

## Crise, austeridade fiscal e insegurança alimentar: fatores associados, tendências e distribuição espacial via PNAD e POF

Crisis, fiscal austerity and food insecurity: associated factors, trends and spatial distribution via PNAD and POF

Crisis, austeridad fiscal e inseguridad alimentaria: factores asociados, tendencias y distribución espacial vía PNAD y POF

Marcelo Rubens dos Santos do Amaral (<https://orcid.org/0000-0001-7224-1362>)<sup>1,2</sup>

Pedro Luis do Nascimento Silva (<https://orcid.org/0000-0002-9378-7986>)<sup>3</sup>

Antônio Carlos Monteiro Ponce de Leon (<https://orcid.org/0000-0002-0704-5215>)<sup>1</sup>

**Resumo** O estudo visa identificar e analisar fatores associados à insegurança alimentar (IA), as tendências e a distribuição espacial para estratos geográficos. Investigou-se a hipótese de piora do desfecho de IA grave nos domicílios, medido pela Escala Brasileira de Insegurança Alimentar (EBIA), como efeito da crise e/ou da política de austeridade. O artigo envolve estudos com desenho transversal para análises seccionais e ecológico misto de tendências espaço-temporais, a partir de quatro inquéritos nacionais do IBGE. Adotou-se procedimento de calibração dos pesos segundo distribuição por sexo e faixa etária e métodos de estimação e modelagem que incorporam efeitos do desenho amostral. A regressão de Poisson com estimação robusta de variância foi empregada para estimar razões de prevalências de IA grave em nível etiológico. Para o nível ecológico, empregou-se duas abordagens de modelagem multinível para medidas repetidas de estratos: regressão múltipla log-log para associações; e modelagem de splines para estimação de tendências. Os achados apontam impactos da austeridade adotada, com mudanças de tendências no Programa Bolsa Família e reflexos sobre o aumento da IA grave. Projeta-se o aumento da IA e afastamento do alcance do objetivo nº 2 dos ODS em 2030 pelo Brasil, a despeito do sucesso obtido em 2014 para o ODM nº 1.

**Palavras-chave** Estudos transversais, Insegurança alimentar

**Abstract** This study aims to identify and analyse factors associated with food insecurity (FI), trends and spatial distributions for geographical strata. The hypothesis of worsening of the outcome of severe FI, measured by the Brazilian Food Insecurity Scale (EBIA) in households, as an effect of the crisis and/or the austerity policy, was investigated. The article involves studies with cross-sectional design and mixed ecological for spatio-temporal trends, based on 4 national IBGE surveys. A weight calibration procedure to match population distribution by gender and age group was adopted, as well as estimation and modelling methods that incorporate effects of the sample design. Poisson regression with robust estimation of variance was used to estimate prevalence ratios of severe FI at the etiological level. For the ecological level, two multilevel modelling approaches were employed for repeated measurements of strata: multiple log-log regression for associations; and modelling of splines for trend estimation. The findings point to impacts of the austerity policy adopted, with changes in trends in the Programa Bolsa Família – PBF (Family Benefit Programme – FBP) and on the increase in severe FI. It is projected that there will be an increase in FI and a shortfall in relation to achievement of the SDG no. 2 in 2030 by Brazil, despite the success obtained in 2014 for MDG no. 1.

**Key words** Cross-sectional studies, Food insecurity

**Resumen** Este estudio tiene como objetivo identificar y analizar factores asociados a la inseguridad alimentaria (IA), tendencias y distribución espacial por estratos geográficos. Se investigó la hipótesis de un deterioro del resultado de IA grave en los hogares, medido por la Escala Brasileña de Inseguridad Alimentaria (EBIA), como efecto de la crisis o de la política de austeridad. El artículo involucra estudios con diseño transversal para análisis ecológicos transversales y mixtos de tendencias espacio-temporales, basados en cuatro encuestas nacionales del IBGE. Se adoptó un procedimiento de calibración de los pesos según distribución por sexo y grupo de edad y métodos de estimación y modelación que incorporan efectos del diseño muestral. Se utilizó la regresión de Poisson con estimación robusta de la varianza para estimar los índices de prevalencia de IA grave a nivel etiológico. Para el nivel ecológico, se utilizaron dos enfoques de modelado multinivel para mediciones repetidas de estratos: regresión múltiple log-log para asociaciones y modelado Splines para estimación de tendencias. Los hallazgos apuntan a los impactos de la austeridad adoptada, con cambios en las tendencias del Programa Bolsa Familia e impactos en el aumento de la IA severa. Se proyecta que Brasil aumentará la IA y se alejará de alcanzar el objetivo N°2 de los ODS en 2030, a pesar del éxito alcanzado en 2014 para el ODM n°1.

**Palabras clave** Estudios transversales, Inseguridad alimentaria

<sup>1</sup> Instituto de Medicina Social Hélio Cordeiro, Universidade do Estado do Rio de Janeiro. R. São Francisco Xavier 524, 7º andar, Maracanã. 20550-900 Rio de Janeiro RJ Brasil. [mrubens@ime.uerj.br](mailto:mrubens@ime.uerj.br)

<sup>2</sup> Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. Rio de Janeiro RJ Brasil.

<sup>3</sup> Escola Nacional de Ciências Estatísticas, Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. Rio de Janeiro RJ Brasil.

## Introdução

Por atingir cerca de uma a cada nove pessoas, a fome pode ser considerada um dos principais fatores de risco à saúde no mundo, e a má nutrição é responsável por cerca de metade (45%) das mortes de crianças abaixo de cinco anos de idade<sup>1</sup>. Nesse contexto, o segundo dos Objetivos de Desenvolvimento Sustentável (ODS) versa sobre a erradicação da fome: “Acabar com a fome, alcançar a segurança alimentar e melhoria da nutrição e promover a agricultura sustentável”.

A Agenda 2030, sintetizada nos ODS, consiste em um ambicioso plano de ação que busca erradicar a pobreza extrema, combater a desigualdade e a injustiça e conter as mudanças climáticas, entre outras ações. Vem somando seus esforços aos da comunidade científica internacional, com contribuições para a tarefa de identificar e mensurar determinantes e fatores associados à insegurança alimentar (IA), assim como seus impactos negativos à saúde.

Entre os fatores e determinantes para o aumento da IA, trabalhos evidenciam os efeitos de grandes recessões<sup>2</sup>, como a experimentada por países europeus após a crise financeira internacional desencadeada em 2009, assim como efeitos atenuantes de políticas de proteção social.

A agenda anterior referente aos Objetivos de Desenvolvimento do Milênio (ODM), firmada em 2000 e finda em 2015, foi precursora da agenda atual no combate à IA ao incluir como primeiro objetivo “erradicar a extrema pobreza e a fome”. O Brasil apresentou resultados expressivos neste objetivo, como revelou o Relatório de Insegurança Alimentar no Mundo de 2014<sup>3</sup> ao atestar que o Brasil havia saído do mapa da fome por tê-la reduzido de forma expressiva, bem como a desnutrição e a subalimentação no período. O Indicador de Prevalência de Subalimentação para o Brasil, medida empregada à época para dimensionar e acompanhar a fome em nível internacional pela Organização das Nações Unidas para a Alimentação e a Agricultura (FAO), atingiu nível abaixo de 5%, o limite estatístico da medida, abaixo do qual se considera que um país teria superado o problema da fome<sup>4</sup>.

O indicador usado pela FAO visava o monitoramento dos ODM. A substituição daqueles pelos ODS, a partir de 2015, exigiu o uso de novas abordagens metodológicas para este fim. Assim, desde então, no Brasil, destaca-se a utilização da Escala Brasileira de Insegurança Alimentar (EBIA), implementada por intermédio de grandes inquéritos nacionais<sup>5-9</sup>.

Os dois mais recentes desses inquéritos<sup>8,9</sup> apontam de forma inequívoca o recrudescimento da situação de IA no país após 2013. Estudo na literatura científica internacional<sup>10</sup> também aponta mudanças de tendências, com o aumento na IA no Brasil a partir de 2013 com base na EBIA medida a partir de inquéritos nacionais.

Após o sucesso do país no alcance das metas dos ODM para a erradicação da fome, com as crises fiscal e política que o Brasil experimentou a partir do ano de 2014, a repetição desse bom desempenho passou a correr um risco evidente e a literatura científica internacional já aponta potenciais impactos da austeridade – materializada pela emenda do teto dos gastos<sup>11</sup> – para o alcance dos ODS pelo Brasil<sup>12</sup>. Esse ano foi marcado pelo fim de uma sequência de superávits nominais iniciados em 2003 e pelo início de sucessivos déficits que vêm impactando os resultados econômicos e sociais e que se materializaram na austera amarra fiscal pela referida emenda constitucional.

Estudos na literatura científica nacional já apontam que medidas de austeridade fiscal comprometem metas de controle de doenças não transmissíveis no Brasil<sup>13</sup>, e estudo de caso no município de Cuité-PB também evidencia o desmonte de iniciativas governamentais para a segurança alimentar e nutricional<sup>14</sup>. Outras pesquisas<sup>15,16</sup> analisam de forma mais abrangente as implicações das medidas de austeridade fiscal e o consequente desmonte de políticas públicas sobre a insegurança alimentar.

Este artigo analisa fatores associados à IA grave, tendências e distribuição espacial a partir dos microdados da Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios (PNAD) nos anos de 2004, 2009 e 2013 e da Pesquisa de Orçamentos Familiares (POF) de 2017-2018. Os determinantes em investigação envolvem a hipótese de impacto da crise e das medidas de austeridade sobre o desfecho de IA grave e o período escolhido exclui possíveis efeitos de confundimento com a emergência da pandemia de COVID-19, iniciada no país em 2020, cujos efeitos sobre a IA grave estão presentes no contexto do inquérito mais recente<sup>9</sup>, não considerado aqui por não ter abrangência compatível com a dos levantamentos do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE) utilizados.

Entre os trabalhos que analisam a IA com base em inquéritos, este apresenta três aspectos como contribuições inovadoras: 1) a finalidade de propor estimativas populacionais menos tendenciosas e mais precisas ao utilizar a técnica de calibração dos pesos do plano amostral considerando as distribuições da população por sexo e

faixa etária, além das calibrações pelas populações dos pós-estratos utilizadas nas estatísticas oficiais; 2) alcançar a distribuição das unidades de análise com abrangência nacional, mas com o maior refinamento e capilaridade possível a partir dos planos amostrais das pesquisas para todos os estratos geográficos; e 3) investigar o efeito de hipóteses subjacentes à crise e à austeridade como exposições associadas ao desfecho de IA.

## **Materiais e métodos**

Este artigo envolve dois grandes tipos de estudos alternativos, contendo desenhos transversais para análises seccionais e ecológico misto incluindo análises em grupo múltiplo de unidades e de tendências temporais, portanto de tendências espaço-temporais. Considerando-se as variáveis de desfecho e de exposição em conjunto, ao todo foram utilizados dados obtidos no âmbito da Secretaria de Avaliação e Gestão da Informação (SAGI) e de três grandes inquéritos nacionais: PNAD, PNAD Contínua (PNADC) e POF, que são estudos de base populacional realizados pelo IBGE.

Tem-se a utilização de desenhos de estudos transversais e de tendência espaço-temporal porque são utilizados microdados individuais desidentificados de grandes inquéritos nacionais (estudos transversais) de vários anos diferentes, como as PNADs dos anos de 2004, 2009 e 2013<sup>5-7</sup>, a PNADC anual de 2018<sup>17</sup> e a POF de 2017-2018<sup>8</sup>.

Os anos selecionados para as PNADs e a POF são aqueles que incluíram as perguntas da EBIA nos seus questionários. PNAD, PNADC e POF são levantamentos cujos planos amostrais permitem estimação de medidas com validade para estratos geográficos que incluem unidades da federação (UFs), e em algumas UFs, também para grupos de municípios que integram ou não suas regiões metropolitanas (RMs).

Quando se avaliam medidas envolvendo agregados de estratos geográficos de cada pesquisa em separado, o que se tem são delineamentos de estudos de tipo exploratórios para cada ano, com a finalidade de se analisar em nível ecológico as distribuições espaciais das prevalências de IA grave por combinações de unidades subnacionais de áreas geográficas e estratos definidos por variáveis consideradas modificadoras do efeito do desfecho. A dimensão da análise temporal surge quando comparamos a evolução ao longo dos anos de cada uma das distribuições espaciais.

Por outro lado, tem-se que o conjunto de medidas de associação obtidas a partir dos dados de

cada um dos quatro levantamentos (três PNADs e uma POF) é considerado advir de um delineamento de estudo do tipo etiológico. Assim, o segundo tipo de estudo abordado envolve empregar análises inferenciais a partir de modelos estimados para cada pesquisa que possibilitem a checagem das hipóteses de mudanças longitudinais, ou tendências temporais nos parâmetros e medidas de associação entre exposições e desfechos estimados decorrentes dos impactos da crise ou dos diferentes níveis de austeridade nas políticas econômicas envolvidas em cada ano no período analisado.

Essas análises investigam, seja em nível etiológico (individual) ou no ecológico (agregado) a hipótese de piora no quadro do desfecho de IA grave nos domicílios de moradia dos indivíduos como efeito da crise e/ou da política de austeridade. Os coeficientes das variáveis de exposição e as confundidoras ou modificadoras de efeito de cada modelo permitem a análise das estimativas das magnitudes dos vieses de comparação ou das modificações proporcionadas ao desfecho para cada nível ou cada variação no valor dessas variáveis.

No caso específico da modelagem estatística utilizada em nível ecológico, tem-se medidas repetidas sobre o mesmo grupamento da população-alvo. Essa análise sobre medidas repetidas em condições distintas é uma característica presente nos ensaios clínicos, considerando-se diferenças na unidade de análise e no fato de que não se tem o controle sobre o grau da exposição, ou seja, da intensidade da intervenção austera ou do impacto da crise econômica. Defronta-se aqui com um cenário que poderia também ser chamado de experimento natural, conforme indicado por autor brasileiro que abordou a temática<sup>18</sup> em resenha do livro de Stuckler e Basu<sup>19</sup>, em que foram avaliadas várias situações internacionais análogas à nossa.

A escolha dos anos de 2004, 2009, 2013 e 2017-2018 decorre da disponibilidade dos inquéritos nacionais do IBGE, realizados em parceria com o Ministério da Saúde, que abordaram a temática de insegurança alimentar, seja através dos suplementos da PNAD nos anos de 2004, 2009 e 2013, seja por meio do levantamento específico contido na POF, realizada nos anos de 2017 e 2018.

## **Participantes**

A PNAD é uma pesquisa anual por amostragem probabilística de domicílios realizada em todo o território nacional. A população-alvo é

composta pelos domicílios e pessoas residentes em domicílios na área de abrangência da pesquisa. A PNAD adota um plano amostral estratificado e conglomerado com um, dois ou três estágios de seleção, dependendo do estrato<sup>20</sup>.

Na PNAD 2004 foram pesquisadas 399.354 pessoas de 139.157 unidades domiciliares provenientes de 7.816 setores censitários em 851 municípios brasileiros. Na PNAD 2009 foram pesquisadas 399.387 pessoas de 153.837 unidades domiciliares provenientes de 7.818 setores censitários em 851 municípios brasileiros. Na PNAD 2013 foram pesquisadas 362.555 pessoas de 148.697 unidades domiciliares provenientes de 9.166 setores censitários em 1.100 municípios brasileiros.

Na POF, em função de seus objetivos e características, foram pesquisados apenas os domicílios particulares permanentes. O domicílio é a unidade amostral da pesquisa, consistindo também em importante unidade de investigação e análise para caracterização das condições de vida e moradia das famílias. O domicílio particular permanente se destina à habitação de uma ou mais pessoas, ligadas por laços de parentesco, dependência doméstica ou normas de convivência, sendo todo ou parte destinado exclusivamente à moradia. A unidade de informação da pesquisa é a pessoa moradora, que consiste na pessoa que tinha o domicílio como residência única ou principal e que não se encontrava afastada deste por período superior a 12 meses. Na POF 2017-2018 foram entrevistados 57.920 entre os 75.635 domicílios selecionados no processo de amostragem, distribuídos ao longo de 5.504 unidades primárias de amostragem<sup>8</sup>, e a tabela de moradores obtida dos microdados inclui 178.431 moradores nos domicílios entrevistados.

### Variáveis

A variável de desfecho mensurada em nível ecológico consiste na estimativa da prevalência de IA grave na população que corresponde à proporção de pessoas em situação de IA grave. O desfecho em nível individual é mensurado pelas características de segurança ou dos diferentes níveis de IA no domicílio de moradia que são determinadas através das respostas às perguntas da EBIA, conforme especificados pelo IBGE<sup>6</sup>.

Segundo o modelo conceitual dos determinantes associados à segurança alimentar e nutricional (SAN) indicados na literatura<sup>21</sup>, os determinantes macro socioeconômicos seriam: sistema político-econômico mundial; políticas

econômicas, sociais e assistenciais; políticas agrícolas e ambientais; e reconhecimento de SAN como direito humano.

As noções de crise econômica e de austeridade fiscal, temas deste artigo, enquadram-se nesses determinantes da SAN. Variáveis que mensuram aspectos do mercado de trabalho, como ocupação e renda, foram escolhidos para representar os efeitos da crise econômica como variáveis de exposição. Também foram consideradas como exposição as variáveis de despesa e de cobertura do Programa Bolsa Família representando as políticas assistenciais e tentando capturar os efeitos da política de austeridade fiscal.

As demais variáveis incluídas na análise servem como confundidoras e/ou modificadores de efeito, tais como a macrorregião de moradia e uma aproximação do Critério de Classificação Econômica Brasil da Associação Brasileira de Empresas de Pesquisa para cada ano e pesquisa<sup>22,23</sup>.

### Métodos estatísticos

Quanto às escolhas dos métodos empregados neste artigo, considerando-se que os dados são provenientes de pesquisas com amostras probabilísticas por domicílios, *por mais rigoroso que seja o protocolo de coleta de dados, a presença mais frequente de mulheres e idosos em casa, em comparação com homens e indivíduos em idade ativa. Assim, a calibração dos fatores de expansão surge como a melhor alternativa técnica para lidar com esses vieses típicos de coleta e seleção*<sup>24</sup>.

No que diz respeito ao procedimento específico adotado de calibração dos pesos considerando a distribuição da população por sexo e faixas etárias utilizada em todas as estimativas populacionais deste artigo, a escolha recaiu sobre aquele conhecido como do tipo *raking* generalizado ou de pós-estratificação multidimensional incompleta<sup>25</sup>. Isso se deve à sua maior parcimônia em face do número muito grande de níveis de categorias das variáveis que se decidiu utilizar para calibração. Em relação à avaliação do desempenho da calibração, que balizou a escolha do procedimento específico realizado, foram utilizadas sugestões contidas na literatura especializada<sup>26</sup>.

Alguns artigos publicados na literatura de saúde coletiva chamam atenção em suas seções de considerações e comentários finais para possíveis consequências da negligência dessa característica peculiar dos inquéritos nacionais para estimativas de parâmetros de bases populacionais com esse tipo de amostragem<sup>20,27,28</sup>. Nossa modelagem

e análise estatística avançou no sentido de utilizar ferramentas de modelagem que incorporam o efeito do desenho amostral complexo também no procedimento de estimação dos parâmetros das regressões de Poisson através da função *svyglm()* do pacote *survey*<sup>29-31</sup>, que roda na plataforma R<sup>32</sup>.

A regressão de Poisson foi empregada por meio da função *svyglm()*, com a inclusão do argumento “family=quasipoisson(log)”, que serve, através de estimação robusta de variância, para atenuar o problema de excesso de zeros que usualmente corrompe a premissa de distribuição de Poisson dos desfechos. Apesar desse tipo de modelagem em estudos transversais não permitir estimar exatamente a razão de prevalências (RP), trata-se de um dos procedimentos indicados na literatura<sup>33-35</sup> para a finalidade de estimar estas RPs de IA grave, para esta versão de desfecho em nível individual, nos ajustes realizados nas bases da PNAD 2004 e POF 2017-2018. Apenas nesses anos havia informações sobre o recebimento do Programa Bolsa Família (PBF) nos microdados das pesquisas consideradas inicialmente.

Quanto às estimativas agregadas por estratos geográficos, optou-se pela utilização de duas abordagens alternativas de modelagem multinível para as quatro medidas repetidas desses estratos com as PNADs 2004, 2009 e 2013 e a POF 2017-2018: uma versão múltipla do tipo log-log para estimar as elasticidades das variáveis explicativas para a prevalência de IA grave; e outra versão com o artifício de *splines* cúbicas para estimação de tendências das prevalências de IA grave de cada estrato. Ambas usando o tamanho da população dos estratos como peso na estimação via função *lmer()* do pacote *lme4*<sup>36</sup>, também no R.

Nos modelos log-log, em que variáveis dependentes e explicativas recebem a transformação logarítmica, elasticidade é o tamanho do impacto que a alteração em uma variável exerce sobre outra. Em sentido genérico, é a alteração percentual de uma variável, dada a alteração percentual em outra, *ceteris paribus*. Assim, elasticidade é sinônimo de sensibilidade, resposta, reação de uma variável em face de mudanças em outras variáveis<sup>37</sup>, e consiste diretamente dos [nos?] coeficientes ajustados dos modelos log-log.

Todos os procedimentos de modelagem estatística e de análise dos dados foram realizados no programa R. Para o ajuste dos modelos de tendência, a estratégia de análise foi a mesma implementada em Sergio e de Leon<sup>38</sup>, e se dividiu em quatro etapas. Na primeira, os dados foram analisados segundo o modelo “vazio”, ou seja, sem variáveis explicativas, apenas com o efeito fixo do

intercepto (grande média) e seus efeitos aleatórios nos dois níveis da hierarquia dos dados.

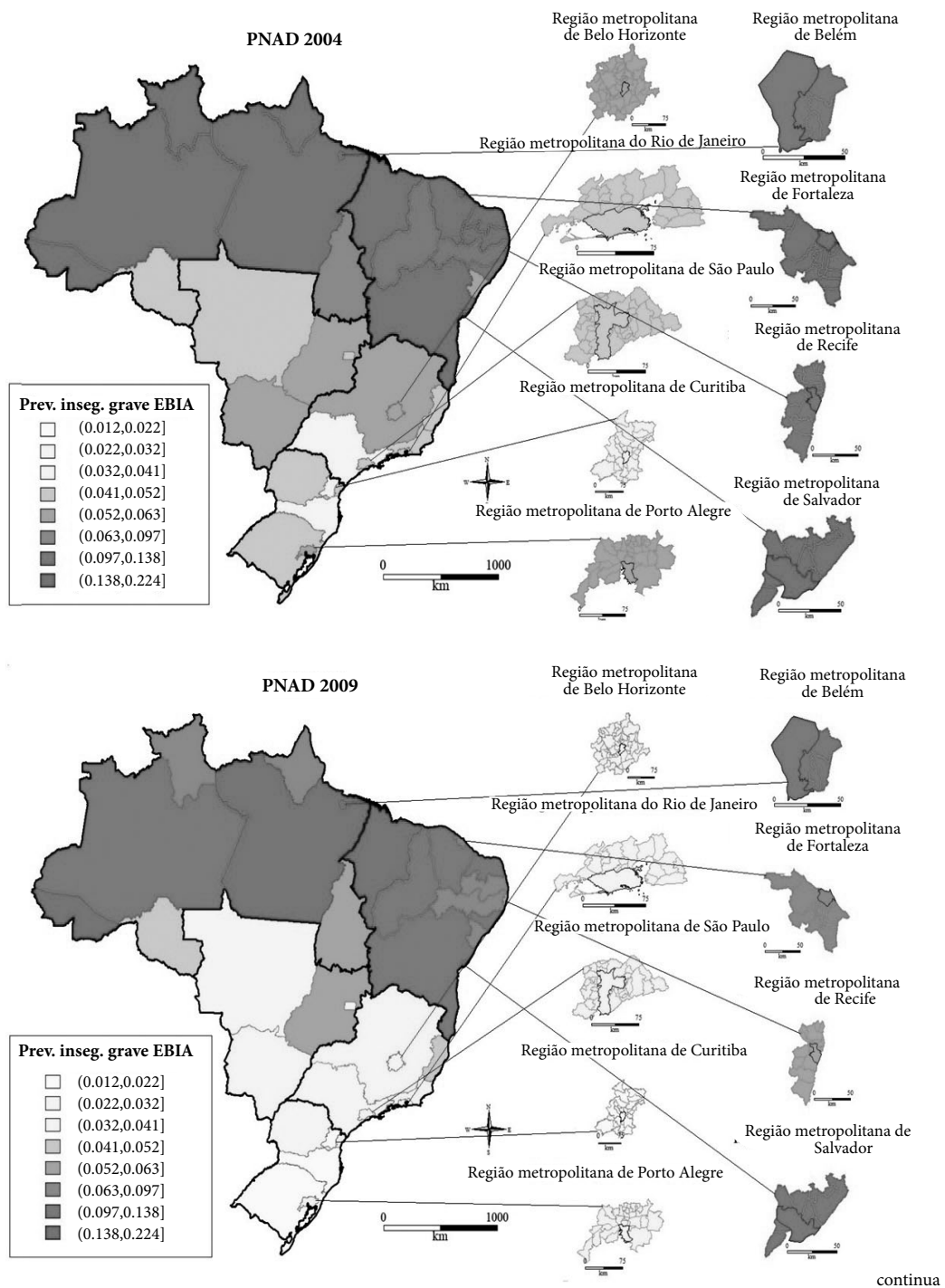
A seguir, analisou-se o comportamento da IA no tempo. As tendências temporais foram descritas por uma função *spline* paramétrica. Essa função é apropriada para modelar medidas longitudinais<sup>39,40</sup>. No processo de modelagem, polinômios podem ser ajustados por intervalos e interligados nos nós, entretanto, devido à pequena quantidade de repetições no tempo não utilizamos esse recurso de interligação por nós. Para mais detalhes sobre essa técnica de modelagem, ver Snijders e Bosker<sup>41</sup>.

A seleção dos modelos finais foi realizada manualmente seguindo abordagem análoga à conhecida como *stepwise backward*<sup>42</sup>, amparada em níveis de significância inferiores a 15%, sejam dos coeficientes estimados ou dos testes de razão de verossimilhança, quando disponíveis.

## Resultados

Os quatro mapas da Figura 1 foram compostos a partir das estimativas populacionais de prevalência de IA grave com as PNADs e POF nos quatro períodos indicados. Para que fossem comparáveis, os padrões de tons de cores do mapa de calor (mais claros e amarelos para menores prevalências de IAs graves e mais vermelhos e escuros para maiores prevalências de IAs graves), utilizados para caracterizar o grau de prevalência de IA grave de cada estrato geográfico e período (144 ao todo, incluindo 27 UFs e nove RMs em cada um dos quatro anos), reunimos todas as 144 estimativas e criamos oito categorias com nove limites dados pelo mínimo, máximo e outros sete oitais, medidas separatrizes que dividem a distribuição total em oito partes iguais com 18 estimativas (12,5% da distribuição) em cada categoria. As estimativas populacionais que deram origem à Figura 1 estão publicadas<sup>43</sup>.

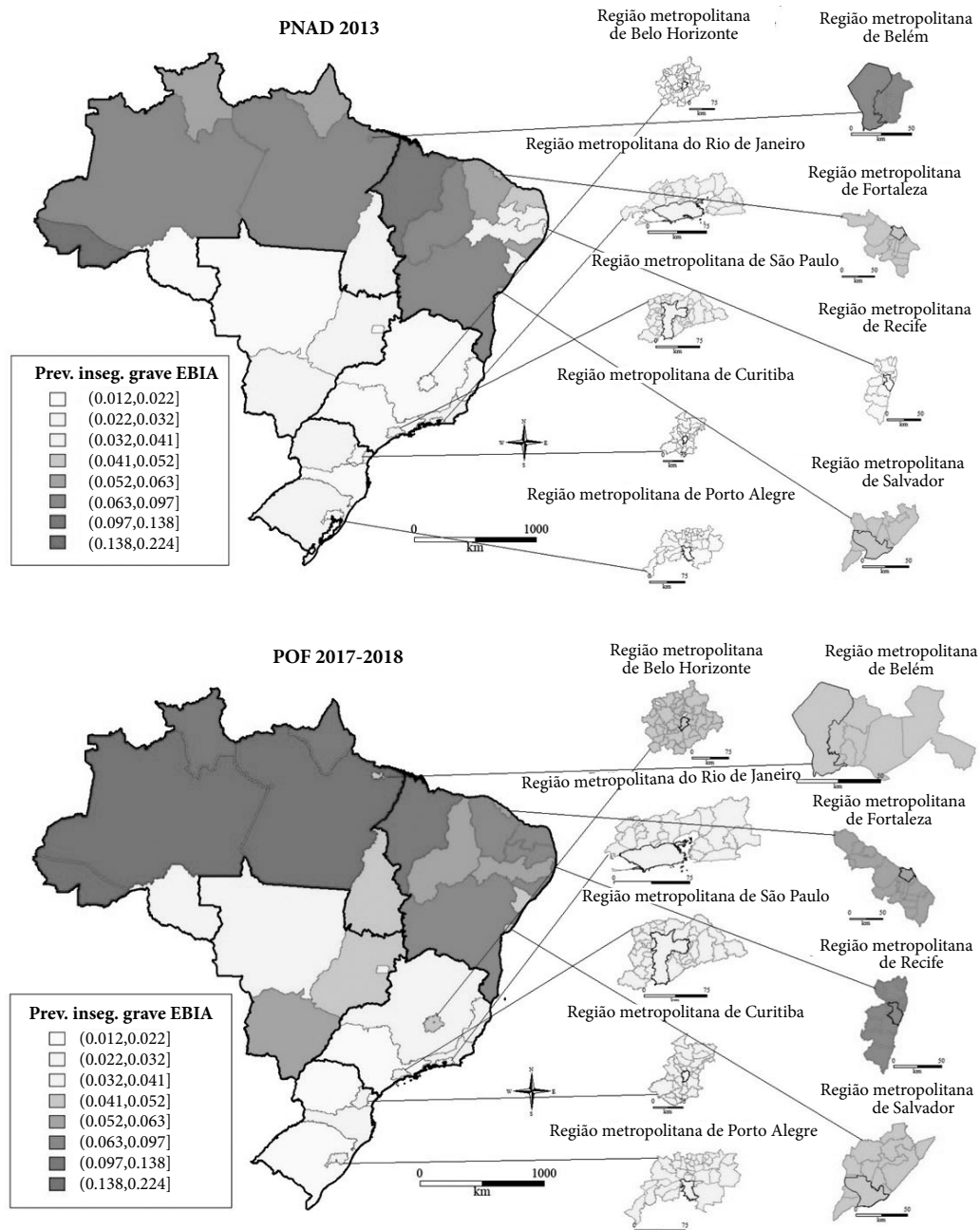
Tendo em vista a disparidade de adensamentos populacionais e o fato de que eles são maiores nas RMs, estas ficaram com áreas relativamente pequenas e de difícil percepção visual nos cartogramas do Brasil na Figura 1. Por esse motivo, dispusemos em cada ano, em escalas separadamente ampliadas, a longo de duas colunas à direita dos cartogramas, os mapas das nove RMs, contendo algumas RMs dos estados do Sul-Sudeste na coluna da esquerda e outras do Norte-Nordeste na coluna da direita. O Distrito Federal, em que pese ser predominantemente metropolitano, não se inclui na categoria das RMs, estabelecidas em lei pelas UFs.



**Figura 1.** Distribuição espacial e temporal das estimativas de prevalências de IA grave no Brasil, por estratos geográficos nos anos de 2004, 2009, 2013 e 2017-2018.

Essa abordagem possibilita a identificação visual de padrões de distribuição e de evolução espaço-temporal da IA grave no período. A menor prevalência de IA grave no período, de 1,29%, foi observada na RM de Belo Horizonte em 2013, e

a maior, de 22,26%, no estado do Maranhão em 2004. Esses primeiros valores já indicam antecipadamente padrões de disparidade espaço-temporais que se repetem ao longo dos quatro mapeamentos: maiores prevalências de IA graves



**Figura 1.** Distribuição espacial e temporal das estimativas de prevalências de IA grave no Brasil, por estratos geográficos nos anos de 2004, 2009, 2013 e 2017-2018.

Obs.: para ilustrar as áreas geográficas das PNADs 2004, 2009 e 2013, foi usada a malha municipal do IBGE de 2005, e para a POF 2017 foi utilizada a malha municipal do Censo Agropecuário de 2017.

Fonte: Autores, a partir dos microdados da PNAD (2004, 2009 e 2013) e POF (2017-2018).

no Norte-Nordeste (N-NE) *versus* menores no Sul-Centro-Oeste-Sudeste (S-CO-SE), e maiores prevalências em 2004 e menores em 2013.

Da evolução das medidas agregadas de quatro variáveis de exposição repetidas nos quatro anos da Tabela 1, a única variável que não apre-

**Tabela 1.** Estimativas populacionais e coeficientes de variação ou agregados das variáveis de exposição crise/austeridade, estratos geográficos agregados do Brasil nos anos de 2003, 2009, 2013 e 2017-2018.

Variável de exposição crise/austeridade Estratos geográficos - agregado Brasil	Estimativa ou agregado				Coeficiente de variação (%) da estimativa				Variação média anual (%)	
	2004	2009	2013	2017- 2018	2004	2009	2013	2017- 2018	2014/ 2004	2017/ 2014
Renda per capita média a preços constantes de jan/2018 <sup>(1)</sup>										
Todos	897,79	1120,52	1216,47	1407,42	1,01	0,92	0,89	1,78	3,43	3,71
Região metropolitana	1175,93	1455,08	1599,45	1953,73	1,75	1,66	1,77	3,56	3,48	5,13
Resto das UFs	769,42	972,18	1052,12	1171,17	1,27	1,11	0,94	1,76	3,55	2,72
Taxa de desocupação (%) <sup>(2)</sup>										
Todos	8,97	8,43	6,65	12,69	1,25	1,23	1,23	1,00	-3,27	17,54
Região metropolitana	13,19	10,64	7,79	14,39	1,39	1,45	1,80	1,77	-5,69	16,58
Resto das Ufs	7,02	7,39	6,12	11,83	2,02	1,83	1,65	1,24	-1,53	17,93
Gasto médio/mês por domicílio PBF a preços constantes de jan/2018 <sup>(3)</sup>										
Todos	14,71	33,21	42,79	37,62	-	-	-	-	12,60	-3,17
Região metropolitana	7,69	19,59	25,40	24,25	-	-	-	-	14,20	-1,16
Resto das UFs	18,08	39,61	50,89	43,64	-	-	-	-	12,19	-3,77
Proporção média/mês de domicílios cobertos PBF <sup>(4)</sup>										
Todos	0,09	0,21	0,22	0,21	-	-	-	-	10,48	-0,80
Região metropolitana	0,05	0,13	0,14	0,15	-	-	-	-	12,05	1,73
Resto das UFs	0,11	0,24	0,25	0,24	-	-	-	-	10,04	-1,59

<sup>(1)</sup> PNADs 2004, 2009 e 2013 e POF 2017-2018 usando o grupo alimentação e bebidas do INPC/IBGE como índice de atualização monetária para jan/2018. <sup>(2)</sup> PNADs 2004, 2009 e 2013 e PNADC 2017. <sup>(3)</sup> Gasto médio mensal do ano usando o grupo alimentação e bebidas do INPC/IBGE como índice de atualização monetária para jan/2018, fonte: SAGI. <sup>(4)</sup> Domicílios cobertos pelo PBF, fonte: SAGI. Estimativas de domicílios fontes: PNADs 2004, 2009 e 2013 e POF 2017-2018.

Fonte: Autores, a partir dos microdados da PNAD, PNADC, POF e SAGI/Ministério da Cidadania, disponível em <https://aplicacoes.mds.gov.br/sagi/vis/data3/data-explorer.php> (acessado 2022 abr 6).

sentou mudança de tendência foi a renda *per capita* média, prosseguindo em tendência crescente, em termos reais quanto ao poder de compra de alimentos, ao longo de todo o período, tanto no agregado das RMs como no das UFs. Para esse poder de compra, o que aparenta ter mudado pós 2013 foram seus coeficientes de variação (CVs), entretanto não se pode creditar esse fenômeno em princípio à piora no conhecido padrão concentrado de distribuição de renda. Isso porque a POF tem tamanho de amostra menor que a metade do tamanho das amostras das PNADs. Por outro lado, a queda dos CVs de 2004 a 2013 reflete uma melhora na desigualdade da distribuição de renda no país no período.

Se por um lado os cartogramas apontam similaridades nas distribuições pelos estratos geográficos das prevalências de IA grave de 2004 e 2017-2018, em que pese evolução pendular no tempo, as radiografias desses mesmos anos proporcionadas pelas associações etiológicas (RPS ajustadas) que emergem dos resultados dos mo-

delos entre as variáveis de estudo e a IA grave na Tabela 2 apresentam razoáveis dissimilaridades nessas associações nos extremos desse intervalo de 14 anos.

Ao se considerar as estimativas das prevalências anuais de IA por estrato geográfico dos quatro inquéritos analisados em conjunto com as estimativas e totais de variáveis de exposição, confundidoras e modificadoras de efeito, através dos resultados das elasticidades oriundas da modelagem log-log multinível reunidas na Tabela 3, chega-se a alguns destaques análogos ao que se evidenciou pela Tabela 2: 1) existência de viés de confundimento da análise de regressão simples em cotejo com a análise ajustada pela regressão múltipla; 2) existência de interações modificadoras de efeito.

O modelo utilizado para gerar os dados ajustados exibidos na Figura 2, apesar de também ser oriundo de modelo multinível de medidas repetidas dos estratos geográficos, é diferente do modelo utilizado para gerar os dados da Tabela 3,



**Tabela 2.** Estimativas populacionais das razões de prevalências (RPs) brutas e ajustadas de IA grave, com respectivos intervalos de confiança de 95%, oriundas de regressões de Poisson.

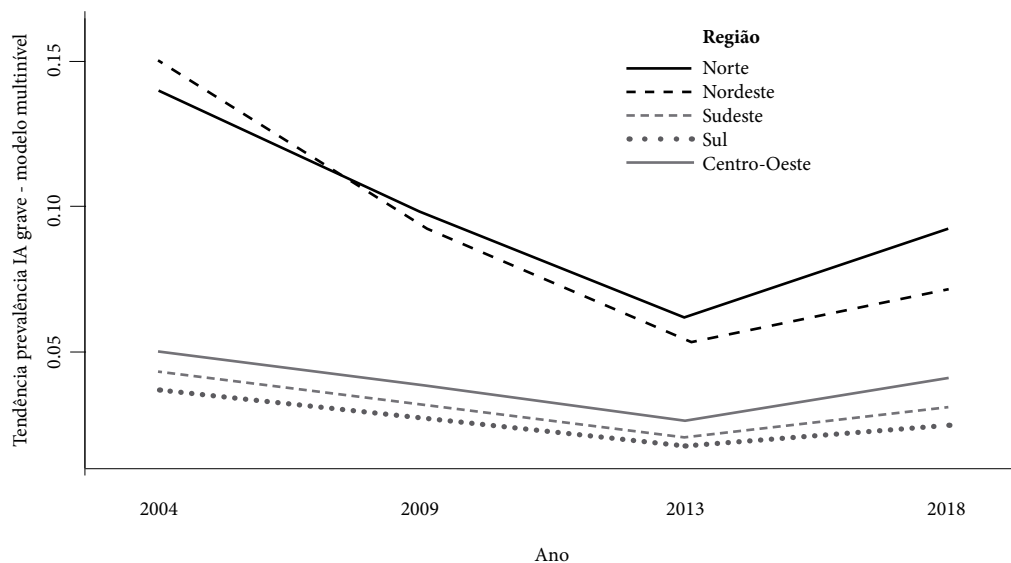
Exposição individual (exposição ecológica similar)	Modelos em nível individual Regressão de Poisson para a insegurança alimentar grave			
	PNAD 2004		POF 2017-2018	
	RP bruta (IC95%)	RP ajust. (IC95%)	RP bruta (IC95%)	RP ajust. (IC95%)
PBF: ref.=“não recebe” (Proporção de famílias atendidas) “recebe”	2,79 (2,58;3,02)	0,87 (0,71;1,06)	4,39 (3,9;4,93)	-
Classe ABEP: ref= “E” (não tem similar ecológico)	0 (0;0,01)	0,21 (0,10;0,47)	0 (0;0,01)	0,02 (0,01;0,06)
“A”	0,04 (0,03;0,05)	0,26 (0,21;0,33)	0,04 (0,03;0,05)	0,11 (0,07;0,17)
“B”	0,18 (0,16;0,2)	0,43 (0,37;0,50)	0,2 (0,17;0,24)	0,30 (0,22;0,42)
“C”	0,51 (0,46;0,56)	0,80 (0,70;0,90)	0,55 (0,47;0,65)	0,74 (0,55;1,00)
“D”	1,01 (0,84;1,22)	0,81 (0,69;0,96)	0,66 (0,57;0,76)	0,65 (0,56;0,74)
Região: ref.= “Norte” (idêntico ecológico)	0,29 (0,24;0,35)	0,58 (0,50;0,68)	0,25 (0,21;0,31)	0,52 (0,42;0,63)
“Nordeste”	0,26 (0,22;0,32)	0,58 (0,49;0,69)	0,2 (0,16;0,27)	0,57 (0,43;0,75)
“Sudeste”	0,35 (0,29;0,43)	0,63 (0,53;0,74)	0,41 (0,32;0,53)	0,96 (0,75;1,24)
“Centro-oeste”	0,72 (0,66;0,78)	1,90 (1,61;2,25)	0,77 (0,64;0,91)	1,57 (1,33;1,84)
Estrato: ref.= “Resto da UF” (idêntico ecológico)	1,33 (1,29;1,38)	1,06 (1,00;1,13)	1,36 (1,28;1,44)	0,85 (0,78;0,92)
“Região metropolitana”	0,99 (0,99;0,99)	0,99 (0,99;0,99)	0,99 (0,99;0,99)	0,99 (0,99;0,99)
Ocupação: ref= “Ocupado” (taxa de desocupação)	-	*	-	0,00 (0,00;0,00)
“Não ocupado”	-	1,68 (1,28;2,20)	-	*
Rendimento domiciliar per capita (idêntico ecológico) - var. cont.	-	1,23 (0,98;1,55)	-	*
Interação: PBF x Classe ABEP	-	1,19 (1,08;1,32)	-	-
“recebe”; “A”	-	0,77 (0,64;0,93)	-	-
“recebe”; “C”	-	0,83 (0,71;0,97)	-	-
“recebe”; “D”	-	0,81 (0,67;0,98)	-	-
Interação: PBF x Classe ABEP x ocupação (não tem sim.)	-	0,93 (0,85;1,01)	-	-
“recebe”; “D”; “não ocupado”	-	0,82 (0,76;0,88)	-	-
Interação: Classe ABEP x estrato (não tem similar ecol.)	-	-	-	1,46 (1,04;2,04)
“C”; “região metropolitana”	-	-	-	
“D”; “região metropolitana”	-	-	-	
Interação: Classe ABEP x estrato (não tem similar ecol.)	-	-	-	
“B”; “não ocupado”	-	-	-	
“C”; “não ocupado”	-	-	-	
“D”; “não ocupado”	-	-	-	
Interação: PBF x Ocupação (Prop. de famílias atendidas PBF x Taxa de desocupação)	-	-	-	
“recebe”; “Não ocupado”	-	-	-	

- Não incluído no modelo; \* incluído no modelo, porém sem significância estatística.

**Tabela 3.** Estimativas das elasticidades brutas e ajustadas, com respectivos intervalos de confiança de 95%, oriundas de modelo multinível para a prevalências de IA grave com medidas repetidas dos estratos geográficos nos anos de 2004, 2009, 2013 e 2017-2018.

Exposição ecológica (exposição individual similar)	Modelos Ecológicos para prevalência de Inseg. Alim. Grave: Medidas 2004/2018 repetidas de estratos	
	Elasticidade bruta (IC95%)	Elasticidade ajustada (IC95%)
Proporção de famílias atendidas (PBF: ref.=“não recebe”) – var. cont.	-0,38 (-0,50;-0,25)	-8,09 (-18,52;2,34)
Região: ref.=”Norte”		
“Nordeste”	-0,11 (-0,44;0,22)	-0,31 (-0,63;0,02)
“Sudeste”	-1,14 (-1,48;-0,80)	-0,73 (-1,14;-0,33)
“Sul”	-1,31 (-1,68;-0,94)	-0,64 (-1,14;-0,13)
“Centro-oeste”	-0,90 (-1,31;-0,48)	-0,33 (-0,81;0,15)
Taxa de desocupação (Ocupação: ref.=”Ocupado”) - var. cont.	0,28 (0,07;0,50)	-11,64 (-19,30;-3,99)
Rendimento domiciliar per capita médio – var. cont.	-1,20 (-1,44;-0,96)	2,99 (0,27;5,71)
Gasto médio do PBF por domicílio (Benefício PBF per capita) – var. cont.	-0,40 (-0,51;-0,30)	-0,60 (-1,15;-0,05)
Interação: Proporção de famílias atendidas PBF x Taxa de desocupação (PBF x Ocupação) – var. cont.	-	-3,95 (-8,19;0,29)
Interação: Proporção de famílias atendidas PBF x Renda domiciliar per capita - var. cont.	-	1,31 (-0,20;2,82)
Interação: Renda domiciliar per capita x Taxa de desocupação – var. cont.	-	1,81 (0,66;2,95)
Interação: Proporção de famílias atendidas PBF x Renda domiciliar per capita x Taxa de desocupação – var. cont.	-	0,60 (-0,02;1,22)

Fonte: Autores, a partir dos microdados das PNADs 2004, 2009, 2013, POF 2017-2018, SAGI e INPC/IBGE.



**Figura 2.** Tendências ajustadas por estrato geográfico e por macrorregiões a partir de modelo multinível para as prevalências de IA grave com medidas repetidas dos estratos geográficos e *splines* cúbicos nos anos de 2004, 2009, 2013 e 2017-2018.

Fonte: Autores, a partir dos microdados da PNAD (2004, 2009 e 2013) e POF (2017-2018).

porque a finalidade da segunda modelagem multinível não foi mensurar os efeitos das variáveis de exposição e modificadoras de efeito, por esse motivo não incluídas, sobre as prevalências de IG, e sim apenas descrever as tendências temporais do desfecho de IA grave por *splines* cúbicas.

## Discussão

O contraste entre tons de cores aponta que o padrão de disparidade N-NE *versus* S-CO-SE da Figura 1 se apresenta também para as RMs em 2004, porém evolui para um padrão de diminuição progressiva dessas disparidades de prevalências de IA grave entre as RMs ao longo do período, mesmo para o ano de 2017-2018. Neste ano as disparidades entre as UFs voltaram a recrudescer, em um movimento de aumento generalizado e acelerado de IA grave no curto período de cinco anos. Esse movimento fez o cartograma de 2017-2018 lembrar mais o padrão de distribuição do mapa de 14 anos antes, em 2004, ao se afastar do padrão de 2013, ano de menores prevalências e disparidades regionais da IA grave do período analisado.

Em suma e em termos gerais, emerge da análise dos cartogramas da Figura 1 um movimento de progressiva e consistente queda da IA grave no país, com redução das disparidades no período entre 2004 e 2013, e um movimento inverso e acelerado de crescimento da prevalência da IA grave com ampliação das disparidades macrorregionais no período de 2013 a 2017-2018.

Para as demais variáveis de exposição da Tabela 1 não abordadas na seção anterior (todas, exceto renda), destacam-se: 1) o aumento de quase o dobro nas taxas de desocupação pós 2013, chegando em 2017-2018 a níveis acima dos de 2004, invertendo uma tendência de queda entre 2004 a 2013; 2) a inversão da tendência do crescimento nos gastos do PBF no país, em movimento que aconteceu de forma mais acelerada no resto das UFs do que nas RMs; 3) crescimento acelerado e mais do que dobrado da cobertura do PBF entre 2004 e 2009, mantendo-se praticamente constante desde então no restante do período analisado.

Em cada ano exibido na Tabela 2, percebe-se que as RPs são fortemente enviesadas nas associações brutas das exposições e dos desfechos, chegando ao ponto de inverter o sentido da associação estimada em 2004, quando a RP bruta apontava para uma IA grave dos beneficiários do PBF 2,79 vezes acima da dos não beneficiários, enquanto a RP ajustada apontava  $1/0,87 = 1,15$

vez abaixo. No primeiro caso, indicaria uma focalização ineficiente do PBF, já no segundo caso apontando para a possibilidade de mitigação do desfecho de IA grave por parte do PBF, quando corretamente se desconsidera os efeitos confundidores de outras variáveis que também são alvo de ações governamentais e das políticas econômicas. Já em 2017-2018, esse cenário de viés também se apresenta, contudo em magnitudes diferentes e quando, diferentemente de 2004, não se tem mais evidências estatísticas em favor da capacidade de mitigação da IA grave pelo PBF.

Destacam-se também na Tabela 2: 1) existência de interações modificadoras de efeito sobre o desfecho que mudam substancialmente de comportamento (grupos de variáveis diferentes) nos dois anos dos extremos comparados; 2) persistência, estabilidade e precisão na capacidade da renda *per capita* de mitigar a ocorrência de IA grave; 3) a prevalência de IA grave era 1,06 vez maior entre os desocupados em 2004, tornando-se  $1/0,85 = 1,18$  vez menor entre os desocupados em 2017-2018; 4) pertencer a qualquer classe econômica diferente da inferior e residir em qualquer região diferente da Norte são fatores protetores contra a prevalência de IA grave.

Adicionalmente, pelos dados da Tabela 3, chega-se a evidências, dentro do que se imaginava quanto ao tipo de impacto, de que cada variação percentual unitária para cima na proporção de famílias atendidas pelo PBF dos estratos geográficos tende a provocar uma queda em 8,09% na prevalência de IA grave, assim como o acréscimo na ordem de 1% no gasto médio por domicílio do PBF tende a provocar uma redução de 0,6% na prevalência de IA grave.

Por outro lado, a Tabela 3 traz evidências, fora do esperado, de que nos estratos em que as taxas de desocupação estão 1% acima, eles são caracterizados por prevalências de IA grave 11,64% mais baixas em média no estudo. Concomitantemente, é intrigante a constatação de que nos estratos em que o rendimento domiciliar *per capita* médio está 1% acima, eles são caracterizados por prevalências de IA grave em média cerca de 3% acima também.

Podem concorrer para essa estranheza: 1) o conhecido efeito do viés ou falácia ecológica; 2) pode haver uma focalização do PBF com concentração maior em áreas onde a desocupação também é maior, diminuindo em termos relativos a prevalência de IA grave nessas áreas; 3) nas áreas onde os rendimentos são maiores, as disparidades de renda tendem ser maiores também, resultando em maiores prevalências de IA grave, ou

ainda as próprias disparidades de renda entre as áreas, com a presença de valores extremos, podem estar deturpando os coeficientes estimados pelo modelo.

Por fim, a Figura 2 confirma em grande medida os aspectos analíticos que já foram destacados a partir da análise dos cartogramas.

Uma argumentação extraída da literatura internacional, citando vários autores, indica que a Europa oferece um cenário quase experimental para estudar os fatores macroeconômicos da IA e os potenciais fatores de mitigação por ter havido uma variação significativa na extensão em que os países europeus foram afetados pela recente crise econômica e na forma como responderam a ela<sup>2</sup>. Em que pese haver no Brasil uma resposta à crise em termos de política de austeridade única para todos as esferas governamentais por meio da EC 95/2016<sup>11</sup>, pode-se argumentar de forma análoga que se tem aqui também um cenário de estudo quase experimental devido a diferentes cenários de políticas de austeridade no extenso período de análise considerado neste artigo.

O período em análise neste estudo é rico em padrões de distribuição e de tendências oscilantes dos valores das variáveis de desfecho, exposição, confundidoras e modificadoras de efeito. Por esse motivo, o estudo traz fortes semelhanças com delineamentos experimentais, em que essas oscilações são propositadamente provocadas, o que nos permite classificá-lo como um tipo de experimento natural que aconteceu no Brasil nesse período.

Isso possibilita uma relativa segurança nas medidas de associações estimadas, que permitem avaliar os impactos da crise econômica e das políticas de austeridade fiscal sobre a (re)emergência do problema da fome no país, mesmo antes da amplificação desses impactos por conta da pandemia de COVID-19.

Os artigos da literatura nacional referidos previamente abordando a temática análoga à analisada aqui<sup>13-16</sup> também refletem em suas discussões e análises a diversidade de cenários experimentados no Brasil de crise, austeridade, e seus reflexos indesejados sobre a saúde e a segurança alimentar, cada qual com seu foco e especificidade. Nossa abordagem é mais agregada e ampla no que diz respeito aos indicadores e às variáveis selecionados, porém mais refinada do ponto de

vista da distribuição espacial, oferecendo modelos e medidas de associação que possibilitam não apenas abordar as hipóteses em análise, mas que servem também de instrumentos quantitativos para avaliação do impacto de decisões dos gestores de políticas públicas sobre a IA grave.

Houve inflexão no padrão de política que vinha sendo implementado no Brasil após a mudança de governo por intermédio do impeachment iniciado em 2015 e com a aprovação da Emenda Constitucional nº 95<sup>11</sup> pelo Congresso Nacional no final de 2016, conhecida como emenda do teto dos gastos. Essas mudanças implicaram no progressivo abandono das políticas de bem-estar social, que vinham sendo implementadas e expandidas no país desde meados dos anos 1990, em favor das amarras austeras fincadas no texto constitucional como política inflexível de Estado até o ano de 2036.

## Conclusões

Os achados deste estudo apontam para os impactos negativos da austeridade em vigor, que se manifestaram nas inflexões de tendências dos gastos e do alcance do PBF, principal política de enfrentamento do problema da fome no país, com reflexos negativos apontados pelos modelos estatísticos sobre o aumento da IA grave. Esses achados possibilitam uma projeção de aumento da IA no país e afastamento do alcance do objetivo nº 2 dos ODS em 2030 pelo Brasil.

Esse objetivo tem o título de “Fome Zero e Agricultura Sustentável” e versa sobre *Acabar com a fome, alcançar a segurança alimentar e melhoria da nutrição e promover a agricultura sustentável*<sup>44</sup>. Sua meta de nº 2.1 é *Até 2030, acabar com a fome e garantir o acesso de todas as pessoas, em particular os pobres e pessoas em situações vulneráveis, incluindo crianças, a alimentos seguros, nutritivos e suficientes durante todo o ano*<sup>44</sup>.

Os achados deste trabalho apontam que, prosseguindo na rota austera estabelecida pela emenda do teto dos gastos, mesmo superando os efeitos da pandemia de COVID-19, o Brasil continuará caminhando em sentido oposto ao estabelecido pela meta 2.1 dos ODS e não terá êxito no seu alcance, a despeito do sucesso já alcançado em 2014 para o primeiro objetivo dos ODM.

## Colaboradores

MRS Amaral contribuiu com a concepção teórica, implementação dos materiais e métodos do estudo, análises, interpretação dos resultados, redação e revisão crítica do manuscrito. PLN Silva coorientou o trabalho de tese de doutorado do qual este artigo deriva, especificamente na definição e implementação dos métodos de análise de dados amostrais dos estudos seccionais e também na redação e revisão crítica do conteúdo. ACM Ponce de Leon orientou o trabalho de tese de doutorado, contribuindo com a análise, interpretação dos dados, redação e revisão crítica do conteúdo.

## Referências

1. ODS #2: Erradicação da fome - IBGE Explica [Internet]. 2016. [acessado 2022 maio 12]. Disponível em: <https://www.youtube.com/watch?v=rvET4ADE8JQ>
2. Loopstra R, Reeves A, McKee M, Stuckler D. Food insecurity and social protection in Europe: quasi-natural experiment of Europe's great recessions 2004-2012. *Prev Med* 2016; 89:44-50.
3. Food and Agriculture Organization of the United Nations (FAO), International Fund for Agricultural Development (IFAD), World Food Programme (WFP). *The state of food insecurity in the world: Strengthening the enabling environment for food security and nutrition*. Rome: FAO; 2014.
4. Food and Agriculture Organization of the United Nations. *O estado da segurança alimentar e nutricional no Brasil: um retrato multidimensional. relatório 2014*. Brasília: FAO; 2014.
5. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE). *Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios: segurança alimentar, 2004*. Rio de Janeiro: IBGE; 2006.
6. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE). *Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios: segurança alimentar, 2004/2009*. Rio de Janeiro: IBGE; 2010.
7. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE). *Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios: segurança alimentar, 2013*. Rio de Janeiro: IBGE; 2014.
8. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE). *Pesquisa de orçamentos familiares, 2017-2018: primeiros resultados*. Rio de Janeiro: IBGE; 2019.
9. Rede Brasileira de Pesquisa em Soberania e Segurança Alimentar e Nutricional (Rede PENSSAN). VIGISAN: Inquérito Nacional sobre Insegurança Alimentar no Contexto da Pandemia da Covid-19 no Brasil [Internet]. 2021. [acessado 2022 maio 5]. Disponível em: [http://olheparaafome.com.br/VIGISAN\\_Inseguranca\\_alimentar.pdf](http://olheparaafome.com.br/VIGISAN_Inseguranca_alimentar.pdf)
10. Salles-Costa R, Ferreira AA, Mattos RA, Reichenheim ME, Pérez-Escamilla R, Bem-Lignani J, Segall-Corrêa AM. National trends and disparities in severe food insecurity in Brazil between 2004 and 2018. *Curr Dev Nutr* 2022; 6(4):nzac034.
11. Brasil. Presidência da República. Emenda Constitucional nº 95, de 15 de dezembro de 2016. *Diário Oficial da União* 2016; 15 dez.
12. Souza LEPF de, Barros RD de, Barreto ML, Katikireddi SV, Hone TV, Paes de Sousa R, Leyland A, Rasella D, Millett CJ, Pescarini J. The potential impact of austerity on attainment of the Sustainable Development Goals in Brazil. *BMJ Glob Health* 2019; 4(5):e001661.
13. Malta DC, Duncan BB, Barros MBA, Katikireddi SV, Souza FM, Silva AG, Machado DB, Barreto ML. Medidas de austeridade fiscal comprometem metas de controle de doenças não transmissíveis no Brasil. *Cien Saude Colet* 2018; 23(10):3115-3122.
14. Santos ABMV, Santos EVO, Medeiros CD, Cordeiro SA, Lima ABPO, Silva JG, Oliveira MAS, Lira JVS, Palmeira PA. O desmonte das iniciativas governamentais para a Segurança Alimentar e Nutricional: estudo de caso do município de Cuité - Paraíba, entre 2014 e 2019. *Segur Aliment Nutr* 2021; 28:e021025.
15. Vasconcelos FAG, Machado ML, Medeiros MAT, Neves JA, Recine E, Pasquim EM. Políticas públicas de alimentação e nutrição do Brasil: de Lula a Temer. *Rev Nutr* 2019; 32:e180161.

16. Souza BFNJ, Bernardes MS, Vieira VCR, Francisco PMSB, Marín-León L, Camargo DFM, Segall-Corrêa AM. (In)segurança alimentar no Brasil no pré e pós pandemia da COVID-19: reflexões e perspectivas: (In)segurança alimentar no pré e pós pandemia. *Interam J Med Health* 2021; 4:e202101001.
17. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE). *Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios Contínua – rendimento de todas as fontes: 2018*. Rio de Janeiro: IBGE; 2019.
18. Garcia LP. A economia desumana: porque mata a austeridade. *Cad Saude Publica* 2016; 32(11):e00151116.
19. David Stuckler, Sanjay Basu. *A economia desumana: porque mata a austeridade*. Lisboa: Editorial Bizâncio; 2014.
20. Silva PLN, Pessoa DGC, Lila MF. Análise estatística de dados da PNAD: incorporando a estrutura do plano amostral. *Cien Saude Colet* 2002; 7(4):659-670.
21. Kepple AW, Segall-Corrêa AM. Conceituando e medindo segurança alimentar e nutricional. *Cien Saude Colet* 2011; 16(1):187-199.
22. Associação Brasileira de Empresas de Pesquisa (ABEP). Critério de Classificação Econômica Brasil - Base LSE/IBOPE 2005 [Internet]. 2008. [acessado 2022 maio 21]. Disponível em: <https://www.abep.org/Servicos/Download.aspx?id=07>
23. Associação Brasileira de Empresas de Pesquisa (ABEP). Critério de Classificação Econômica Brasil - Base POF-PNADC 2017 [Internet]. 2018. [acessado 2022 maio 21]. Disponível em: [https://www.abep.org/criterioBr/01\\_cceb\\_2018.pdf](https://www.abep.org/criterioBr/01_cceb_2018.pdf)
24. Vasconcellos MTL, Silva PLN, Szwarcwald CL. Sampling design for the World Health Survey in Brazil. *Cad Saude Publica* 2005; 21(Suppl. 1):S89-S99.
25. Deville JC, Särndal CE, Sautory O. Generalized raking procedures in survey sampling. *J Am Stat Assoc* 1993; 88(423):1013-1020.
26. Silva PLN. *Calibration estimation: when and why, how much and how*. Rio de Janeiro: IBGE; 2004.
27. Szwarcwald CL, Damascena GN. Amostras complexas em inquéritos populacionais: planejamento e implicações na análise estatística dos dados. *Rev Bras Epidemiol* 2008; 11(Supl. 1):38-45.
28. Souza-Júnior PRB, Freitas MPS, Antonaci GA, Szwarcwald CL. Desenho da amostra da Pesquisa Nacional de Saúde 2013. *Epidemiol Serv Saude* 2015; 24(2):207-216.
29. Lumley T. Survey: analysis of complex survey samples [Internet]. 2020. [cited 2022 jan 19]. Available from: <https://CRAN.R-project.org/package=survey>
30. Lumley T. Analysis of complex survey samples. *J Stat Softw* 2004; 9(8):1-19.
31. Lumley T, Scott A. Fitting regression models to survey data. *Stat Sci* 2017; 32(2):265-278.
32. R Core Team. R: a language and environment for statistical computing [Internet]. 2022. [cited 2022 maio 10]. Available from: <https://www.R-project.org/>
33. Barros AJ, Hirakata VN. Alternatives for logistic regression in cross-sectional studies: an empirical comparison of models that directly estimate the prevalence ratio. *BMC Med Res Methodol* 2003; 3(1):21.
34. Coutinho LMS, Scazufca M, Menezes PR. Métodos para estimar razão de prevalência em estudos de corte transversal. *Rev Saude Publica* 2008; 42(6):992-998.
35. Reichenheim ME, Coutinho ES. Measures and models for causal inference in cross-sectional studies: arguments for the appropriateness of the prevalence odds ratio and related logistic regression. *BMC Med Res Methodol* 2010; 10(1):66.
36. Bates D, Mächler M, Bolker B, Walker S. Fitting linear mixed-effects models using lme4. *J Stat Softw* 2015; 67(1):1-48.
37. Vasconcellos MAS. *Economia: micro e macro*. São Paulo: Grupo Gen - Atlas; 2015.
38. Sergio JV, Leon ACP. Analysis of mortality from diarrheic diseases in under-five children in Brazilian cities with more than 150,000 inhabitants. *Cad Saude Publica* 2009; 25(5):1093-1102.
39. Rodriguez G, Goldman N. An assessment of estimation procedures for multilevel models with binary responses. *J R Statist Soc A* 1995; 158(1):73-89.
40. Goldstein H, Rasbash J. Improved Approximations for Multilevel Models with Binary Responses. *J Statist Soc A* 1996; 159(3):505-513.
41. Snijders TAB, Bosker RJ. *Multilevel analysis: an introduction to basic and advanced multilevel modeling*. Los Angeles: Sage; 2012.
42. Hocking RR. A biometrics invited paper. The analysis and selection of variables in linear regression. *Biometrics* 1976; 32(1):1.
43. Amaral MRS. *Efeitos da crise e políticas de austeridade na insegurança alimentar e na mortalidade na infância no Brasil* [tese]. Rio de Janeiro: Uerj; 2022.
44. Objetivos de Desenvolvimento Sustentável. Objetivo 2 - Acabar com a fome, alcançar a segurança alimentar e melhoria da nutrição e promover a agricultura sustentável [Internet]. [acessado 2022 jun 4]. Disponível em: <https://odsbrasil.gov.br/objetivo/objetivo?n=2>

Artigo apresentado em 14/04/2023

Aprovado em 12/09/2023

Versão final apresentada em 14/09/2023

Editores-chefes: Maria Cecília de Souza Minayo, Romeu Gomes, Antônio Augusto Moura da Silva