição do indicador global de autocorrelação na contribuição de cada observação em quatro categorias (Alto-Alto - AA, Baixo-Baixo-BB, Alto-Baixo-AB e Baixo-Alto-BA), cada uma individualmente correspondendo a um quadrante no diagrama de dispersão de Moran. Para que I_i seja um indicador LISA, deve-se obter a soma dos indicadores locais do I de Moran, assim, para cada observação é computado um I_i . Além disso, obtém-se n computações da estatística I_i e os seus respectivos níveis de significância, sendo que, uma forma eficiente de apresentar esse conjunto de estatísticas é mapeá-las obtendo então o mapa de *cluster* LISA. Esse mapa combina a informação do diagrama de dispersão de Moran e a informação do mapa de significância das medidas de associação local I_i . Este mapa classifica também as quatro categorias (AA, BB, AB e BA) de associação espacial estatisticamente significativas (Almeida, 2012).

Na sequência da análise empírica, estima-se os modelos econométricos com componentes espaciais para verificar os efeitos dos fatores socioeconômicos, demográficos e de gestão em saúde sobre a taxa de obesidade na primeira infância nas microrregiões brasileiras. Destacam-se que são estimados os seguintes modelos e considerado o seus tipos de abrangência geográfica na análise, conforme segue: i) Autorregressivo Espacial (SAR - *Spatial Autoregressive Model*) e Erro autorregressivo espacial (SEM - *Spatial Error Model*), alcance global; ii) Durbin espacial (SDM - *Spatial Durbin Model*) e Durbin espacial do erro (SDEM - *Spatial Durbin Error Model*), alcance local e global e; iii) Regressivo cruzado espacial SLX - *Spatial Lag of X*), efeito local². Por sua vez, a etapa final da análise correspondeu a aplicação da regressão ponderada geograficamente - RPG ou modelo GWR (*Geographically Weighted Regression*), em que sua principal contribuição é fornecer estimativas de regressão linear local para cada ponto no espaço. Isso é feito por meio do uso de sub-amostras de observações ponderadas pela distância geográfica (LeSage, 2004).

Destaca-se que para a padronização das variáveis na estimação dos modelos econométricos espaciais, é aplicado o logaritmo natural (LN) em cada uma delas. De forma específica para a taxa de obesidade e o fator equipes da ESF, a transformação do logaritmo ocorre tomando o *log* de um mais a variável intensificada. O número um é adicionado para evitar o *log* de zero. Por fim, nas estimativas espaciais utilizam-se os softwares *GeoDaSpace 1.0* - modelos econométricos e *GWR 4.0* - modelo GWR. Já na elaboração dos mapas é aplicado o software *ArcMap 10.3*.

²Para maiores informações sobre os modelos econométricos espaciais vide Almeida (2012).

3. Resultados e discussão

3.1 Análise dos resultados descritivos e da AEDE

Na Tabela 1 está reportada a estatística descritiva das variáveis (dependente e explicativas) usadas nessa pesquisa. Considerando as 558 microrregiões brasileiras no ano de 2016, observa-se que o número médio de crianças obesas é de 86,92 por mil crianças, com coeficiente de variação de 41,85%. Esse fato pode indicar a existência de disparidades regionais da obesidade na primeira infância nessas áreas. A microrregião com maior número de crianças obesas refere-se a Natal (RN) - 347,09/ mil crianças e a menor, corresponde a Fernando de Noronha (PE) - registro nulo.

A média do PIB *per capita* é de R\$ 22,55 mil, sendo que o valor máximo (R\$ 92,33 mil) e o mínimo (R\$ 5,64 mil) dessa variável, compreendem as microrregiões de Parecis (MS) e Meruoca (CE), respectivamente. A média do IFDM Educação é de 0,76, com maior valor registrado para microrregião de Florianópolis (SC) - 0,98 e a menor para a de Almeirim (PA) - 0,42. Já a média da densidade demográfica é 109,85 habitantes/km², com alta concentração de habitantes nas microrregiões de São Paulo (SP) - 6.287,68 habitantes/km² e baixa, nas áreas de Japurá (AM) - 0,32 habitantes/km².

Tabela 1. Estatística descritiva dos dados usados na pesquisa, Microrregiões do Brasil, 2016

Variável	Média	Desvio padrão	Mínimo	Máximo	Coef. de variação (%)
Taxa de obesidade infantil (por 1.000 crianças)	86,92	36,38	0,00	347,09	41,85
PIB <i>per capita</i> (R\$ mil)	22,55	13,74	5,64	92,33	60,95
IFDM Educação (varia entre zero e 1)	0,76	0,10	0,42	0,98	13,69
Densidade demográfica (habitante/km ²)	109,85	388,97	0,32	6287,68	354,10
Equipes da Estratégia Saúde da Família (por 100 mil habitantes)	7,68	4,78	0,00	22,15	62,28
Médicos totais que atendem pelo SUS (por 100 mil habitantes)	75,77	56,83	6,12	460,97	75,00

Nota: total de 558 microrregiões.

A média de equipes da ESF no ano de 2016 é de 7,68 a cada 100 mil habitantes, em que a microrregião de Uruburetama (CE) tem o maior número (22,15/100 mil hab). Por sua vez, das 558 microrregiões brasileiras, 27 delas não têm esse tipo de equipe (valor igual a zero) atuando no SUS. Quanto ao número médio de médicos totais que atendem pelo SUS, observa-se que seu valor é de 75,77 por 100 mil habitantes. A maior quantidade desses profissionais (por 100 mil hab.) é observada na microrregião de Barretos (SP) - 460,97 e a menor em Portel (PA) - 6,12. Em geral, as variáveis explicativas, com exceção do IFDM, mostram alta dispersão relativa dos dados.

A distribuição espacial da taxa de obesidade na primeira infância (por quantil) nas microrregiões brasileiras no ano de 2016 está apresentada na Figura 1. Nos pontos mais

escuras e claras do mapa estão as microrregiões com maior e menor número de crianças obesas, respectivamente. Nota-se que grande parte das microrregiões localizadas no Nordeste (especialmente, nos estados do Ceará, Rio Grande do Norte, Paraíba, Alagoas e Sergipe), Norte (principalmente, em áreas do Amazonas, Acre, Pará e Amapá), Centro-Oeste (regiões de Goiás) e Sul (algumas microrregiões do Rio Grande do Sul) do Brasil apresentam valores altos dessa variável. A baixa taxa de obesidade é evidenciada no Sudeste (São Paulo) e no Sul (em especial, Paraná e Santa Catarina) do país.

Nesta linha, confirma-se o padrão espacial da taxa obesidade na primeira infância (variável dependente) nas microrregiões do Brasil no ano de 2016, o que sugere a existência de *clusters* espaciais. Para confirmar essa associação são realizados posteriormente testes formais (globais e locais).

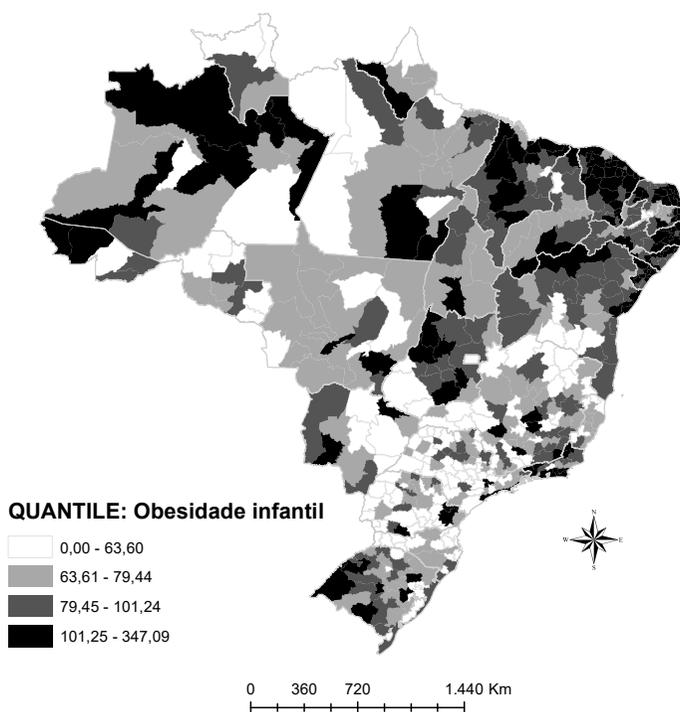


Figura 1. Distribuição espacial da taxa de obesidade na primeira infância (por 1000 crianças), Microrregiões do Brasil, 2016

Na análise da dependência espacial da taxa de obesidade na primeira infância entre as microrregiões brasileiras no ano de 2016, verifica-se que os resultados da estatística *I* de Moran são estimados com as matrizes de pesos de *k*-vizinhos mais próximos (K5: 0,283; K7: 0,281 e K9: 0,275), as quais são significativas a 1% e com 999 permutações. Consta-se autocorrelação espacial positiva, sendo que a K5 apresenta o maior valor

do I de Moran. Logo, os resultados analisados tem como base o uso dessa matriz, cujo valor de I de Moran foi igual a 0,283.

Na Figura 2 tem-se o mapa de cluster LISA da taxa de obesidade na primeira infância entre as microrregiões do Brasil em 2016. As áreas representadas pela cor preta estão as aglomerações de microrregiões que apresentam altas taxas dessa doença e que são cercadas por microrregiões com valores similares (Alto-Alto). A cor cinza claro identifica o grupo de associação espacial, cujas microrregiões que têm valores baixos dessa taxa e que também são rodeadas por áreas com pequenos valores dessa variável (Baixo-Baixo). Outros tons de cinza identificam os agrupamentos espaciais Alto-Baixo e Baixo-Alto, respectivamente, indicando que microrregiões com elevada (reduzida) taxa de crianças obesas são cercadas por áreas com valores baixos (altos) dessa mesma variável.

Observa-se nos pontos mais escuros do mapa um agrupamento Alto-Alto concentrado na região Nordeste do Brasil, composto pelos estados de Alagoas, Bahia, Ceará, Paraíba, Pernambuco, Rio Grande do Norte e Sergipe, o qual representa 83 microrregiões (14,87% total analisado). Esses achados sugerem que em regiões com maior vulnerabilidade socioeconômica pode haver maior concentração da obesidade infantil.

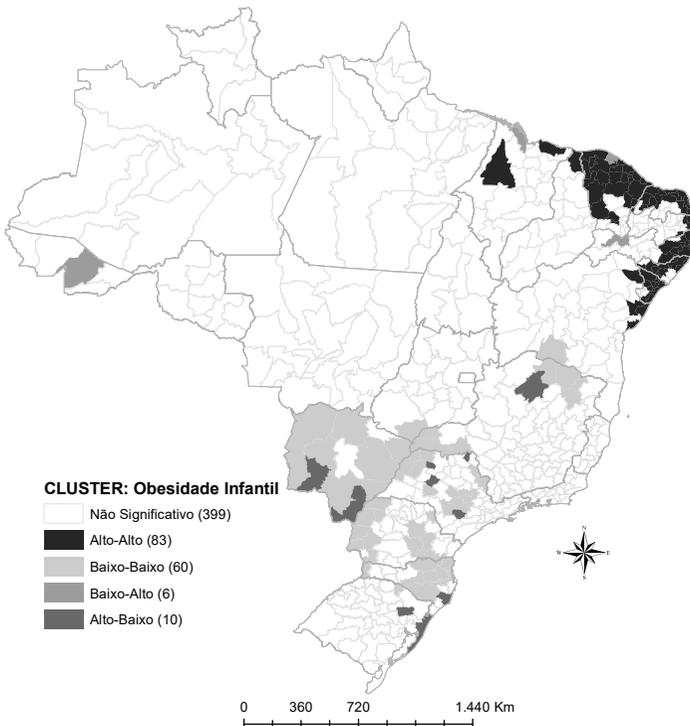


Figura 2. Mapa de *Cluster* LISA da taxa de obesidade na primeira infância, em logaritmo natural – LN, Microrregiões do Brasil, 2016. Nota: Mapa com 999 permutações e com nível de significância de 5%.

Por sua vez, nos pontos mais claros do mapa, que correspondem às microrregiões no agrupamento Baixo-Baixo, estão concentradas em grande parte da Região Sul, Sudeste e Centro-Oeste, entre os estados do Paraná, Santa Catarina, parte do estado de São Paulo, Minas Gerais e Mato Grosso do Sul. No geral, constam 60 microrregiões localizadas no agrupamento Baixo-Baixo. Por fim, os agrupamentos espaciais Baixo-Alto (6) e Alto-Baixo (16), apresentam-se dispersos nas regiões do país.

3.2 *Análise dos resultados dos modelos econométricos espaciais e da regressão ponderada geograficamente (RPG)*

Na Tabela A.1 (Apêndice) apresenta-se o diagnóstico para a autocorrelação espacial das microrregiões do Brasil em 2016. Observa-se, por meio do teste I de Moran, a existência de autocorrelação espacial nos erros para as três convenções de matrizes utilizadas (K5, K7 e K9). Ou seja, rejeita-se a hipótese nula de que os resíduos da regressão estimada por Mínimos Quadrados Ordinários (MQO) são distribuídos aleatoriamente no espaço. Esse resultado mostra que os modelos econométricos espaciais apresentam melhores ajustes aos dados. Para identificar o modelo mais adequado, faz-se necessário analisar os testes do Multiplicador de Lagrange, visto que o teste I de Moran não é capaz de indicar como a dependência espacial toma forma quando a hipótese nula é rejeitada.

Os testes do Multiplicador de Lagrange da defasagem ($ML\rho$) e Multiplicador de Lagrange do erro ($ML\lambda$) são ambos significativos a 1% em todas as convenções de matrizes utilizadas (Tabela A.1 – Apêndice). Nesta linha, é necessário verificar as versões robustas desses testes e com isso definir o modelo econométrico mais apropriado.

Quando analisado os testes do Multiplicador de Lagrange robusto para a defasagem espacial ($ML^*\rho$) e o Multiplicador de Lagrange robusto para o erro espacial ($ML^*\lambda$), constata-se que o primeiro não apresenta significância estatística e o segundo é significativo a 1%, indicando que a autocorreção espacial assume a forma no termo de erro. Logo, adota-se o modelo SEM como o mais adequado para a análise. Além disso, observa-se que a matriz de nove vizinhos mais próximos (K9) apresenta resultados mais significativos em relação as demais, por esse motivo, essa é a matriz adotada na estimação do modelo. Os resultados dessa matriz apresentados na Tabela A.1 (Apêndice) estão retomados na Tabela 2.

Observando os resultados de diagnóstico para o modelo de regressão estimado por Mínimos Quadrados Ordinários - MQO (Tabela 2), verifica-se, por meio dos testes Breush-Pagan e Koenker-Bassett (onde a hipótese nula de homocedasticidade é rejeitada com significância estatística de 1% e 10% respectivamente), evidências de heterocedasticidade. Além disso, o teste *Condition Number* mostra que o modelo não apresenta sinais de multicolinearidade, visto que seu valor é inferior a 30. Por fim, o teste Jarque-Bera aponta que a regressão apresenta erros não normais, ao nível de significância de 1%.

Os resultados apresentados na Tabela 2 são necessários para a definição do método a ser utilizado na estimação dos modelos econométricos espaciais propostos. Devido a não normalidade dos erros, identificada por meio do teste Jarque Bera, o Método da Máxima Verossimilhança (MV) não é o mais indicado. Dessa forma, o modelo SAR é estimado pelo Método dos Mínimos Quadrados Generalizados em Dois Estágios (MQ2EG) e, para o modelo SEM, utiliza-se o Método Generalizado dos Momentos (GMM).

Tabela 2. Diagnóstico da regressão estimada por MQO para a taxa de obesidade na primeira infância, em logaritmo natural – LN, Microrregiões do Brasil, 2016

Variáveis	Coefficientes
Constante	4,83*
PIB <i>per capita</i>	-0,11*
IFDM Educação	-0,51*
Densidade demográfica	0,07*
Equipes da ESF	-0,02
Médicos Totais	-0,11*
Diagnóstico da regressão	
R-Quadrado	0,19
Breush-Pagan (Heterocedasticidade)	174,04*
Koenker-Bassett (Heterocedasticidade)	9,96***
<i>Condition Number</i> (Multicolinearidade)	27,23
Jarque Bera (Normalidade)	25820,41*
Diagnóstico para autocorrelação espacial	
<i>I</i> de Moran (erro)	7,68*
ML ρ (defasagem)	41,51*
ML* ρ (defasagem)	0,11
ML λ (erro)	50,57*
ML* λ (erro)	9,17*

Nota: *Significativo a 1%. **Significativo a 5%. ***Significativo a 10%.

Na Tabela 3 estão apresentados os resultados dos modelos econométricos espaciais estimados para as microrregiões do Brasil em 2016. Ao considerar os modelos SAR e SEM, apenas o segundo é analisado no texto, pois pelo diagnóstico da autocorrelação espacial, esse é o mais apropriado. Verifica-se, a partir do modelo SEM, a existência de correlação espacial global negativa e significativa entre a taxa de obesidade na primeira infância e os fatores PIB *per capita*, IFDM Educação e médicos totais que atendem pelo SUS.

Ao observar o sinal positivo do coeficiente da variável densidade demográfica no modelo SEM, constata-se que um aumento nessa variável, expande o agravo da obesidade infantil nas microrregiões brasileiras. É importante destacar que o coeficiente do erro autorregressivo espacial (λ) com significância estatística de 1% e valor de 0,42, indica que os efeitos não modelados apresentam uma autocorrelação espacial positiva. Logo, altos (baixos) valores desses efeitos são vizinhos de elevados (reduzidos) valores.

Visto que as características das microrregiões vizinhas podem ser importantes para compreender os fatores associados a taxa de obesidade na primeira infância entre as microrregiões brasileiras, incorpora-se nos modelos espaciais as defasagens das variáveis explicativas nos modelos SDM, SDEM e SLX (Tabela 3). Assim como nos modelos SAR e SEM, em virtude da não normalidade nos erros, são utilizados para as estimativas dos modelos SDM e SDEM o Método dos Mínimos Quadrados Generalizados em Dois Estágios (MQ2EG) e o Método Generalizado dos Momentos (GMM), respectivamente. Para o modelo SLX, utiliza-se o Método dos Mínimos Quadrados Ordinários (MQO).

A partir do teste de Anselin-Kelejian (Tabela 3), observa-se que o modelo SDM não incorporou corretamente a autocorrelação espacial dos erros, não rejeitando a hipótese nula (a 1% de significância). Dessa forma, analisam-se apenas os resultados dos modelos SDEM e SLX, visto que estes se mostraram mais ajustados aos dados.

Tabela 3. Resultados dos modelos econométricos espaciais SAR, SEM, SDM, SDEM e SLX, em logaritmo natural – LN, Microrregiões do Brasil, 2016

Variáveis	SAR	SEM	SDM	SDEM	SLX
Constante	4,65*	4,68*	2,08	5,13*	5,18*
PIB <i>per capita</i>	-0,11*	-0,09*	-0,07	-0,07	-0,07
IFDM Educação	-0,49*	-0,71*	-1,23*	-1,15*	-1,14*
Densidade demográfica	0,07*	0,06*	0,05**	0,05**	0,05**
Equipes da ESF	-0,02	-0,01	-0,01	-0,02	-0,01
Médicos totais	-0,11*	-0,10*	-0,09*	-0,09*	-0,10*
W_PIB <i>per capita</i>			-0,01	-0,12	-0,10
W_IFDM Educação			1,22*	0,99**	0,99*
W_Densidade Demográfica			-0,02	0,02	0,02
W_Equipes da ESF			0,02	0,003	-0,03
W_Médicos Totais			0,04	-0,02	-0,03
ρ (defasagem)	0,04		0,60		
λ (erro)		0,43*		0,41*	
Número de observações	558	558	558	558	558
Pseudo R^2	0,20	0,19	0,28	0,21	0,21
Anselin-Kelejian	2,96***		0,28		

Nota: *Significativo a 1%. **Significativo a 5%. ***Significativo a 10%.

No modelo SDEM, a defasagem da variável IFDM Educação (W-IFDM Educação) foi a única estatisticamente significativa a 5%. Pode-se presumir que um aumento no IFDM Educação das microrregiões vizinhas, ocasiona uma expansão na taxa de obesidade infantil das microrregiões analisadas. Esse comportamento também é observado no modelo SLX (coeficiente positivo e estatisticamente significativo a 1%), indicando que um crescimento dessa variável nas microrregiões vizinhas gera um aumento no agravo da obesidade infantil das microrregiões em análise.

Os resultados dos modelos apresentados na Tabela 3 têm resultados globais e não consideram as heterogeneidades espaciais extremas, ou seja, a característica específica de cada microrregião do Brasil. Esses modelos não captam os efeitos locais intrínsecos a cada uma das unidades geográficas em análise. Considerando que o Brasil possui grande diversidade entre suas regiões, ao desconsiderar os aspectos locais, podem-se perder informações relevantes a respeito dos fatores associados (socioeconômicos, demográfico e de gestão em saúde) à taxa obesidade na primeira infância. Neste contexto, foram estimadas regressões globais e locais para as especificações de modelos sem o componente espacial e com as especificações SEM, SDEM e SLX (Tabela 4). Destaca-se que não foi estimado o modelo SAR por RPG, pois esta especificação não é a mais adequada aos dados.

O primeiro modelo estimado (RPG sem o componente espacial) apresenta vantagem ao se estimar o modelo local em comparação ao global. Esse aspecto é analisado a partir

do critério de informação Akaike (AICc), do teste F e do R^2 . O modelo local, entretanto, não elimina a autocorrelação espacial, conforme indicado pela estatística I de Moran (significativo a 10%). Logo, devem ser incluídas na regressão as defasagens espaciais do erro ($W\xi$) como feito no modelo SEM, e/ou defasagens das variáveis independentes (WX) - modelos SDEM e SLX.

Tabela 4. Resultados da Regressão Ponderada Geograficamente - RPG, em logaritmo natural - LN, Microrregiões do Brasil, 2016

Especificações dos modelos	Regressão	AICc	Teste F	R2	I de Moran
RPG sem componente espacial ¹	Global	469,06		0,19	
	Local	262,94	3,98*	0,66	-0,04**
SEM ²	Global	471,01		0,19	
	Local	226,26	4,34*	0,71	-0,01
SDEM ³	Global	470,76		0,21	
	Local	250,11	4,13*	0,71	0,004
SLX ⁴	Global	468,72		0,21	
	Local	286,15	3,79*	0,65	-0,05*

Nota¹: ¹Tamanho da banda adaptativa= 67; ²Tamanho da banda adaptativa= 67; ³Tamanho da banda adaptativa= 102; ⁴Tamanho da banda adaptativa= 111. Nota²: Para o cálculo do I de Moran dos resíduos foi utilizada a matriz de pesos espaciais K9. Nota³: *Significativo a 1%. **Significativo a 5%. ***Significativo a 10%.

Observa-se nos modelos estimados, ao se comparar o critério de informação AICc dos modelos global e local, um valor mais baixo para o modelo local, em comparação ao global. Essa melhora no critério sugere que a estimação de um modelo que considera a existência de múltiplos equilíbrios é mais ajustada à análise dos fatores associados à obesidade infantil nas microrregiões brasileiras. Além disso, o coeficiente de determinação (R^2) dos modelos locais é maior em relação aos modelos globais e, por meio do teste F, observa-se que o modelo local apresentou melhora sobre o modelo global, ao nível de 5% de significância estatística.

Ao estimar os modelos SEM e SDEM por RPG (Tabela 4), a autocorrelação espacial é corretamente especificada no modelo, visto que o I de Moran é não significativo, ou seja, o modelo local eliminou a autocorrelação espacial nos resíduos. Já no modelo SLX, o mesmo não ocorre, pois, o I de Moran apresenta significância estatística a 1%. Em virtude de o modelo SEM especificar corretamente a autocorrelação espacial dos resíduos, como também apresentar o menor valor para o critério de informação AICc, considera-se essa especificação como a mais ajustada aos dados, dado o contexto da regressão local.

Na Tabela 5 estão apresentados os coeficientes locais (quartis) dos modelos SEM estimados por RPG. Observam-se altas amplitudes entre os valores dos parâmetros estimados, o que indica que as repostas de mudanças nas variáveis têm intensidades diferentes ao longo do território brasileiro. Além disso, apresenta-se também a diferença de critérios (procedimento que detecta as variáveis que possuem variabilidade geográfica), em que os valores negativos e maiores que dois (em módulo) indicam que os coeficientes das variáveis não têm linearidade espacial. Nota-se que as variáveis IFDM Educação e equipes da ESF apresentaram coeficientes locais significativos, visto

que o valor da diferença de critério apresentou valor negativo maior que -2 em módulo. Isso indica que a resposta desses fatores deve ser feita localmente, pois ela difere em cada ponto da regressão, ou seja, a resposta a determinado estímulo não é constante.

Tabela 5. Coeficientes locais e diferença de critério do modelo SEM estimado por RPG, em logaritmo natural – LN, Microrregiões do Brasil, 2016

Variáveis	Modelo SEM			
	Média	Quartil inferior	Quartil superior	Diferença de critério
Intercepto	4,41	3,94	5,09	4,00
PIB <i>per capita</i>	-0,01	-0,13	0,10	7,40
IFDM Educação	-0,55	-1,38	0,17	-55,06
Densidade demográfica	0,05	0,00	0,10	7,76
Equipes da ESF	-0,03	-0,08	0,05	-12,01
Médicos totais	-0,08	-0,15	0,06	15,12
W_resíduos	-0,34	-1,53	0,16	-12,03

A partir dos resultados das estimações, na Figura 3, apresenta-se o impacto dos coeficientes locais nas microrregiões brasileiras para as variáveis que tem variabilidade geográfica. As microrregiões que não são estatisticamente significativas a 5% estão nos pontos brancos do mapa. Já aquelas que mostram coeficientes significativos estão destacados no mapa em preto e tons de cinza, aumentando a tonalidade quanto maior o efeito desses coeficientes.

No modelo SEM (Figura 3), observa-se o efeito espacial do IFDM Educação, em que observam-se padrões locais significativos em microrregiões pertencentes ao Norte, mais precisamente no estado do Amazonas, e parte da região Nordeste, com destaque para os estados do Maranhão, Piauí e Ceará. Nestas regiões, o IFDM Educação apresenta influência positiva sobre o número de crianças menores de cinco anos obesas. Em sentido contrário, nota-se que em algumas microrregiões pertencentes aos estados da Bahia, Minas Gerais, Rio de Janeiro, São Paulo, Paraná, Santa Catarina e Rio Grande do Sul, a expansão desse fator social apresenta influência negativa sobre a taxa de obesidade na primeira infância. É importante observar que no Maranhão e Piauí, essa mesma variável apresenta dois comportamentos, positivo e negativo, conforme a região analisada dentro do estado.

As equipes da ESF apresentam impacto local negativo em algumas microrregiões da região Norte, com destaque para os estados do Amazonas, Roraima, Pará e Rondônia. O mesmo efeito é observado em parte dos estados do Mato Grosso, Goiás, Minas Gerais e São Paulo. Por sua vez, efeito positivo da variável é verificado em uma parte dos estados do Pará, Maranhão e Piauí, como também em parte do estado do Mato Grosso do Sul.

3.3 Discussão

Diante dos resultados apresentados, verificou-se relação inversa entre o fator econômico (PIB *per capita*) e a taxa de obesidade na primeira infância em 2016. Essa evidência corrobora com aquelas encontradas por O'Dea et al. (2014); de Oliveira Meller et al.

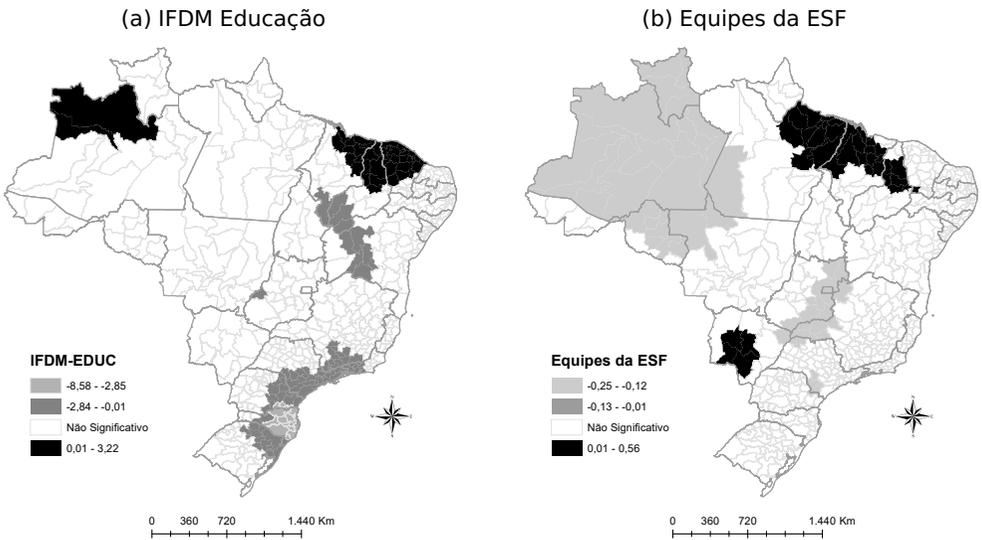


Figura 3. Impacto dos coeficientes locais significativos do modelo SEM, Microrregiões do Brasil, 2016.

(2014) e [Rodd e Sharma \(2017\)](#) que, embora não tenham considerado os aspectos espaciais dessa doença crônica em suas análises, concluíram que, crianças pertencentes as famílias (ou residentes em regiões) com menor status socioeconômico, apresentaram maior prevalência de obesos. Já os estudos realizados por [Cocetti et al. \(2012\)](#) e [Silveira et al. \(2014\)](#), mostraram crianças pertencentes as famílias com melhor situação econômica ou que moram em áreas mais desenvolvidas, apresentaram atlas chances de serem obesos.

Já no contexto da análise espacial, foi possível observar padrões locais significativos para a taxa de obesidade na primeira infância entre as microrregiões brasileiras, sendo que tal comportamento também foi observado no estudo de [Hernández-Vásquez et al. \(2016\)](#) para o Peru. Os resultados para o fator econômico (PIB *per capita*) estão em consonância com o trabalho de [Pereira et al. \(2018\)](#), onde os autores constataram que a prevalência da obesidade infantil mostrou-se significativamente relacionada com o status socioeconômico da região em que a criança está inserida. Uma possível explicação é que os indivíduos residentes em regiões de maior vulnerabilidade socioeconômica podem não ter recursos suficientes para atender as necessidades básicas para o desenvolvimento nutricional de seus filhos ([Jin e Lu, 2017](#)). Além disso, os indicadores econômicos de uma região estão reciprocamente relacionados a importantes políticas públicas e condições sociais, por exemplo, o acesso a oportunidades educacionais de qualidade, além de ambientes de promoção da saúde, tais como a oferta e o acesso a alimentos nutritivos e de qualidade ([Hughey et al., 2018](#)).

O fator IFDM Educação, por sua vez, apresentou associação negativa com a taxa de obesidade na primeira infância entre microrregiões do Brasil. Além disso, o IFDM

Educação das regiões vizinhas também exerceu influência sobre essa doença crônica no ano 2016. Em termos locais, esse fator apresentou comportamentos distintos (positivos e negativos) de acordo com a região analisada. As regiões Sul, Sudeste e Centro-Oeste apresentaram os maiores valores para esse índice, concentrando, conseqüentemente, o menor número de crianças obesas nessas localidades.

Considerando o nível educacional dos pais, [Schuch et al. \(2013\)](#) mostraram que a obesidade na infância é menor entre aqueles que possuíam mães com ensino superior. Destaca-se que o nível educacional das mães é mais enfatizado na literatura que trata do efeito da escolaridade dos pais na saúde nutricional dos filhos. Isso pode ser justificado pelo fato de que mães mais instruídas tendem a apresentar melhores cuidados com a saúde no pré-natal, trazendo benefícios para a saúde dos filhos antes mesmo de nascerem. Além disso, o maior grau de instrução pode proporcionar aumento da renda familiar, e conseqüentemente maiores recursos para os investimentos em saúde da família ([Grossman, 2000](#)).

É preciso fazer menção também, ao estudo de ([Rodd e Sharma, 2017](#)) que, ao considerar o nível educacional dos pais, evidenciaram que a prevalência da obesidade na infância e adolescência é maior para aqueles cujos pais apresentavam níveis mais baixos de educação. Ressaltaram ainda que pais mais instruídos são capazes de ter comportamentos mais saudáveis e melhores acessos aos serviços de saúde. Essa relação entre educação e obesidade infantil é corroborada no presente estudo, contudo a variável que representou esse fator foi um índice geral e não específica sobre a escolaridade dos pais como os autores supracitados utilizaram.

Com relação à densidade demográfica, evidenciou-se uma relação global positiva com a taxa de obesidade na primeira infância, indicando que microrregiões brasileiras com alto valor dessa variável contribuem para a expansão dessa taxa na região em análise. Isso pode ser justificado pelo fato de que áreas com grande densidade populacional podem não dispor de espaços adequados para que as crianças ocupem seu tempo livre com a prática segura de atividades físicas, o que as tornam mais suscetíveis ao uso de computadores, jogos eletrônicos e utilização de transporte motorizado. Além disso, nessas regiões pode haver também uma maior oferta de *fastfoods* e as crianças tendem a ser mais vulneráveis à influência da mídia, sobre o comportamento alimentar ([Saraiva et al., 2017](#); [Kelishadi et al., 2018](#)).

Quanto as variáveis de gestão em saúde, os resultados encontrados apontaram maiores quantidades de médicos totais nas regiões Sul e Sudeste do Brasil e uma relação negativa com a taxa de obesidade na primeira infância. Considerando que os ambientes mais desenvolvidos economicamente apresentam melhor acesso à saúde, uma criança residente nessas regiões pode ter maiores chances de um acompanhamento de seu estado nutricional ([Hughey et al., 2018](#)). Nesta linha, aumentar a quantidade de médicos em uma determinada área é contribuir para a que a população tenha melhores acessos aos serviços de saúde. Esses profissionais têm importante papel na promoção de hábitos e alimentação saudáveis, prevenção, identificação de riscos e detecção precoce dessa doença ([Silva et al., 2018](#)).

Ao analisar a distribuição espacial das equipes da ESF, observou-se comportamento disperso nas microrregiões brasileiras, com altos valores concentrados na região Sul e

Sudeste do Brasil, bem como em algumas microrregiões do Norte e Nordeste. A partir dos resultados do modelo global, foi possível notar que essa variável não exerceu efeito sobre a taxa de obesidade na primeira infância entre as microrregiões do Brasil. Contudo, em termos locais, esse fator mostrou pequeno impacto. Segundo [Silva et al. \(2018\)](#), a importância da atuação local das ESF na primeira infância, principalmente, na questão do estilo de vida, se dá pelo fato de elas promoverem ações educativas, ampliando o controle social na defesa da qualidade de vida e desenvolvendo ações que priorizam os grupos e os fatores de risco, a fim de prevenir e controlar o agravamento de doenças evitáveis, como é o caso da obesidade infantil.

4. Considerações finais

O presente estudo analisou fatores espaciais associados a taxa de obesidade na primeira infância entre as microrregiões brasileiras, em 2016. Isso foi feito utilizando-se a econometria espacial, especificamente, a Análise Exploratória de Dados Espaciais (AEDE), os modelos econométricos espaciais e a Regressão Ponderada Geograficamente (RPG).

Conforme resultados da pesquisa, identificou-se a existência de dependência espacial da taxa de obesidade na primeira infância entre as microrregiões do Brasil, com *clusters* do tipo Alto-Alto na região Nordeste e no padrão Baixo-Baixo no Centro-Oeste, Sudeste e Sul do país. Verificou-se associação negativa das variáveis PIB *per capita*, IFDM Educação e médicos totais sobre essa doença. A densidade demográfica teve efeito positivo sobre a taxa de crianças obesas nas regiões analisadas. Cabe destacar também o impacto das regiões vizinhas no comportamento desse agravamento, observado por meio da defasagem da variável IFDM Educação.

Considerando o nível socioeconômico, mensurado por meio do PIB *per capita* e do IFDM Educação, foi observada maior prevalência da taxa de obesidade em crianças menores de cinco anos residentes em regiões com maior vulnerabilidade desses fatores. Assim, pode-se presumir que, investir em políticas que visam a melhoria de renda e no acesso à educação, pode ser um importante mecanismo para a redução deste problema de saúde pública nas microrregiões do Brasil.

As diferenças regionais espaciais encontradas na taxa de obesidade na primeira infância entre as microrregiões brasileiras podem estar refletindo as disparidades de renda e educação no país. Além disso, o número irregular de profissionais especialistas por localidade e a dificuldade do acompanhamento nutricional da criança também podem se demonstrar na distribuição espacial dessa taxa.

A identificação das microrregiões brasileiras com maior taxa da obesidade na primeira infância e seus principais fatores (espaciais) associados permitem, portanto, que políticas públicas regionais sejam direcionadas a fim de conter o aumento dessa doença crônica no Brasil. Estratégias mais ativas no sentido de melhorar a distribuição de profissionais especialistas para o acompanhamento nutricional do infante e a expansão das oportunidades à educação de qualidade, são importantes para a redução da obesidade na primeira infância no país. Pesquisas futuras espaciais abordando outros indicadores como a disponibilidade de *fast-food* e semelhantes, nível de escolaridade dos pais,

alocação das famílias entre tempo e segurança na questão nutricional e de saúde das crianças, etc, tornam-se relevantes para avaliar esse problema de saúde pública.

Apêndice A

Tabela A.1. Diagnóstico para autocorrelação espacial, Microrregiões do Brasil, 2016

Diagnóstico	K5	K7	K9
<i>I</i> de Moran dos erros	6,43*	6,97*	7,68*
ML ρ	30,30*	34,69*	41,51*
ML* ρ	0,76	0,35	0,11
ML λ	36,56*	42,31*	50,57*
ML* λ	7,01*	7,98*	9,17*

Nota: *Significativo a 1%.

Referências Bibliográficas

- (2018): [Índice Firjan de Desenvolvimento Municipal - IFDM 2018, Ano base 2016](#), FIRJAN. [3]
- (2018): [Taking action on childhood obesity](#), WORLD HEALTH ORGANIZATION. [1, 2]
- (2019): [Sociedade de Pediatria de São Paulo. Enfrentando a Obesidade Infantil. Boletim da Sociedade de Pediatria de São Paulo. Ano 4, nº 2, mar/abril de 2019, SÃO PAULO, São Paulo.](#) [3]
- Almeida, E. (2012): *Econometria Espacial Aplicada*, Editora Alínea. [4]
- Anselin, Luc (1999): "Spatial econometrics," *A companion to theoretical econometrics*, 310330. [4]
- Cocetti, Monize, José Augusto de A. C. Taddei, Tulio Konstantyner, Thais Claudia Roma de Oliveira Konstantyner, e Antonio de Azevedo Barros Filho (2012): "Prevalence and factors associated with overweight among Brazilian children younger than 2 years," *Jornal de Pediatria*, 88 (6), 503–8. [2, 13]
- de Oliveira Meller, Fernanda, Cora Luiza Pavin Araújo, e Samanta Winck Madruga (2014): "Fatores associados ao excesso de peso em crianças brasileiras menores de cinco anos," *Ciência & Saúde Coletiva*, 19 (3), 943–955. [1, 12]
- Grossman, Michael (2000): "The human capital model," in *Handbook of health economics*, Elsevier, vol. 1, 347–408. [2, 14]
- Hernández-Vásquez, Akram, Guido Bendezú-Quispe, Deysi Díaz-Seijas, Marilina Santero, Nicole Minckas, Diego Azañedo, e Daniel A. Antiporta (2016): "Análisis espacial del sobrepeso y la obesidad infantil en el Perú, 2014," *Revista Peruana de Medicina Experimental y Salud Pública*, 33 (3), 489. [13]

Hughey, S. Morgan, Andrew T. Kaczynski, Dwayne E. Porter, James Hibbert, Gabrielle Turner-McGrievy, e Jihong Liu (2018): "Spatial clustering patterns of child weight status in a southeastern US county," *Applied Geography*, 99, 12–21. [1, 2, 13, 14]

Jin, He e Yongmei Lu (2017): "The relationship between obesity and socioeconomic status among Texas school children and its spatial variation," *Applied Geography*, 79, 143–152. [1, 13]

Kelishadi, Roya, Mostafa Qorbani, Ramin Heshmat, Shirin Djalalinia, Ali Sheidaei, Saïd Safiri, Nastaran Hajizadeh, Mohammad Esmaeil Motlagh, Gelayol Ardanan, Hamid Asayesh, e Morteza Mansourian (2018): "Socioeconomic inequality in childhood obesity and its determinants: a Blinder–Oaxaca decomposition," *Jornal de Pediatria (Versão em Português)*, 94 (2), 131–139. [2, 14]

Leal, Vanessa Sá, Pedro Israel Cabral de Lira, Juliana Souza Oliveira, Risia C. E. de Mezezes, Leopoldina Augusta de Souza Sequeira, Manoel Alexandre de Arruda Neto, Sonia Lúcia Lucena Sousa de Andrade, e Malaquias Batista Filho (2012): "Excesso de peso em crianças e adolescentes no Estado de Pernambuco, Brasil: prevalência e determinantes," *Cadernos de Saúde Pública*, 28 (6), 1175–1182. [2]

LeSage, James P (2004): "A family of geographically weighted regression models," in *Advances in spatial econometrics*, Springer, 241–264. [4]

O’Dea, Jennifer A, Hueiwen Chiang, e Louisa R Peralta (2014): "Socioeconomic patterns of overweight, obesity but not thinness persist from childhood to adolescence in a 6-year longitudinal cohort of Australian schoolchildren from 2007 to 2012," *BMC Public Health*, 14 (1). [1, 12]

Pereira, Margarida, Helena Nogueira, e Cristina Padez (2018): "Association between childhood obesity and environmental characteristics: Testing a multidimensional environment index using census data," *Applied Geography*, 92, 104–111. [13]

Rodd, Celia e Atul K. Sharma (2017): "Prevalence of overweight and obesity in Canadian children, 2004 to 2013: Impact of socioeconomic determinants," *Paediatrics & Child Health*, 22 (3), 153–158. [1, 13, 14]

Saraiva, José Francisco Kerr, Tatiana Slonczewski, e Isabella Maria Machado Clisnei (2017): "Estratégias interdisciplinares na abordagem do risco cardiovascular para combater à obesidade infantil," *Revista da Sociedade Brasileira de Clínica Médica*, 15 (3), 214–220. [2, 14]

Schuch, Ilaine, Teresa G. de Castro, Francisco de A.G. de Vasconcelos, Carmem L.C. Dutra, e Marcelo Z. Goldani (2013): "Excess weight in preschoolers: Prevalence and associated factors," *Jornal de Pediatria*, 89 (2), 179–188. [1, 14]

Silva, Marina Bolinni, Eliana Cyrino, e Cátia da Fonseca (2018): "Sobrepeso e Obesidade Infantil na Atenção Primária à Saúde: Percepções dos Médicos e Enfermeiros da Estratégia de Saúde da Família em Botucatu-Sp: Resultados Preliminares," . [2, 14, 15]

Silveira, Jonas Augusto C., Fernando Antônio B. Colugnati, Monize Cocetti, e José Augusto A.C. Taddei (2014): "Secular trends and factors associated with overweight among Brazilian preschool children: PNSN-1989, PNDS-1996, and 2006/07," *Jornal de Pediatria*, 90 (3), 258–266. [[2](#), [13](#)]