

DETERMINANTES DA INSEGURANÇA ALIMENTAR NOS DOMICÍLIOS BRASILEIROS

DETERMINANTS OF FOOD INSECURITY IN BRAZILIAN HOUSEHOLDS

Natalí Vitória Pedroso Kerber

Programa de Pós-Graduação em Economia e Desenvolvimento (UFSM)

natali.kerber@acad.ufsm.br

Clailton Altaídes de Freitas

Programa de Pós-Graduação em Economia e Desenvolvimento (UFSM)

lcv589@gmail.com

Rita Inês Paetzhold Pauli

Programa de Pós-Graduação em Economia e Desenvolvimento (UFSM)

rita.pauli@gmail.com

Sibele Vasconcelos Oliveira

Programa de Pós-Graduação em Economia e Desenvolvimento (UFSM)

sibele.oliveira@ufsm.br

Grupo de Trabalho (GT): GT10. Abastecimento, segurança alimentar e nutricional e dinâmicas de consumo

Resumo

O presente estudo tem por objetivo investigar os determinantes da insegurança alimentar (IA) nos domicílios brasileiros. Para tanto, exploraram-se dados da Pesquisa e Orçamentos Familiares (POF) de 2017/2018, de modo a estimar modelo econométrico Probit e da razão de chances. Os resultados mostram que as variáveis *Raça*, *Sexo*, *Residir em áreas com inundações ou encostas*, *Não possuir geladeira ou fogão*, *Avaliar a qualidade da água que chega em seu domicílio como ruim*, *Morar no Nordeste*, *Chefe de domicílio fora da força de trabalho* e *Demorar uma hora ou mais no deslocamento para o trabalho* estão associadas positivamente com a prevalência de IA. A redução da probabilidade de prevalência de IA vincula-se às variáveis *Anos de estudo*, *Renda disponível per capita*, *Morar em área rural* e *a Idade do chefe de domicílio*. Tais resultados inferem que o cenário de IA no Brasil resulta das desigualdades sociais estruturais, condicionada por um conjunto de fatores multidimensionais, protagonizados pelas desigualdades socioeconômicas, demográficas e regionais.

Palavras-chave: insegurança alimentar; desigualdade social; modelo Probit; Brasil

Abstract

The present study aims to investigate the determinants of food insecurity (FI) in Brazilian households. To this end, data from the 2017/2018 Household Budget Survey (POF) were used to estimate a Probit model and odds ratio. The results show that the variables *Race*, *Gender*, *Living in areas with flooding or slopes*, *Not owning a refrigerator or stove*, *Rating the quality of the water that reaches the household as poor*, *Living in the Northeast*, *Household head being out of the labor force*, and *Spending one hour or more commuting to work* are positively associated with the prevalence of FI. A reduction in the probability of FI prevalence is linked to the variables *Years of schooling*, *Per capita disposable income*, *Living in rural areas*, and *Age of the household head*. These results suggest that the FI scenario in Brazil stems from structural social inequalities, shaped by a set of multidimensional factors, mainly driven by socioeconomic, demographic, and regional disparities.

Keywords: food insecurity; social inequality; Probit model; Brazil

1. Introdução

A insegurança alimentar não é um problema recente no cenário mundial, mas tem se intensificado em quadros de crises econômicas e face ao contexto de desigualdades sociais. No Brasil, o status mais grave da insegurança alimentar, isto é, a fome, não está relacionado estritamente à falta de oferta de alimentos nos mercados, mas à insuficiência de renda de parte da população, que está vulnerável a inúmeras condições de privação socioeconômica (BURITY, et al., 2010; ARAÚJO et al., 2021).

Conforme relatório da Organização das Nações Unidas para a Alimentação e Agricultura (2015), no início da década de 2000, 55 milhões de brasileiros viviam em condição de pobreza, com metade de um salário mínimo mensal *per capita*, dentre os quais 24 milhões viviam com menos de um quarto de salário mínimo, ou seja, em situação de pobreza extrema. Barreto (2017) argumenta que as estruturas econômica e social são condicionantes desse perverso panorama social. O estado de pobreza e, consequentemente, de vulnerabilidade social, dificulta o acesso adequado à alimentação de qualidade e em quantidade suficiente e permanente, expressando um panorama de alta prevalência de IA (AMARAL, 2016, p. 181).

Embora o país tenha alcançado os menores níveis históricos de pobreza e extrema pobreza desde o início do acompanhamento estatístico realizado pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE), as informações divulgadas pela Síntese de Indicadores Sociais 2024 mostram que cerca de 59 milhões de brasileiros viviam em condição de pobreza e 9,5 milhões em extrema pobreza em 2023 (IBGE, 2024). Para as estimativas sobre a linha da pobreza e extrema pobreza, o IBGE (2024) assumiu o parâmetro internacional estabelecido pelo Banco Mundial, de renda de até US\$ 6,85 e de até US\$ 2,15 por dia, respectivamente. Sobretudo, 2,5 milhões de brasileiros estavam suscetíveis à insegurança alimentar severa e 2,8% em subnutrição em 2023 (BRASIL, 2024).

A IA é um fenômeno que, no contexto familiar, manifesta-se de maneira progressiva. Começa com a apreensão com a falta de comida no presente e, em seguida, compreende a preocupação quanto à disponibilidade futura de comida, culminando com a prevalência da fome (SEGALL et al., 2014). A falta de acesso à alimentação segura e os aspectos nutricionais inadequados configuram a violação do direito humano à alimentação adequada (DHAA), que por sua vez originam a IA (BURITY et al., 2010; ASHLEY, 2016; ARAÚJO et al., 2021).

Ressalta-se que a IA tem sido tema de interesse de pesquisa de cientistas de diferentes áreas do conhecimento. Costa et al. (2014), Silva et al. (2022), Santos et al. (2023) e Jesus, Hoffmann e Miranda (2024), por exemplo, são alguns dos autores que se dedicaram a detecção das causas da IA, isto é, investigaram os fatores explicativos da ocorrência de IA. A avaliação da IA comumente é realizada pela observação de indicadores multidimensionais, pautados em escalas de percepção de fome, de disponibilidade calórica, do consumo alimentar, do estado nutricional e demais fatores socioeconômicos. Considera-se que as escalas de percepção, como a Escala Brasileira de Insegurança Alimentar (EBIA), são indicadores diretos de avaliação da IA, mas isolados são incapazes de mensurar os mecanismos que levam a essa situação de vulnerabilidade do indivíduo (KEPPLE; SEGALL, 2011; JONES et al., 2013).

Considerando o exposto, o presente estudo busca avaliar quais foram os principais determinantes socioeconômicos e demográficos sobre a IA nos domicílios do Brasil. Para tanto, exploram as condições de vida e alimentação dos brasileiros a partir da última Pesquisa de Orçamento Familiar (POF) divulgada pelo IBGE, que se deu entre 2017 e 2018. Em suma, a pesquisa busca agregar algumas inovações ao “estado da arte”: i) ao usar a variável EBIA como medida da IA; ii) ao aplicar o modelo econométrico Probit e a regressão logística para estimar, respectivamente, a probabilidade e a razão de chance dos domicílios brasileiros se encontrarem em IA; e iii) ao agregar ao modelo econométrico a avaliação da variável *tempo de deslocamento para o trabalho*, além de manter as já apontadas na literatura. A justificativa em incluir essa variável, sustenta-se no argumento de que a mobilidade importa quando trata-se de IA, já que um tempo maior para o deslocamento ao trabalho pode indicar menos tempo para organizar a rotina alimentar.

O artigo está organizado em cinco seções, incluindo esta introdução. Na segunda seção são apresentados alguns marcos teóricos, bem como breve revisão de literatura. Na terceira seção, esclarecem-se os procedimentos metodológicos empregados para abordar a temática da IA; Já na quarta seção são analisados os resultados alcançados com a estimativa do modelo econométrico e na quinta seção está a conclusão. Por fim, apresentam-se as referências bibliográficas consultadas durante a realização do estudo.

2. Abordagens acerca da IA: aspectos teóricos e evidências empíricas para o Brasil

Os debates sobre os diferentes tipos de insegurança alimentar passaram a ser mais frequentes na agenda política e científica a partir da Primeira Guerra Mundial, quando surge uma maior preocupação com a fome e suas consequências. Sob a perspectiva da soberania nacional, discutia-se sobre a importância dos países em dominar o fornecimento de alimentos, para que pudessem deter o controle sobre os demais, visto que conseguiria manter seu exército alimentado e apto para guerra (VIEIRA; D'ORNELLAS, 2012; RABELLO; RUCKERT, 2014). Neste sentido, a abordagem ao conceito de insegurança alimentar (IA) estava associada à ideia de limitação de disponibilidade de alimentos, ou seja, um país estaria em situação de IA caso fosse incapaz de produzir alimentos. (SEGALL; MARIN, 2009; BURLANDY, 2009).

Face aos conflitos de guerra no Brasil, foi criado, em 1918, o “Comissariado de Alimentação Pública”, responsável por implementar iniciativas na área de alimentação e nutrição. Essa política pública tinha por precípuo reduzir os altos custos dos alimentos, em consequência dos desdobramentos econômicos da Primeira Guerra Mundial. Na época, era de responsabilidade desse órgão público controlar os estoques e tabelar os preços dos alimentos básicos para minimizar a elevação no custo de bens e serviços (BURLANDY, 2009). Entretanto, a partir de 1930 é que se observou uma atenção mais profunda à questão da fome e da IA, com a efetivação de estudos sobre a fome e com a criação de cursos de nutrição no Brasil. A partir de então, percebe-se a emergência de estudos e ações públicas no âmbito da IA, unindo as vertentes biológicas e sociais da alimentação (KAC, 2011; VASCONCELLOS; BATISTA FILHO, 2011).

Um dos maiores marcos históricos sobre a fome e a IA brasileira foi o livro “Geografia da Fome” de Josué de Castro, publicado em 1946. Castro (1946) revelou que a questão da fome no Brasil, assim como no mundo, não era causada pela falta de alimentos produzidos, mas pela inadequada distribuição de renda, fato que dificultava com que uma parcela relevante da população tivesse acesso aos alimentos (PRESTES, 2011; SCHAPPO, 2014).

Já em âmbito mundial, cita-se a importância da obra “*Poverty and Famines*” de Amartya Sen (1981), que marcou uma mudança no paradigma da IA, ao destacar que a fome resulta da incapacidade de certos grupos em acessar alimentos, mesmo quando existem suprimentos alimentares suficientes nos mercados. Sen (1981) introduziu o conceito de “direito à alimentação” (*food entitlement*), que expressa a capacidade das pessoas em obter alimentos por meios legais, como compra, produção própria ou direitos garantidos pelo Estado. O autor também apresentou o conceito de “direitos de troca” (*exchange entitlements*), ao descrever as alternativas de bens e serviços que uma pessoa pode adquirir com seus recursos e ativos. Para Sen (1981), a insegurança alimentar ocorre quando uma pessoa não consegue acessar alimentos suficientes dentro de suas possibilidades de troca, seja pela pobreza ou pela alta nos preços dos alimentos.

Grosso modo, desde a década de 1980 percebe-se que a temática da IA passou a ser vista como um problema de acesso alimentar, com a produção de alimentos desempenhando um papel indireto sobre o fenômeno, especialmente ao reduzir preços e aumentar o acesso dos mesmos para consumidores. Sobretudo, os estudos recentes tendem a abordá-la sob a perspectiva multidimensional, de forma a explorar as diferentes dimensões da alimentação, seus aspectos ambiental, cultural, socioeconômico e comportamental (CABRAL et al., 2022).

Neste sentido, é interessante evidenciar a prevalência da IA em distintos graus e resultante de razões diversas. Jyoti et al. (2005) utilizaram métodos longitudinais para investigar como a IA ao longo do tempo se relacionava com mudanças no desempenho em testes de leitura e matemática, peso

e IMC e habilidades sociais em crianças. Como resultado, verificaram que a IA foi fator de redução, tanto da capacidade de ingresso quanto do desenvolvimento e desempenho de crianças do ensino básico americano.

Patton-López et al. (2014) em uma pesquisa transversal probabilística, com a inclusão de variáveis socioeconômicas e demográficas, em modelo de regressão logística multivariada, corroboraram a pesquisa de Jyoti e et al. (2005), ao acharem que o bom desempenho acadêmico estava inversamente associado à IA.

Por sua vez, Rahim et al. (2011) buscaram determinar os fatores que influenciaram o status de IA das famílias em Qaresoo no Irã. Os autores conseguiram identificar, por meio de regressão logística, que em domicílios com renda inferior são mais propensos a apresentarem IA, pois a renda média per capita teve uma correlação inversa e significativa com o status de insegurança alimentar da família.

No Brasil, Hoffmann (2008), ao avaliar dados da PNAD (2004-2009), contatou quais foram as características de cada domicílio que afetaram a sua probabilidade de apresentar IA moderada ou grave, através de um modelo logit. Como principais resultados, verificou que o fato de as pessoas residirem na área rural e explorarem a atividade agrícola contribuem para reduzir a probabilidade de IA; que o fator determinante mais importante da IA é a baixa renda domiciliar per capita; que a escolaridade da pessoa de referência contribui, significativamente, para reduzir a probabilidade de IA e que essa probabilidade aumenta quando a pessoa é preta ou parda, é mulher ou tem ocupação instável e/ou informal.

Panigassi et al. (2008) realizaram, na cidade de Campinas (SP), uma pesquisa por meio de inquérito amostral com população constituída por famílias residentes na zona urbana. Os autores objetivaram analisar a associação entre a IA e as variáveis socioeconômicas e demográficas que medem a desigualdade social, do município. Os autores concluíram que, entre as características do chefe da família associadas à IA, a mais importante determinante sobre a IA foi a escolaridade: chefes de domicílio com escolaridade abaixo do nível fundamental apresentaram 4,6 vezes mais chance de ter IA leve e 8,4 vezes mais chance de ter IA moderada e grave. Segundo os autores, a IA familiar também foi associada a condições precárias de moradia, baixa renda e raça negra. Isso demonstra a relevância do grau de instrução e seu impacto sobre a situação de IA.

Gubert, Benício e Santos (2010) estimaram a prevalência de IA grave para os municípios brasileiros por meio de regressão logística multivariada e com base na Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios (PNAD) de 2004. O principal achado da pesquisa foi que a insegurança alimentar está mais concentrada na região Nordeste, onde 65,3% dos municípios apresentam altas prevalências de IA grave. Ainda, um estudo de Jesus, Hoffman e Miranda (2024), concluíram também que as regiões Norte e Nordeste apresentam incidência de insegurança alimentar muito mais elevada quando comparadas às outras regiões.

Bezerra, Olinda e Pedraza (2017), em uma revisão sistemática com metanálise de artigos publicados de 2004 a 2013 sobre SAN, verificaram que a prevalência de IA entre populações em desigualdade social foi de 87,2%, evidenciando a determinação social da IA no Brasil. Os autores enfatizam que a IA é uma realidade encontrada nos domicílios brasileiros, em que privações e instabilidade de acesso aos alimentos, do ponto de vista quantitativo, são decorrentes de exclusão social e podem ocasionar graves consequências ao bem-estar e saúde dos indivíduos.

O estudo de Almeida et al. (2017) aborda um aspecto importante ao associar a IA com a situação habitacional em assentamentos no estado de Sergipe, no Nordeste brasileiro. Os resultados mostraram que 88,8% das famílias analisadas viviam em algum nível de IA. Esse percentual elevado reflete condições socioeconômicas desfavoráveis e situações de habitação precária. Assentamentos, geralmente, apresentam maior vulnerabilidade a riscos ambientais, pois podem estar localizados próximos de encostas ou áreas sujeitas a inundações, o que pode agravar a condição de IA ao dificultar o acesso a recursos e infraestrutura básica.

Hoffmann (2021), em seu estudo com os microdados da POF 2017-2018 usando logit para verificar os principais determinantes da probabilidade de insegurança alimentar nos domicílios,

comprovou que o aumento da renda e da escolaridade são instrumentos básicos para reduzir a IA e que rendas estáveis tem efeito benéfico adicional.

O estudo de Cabral et al. (2022) teve como objetivo desenvolver uma proposta metodológica para avaliar a insegurança alimentar e nutricional (INSAN) em adultos e idosos, por meio de um estudo transversal com quatrocentos e onze residentes de Natal-RN. Por meio de um modelo preditivo desenvolvido por regressão múltipla de Poisson, foram analisadas variáveis sociodemográficas, de saúde e nutrição, e a IA. Seus principais achados foram a elevada prevalência de IA em mulheres (47,5%), pessoas de cor/raça preta (52,7%) e o tratamento inadequado da água de beber.

Haja vista o exposto, apontam-se para indícios de que, em países emergentes, a IA é ainda uma preocupação relevante. A análise para o Brasil é especialmente interessante, uma vez que se trata de um dos países com as maiores desigualdades sociais do planeta e, ao mesmo tempo, é um dos responsáveis por alimentar 11% da população mundial, cerca de oitocentos milhões de pessoas: o país produz alimento suficiente para suprir a necessidade de quatro “Brasis”¹.

3. Metodologia

3.1 Fonte e base de dados

Cabe ressaltar, que para mensurar a IA deve-se considerar as dimensões demográficas, de escolaridade, de raça, de gênero, de renda e de ocupação.

Os dados utilizados na elaboração do presente trabalho foram coletados da POF de 2017/2018. A POF é uma pesquisa realizada pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE), cujo objetivo é avaliar as estruturas de consumo, de gastos, de rendimentos e parte da variação patrimonial das famílias, oferecendo um perfil das condições de vida da população, a partir da análise dos orçamentos domésticos. Assim, a amostra ficou constituída por 150.289 observações de domicílios.

A variável Escala Brasileira de Insegurança Alimentar (EBIA) é transformada em uma variável binária, que recebe valor 1 (um) caso o indivíduo tenha IA (leve, moderada ou grave) e 0 (zero) caso o indivíduo tenha a sua segurança alimentar garantida. A EBIA é um instrumento validado e adaptado para a população brasileira a partir da escala americana elaborada, em 1990, pelo *United States Department of Agriculture* (USDA) (RADIMER, 2002). Composta por quatorze questões (nas quais, cada resposta afirmativa corresponde a um ponto) que avaliam a percepção e a experiência com a fome, dos residentes de um domicílio nos últimos três meses. Essa escala classifica os indivíduos em segurança alimentar (0 pontos); IA leve (1 a 5 pontos na presença de moradores menores 18 anos, ou 1 a 3 pontos na ausência de moradores menores de 18 anos); IA moderada (6 a 9 pontos na presença de moradores menores de 18 anos, ou 4 a 5 pontos na ausência de moradores menores de 18 anos) e; IA grave (10 a 14 pontos na presença de moradores menores de 18 anos, ou 6 a 8 pontos na ausência de moradores menores de 18 anos) (PEREZ *et al.*, 2004; e SEGALL *et al.*, 2014).

A condição de segurança alimentar representa a ausência de restrições alimentares na família, enquanto que, na IA leve, há uma preocupação com a disponibilidade de alimentos, podendo haver comprometimento qualitativo. Na sua forma moderada, existe uma redução na ingestão alimentar entre os adultos, e, na IA grave, atinge indivíduos menores de 18 anos, que experimentam a fome (SEGALL *et al.*, 2004).

As variáveis explicativas utilizadas no presente estudo, estão de acordo com a literatura, a saber: raça, sexo, anos de estudo, renda disponível per capita, residir próximo a encostas ou inundações, não possuir geladeira ou fogão, avaliar a qualidade da água no domicílio como ruim, situação de domicílio, morar na região do Nordeste, idade, estar fora da força de trabalho e demorar

¹ Disponível em: <https://www.embrapa.br/busca-de-noticias/-/noticia/59784047/o-agro-brasileiro-alimenta-800-milhoes-de-pessoas-diz-estudo-da-embrapa>, acesso em 28/03/2025.

1 hora ou mais no deslocamento para o trabalho. O quadro 1 faz a descrição das variáveis utilizadas no presente trabalho, bem como apresenta as suas, respectivas, siglas.

Quadro 1. Descrição das variáveis explicativas

Variáveis	Descrição das variáveis explicativas	Sigla
Raça	<i>Dummy</i> que assume valor 1 se o chefe do domicílio for não branco.	RA
Sexo	<i>Dummy</i> que assume valor 1 se o chefe do domicílio for mulher.	SE
Anos de estudo	Valores inteiros de 0 a 16. A Categoria 16 engloba pessoas com 16 anos ou mais de estudo. Valores logaritmizados.	AE
Estar fora da força de trabalho	<i>Dummy</i> que assume valor 1 se o chefe de domicílio está fora da força de trabalho.	FFT
Idade	Idade do chefe de domicílio.	ID
Demorar uma hora ou mais no deslocamento para o trabalho	<i>Dummy</i> que assume valor 1 se o chefe de domicílio demora 1 hora ou mais no deslocamento para o trabalho.	D1T
Renda disponível per capita	Renda disponível familiar per capita logaritmizada. É a divisão do total da renda disponível da Unidade de Consumo pelo total de moradores da Unidade de Consumo.	RDP
Residir próximo a encostas ou inundações	<i>Dummy</i> que assume valor 1 se o domicílio está localizado próximo a encostas ou inundações.	RPE
Não possuir geladeira ou fogão	<i>Dummy</i> que assume valor 1 se o domicílio não possui geladeira ou fogão.	NPGF
Avaliar a água como ruim	<i>Dummy</i> que assume valor 1 se o chefe de domicílio avalia a qualidade da água do domicílio como ruim.	AR
Morar no rural	<i>Dummy</i> que assume valor 1 se o domicílio está localizado em área rural.	MAR
Nordeste	<i>Dummy</i> que assume valor 1 se o domicílio está localizado na região Nordeste.	NE

Fonte: elaborado pelos autores.

3.2 O modelo econométrico

Em acordo com os objetivos propostos e a literatura empírica, na qual se analisa o tema, o presente estudo é desenvolvido por meio dos modelos de resposta qualitativa. Nesse modelo, o interesse reside, principalmente, na probabilidade de resposta. Segundo Greene (2008), o modelo de escolha binária surge no contexto em que a natureza dos dados observados exige um tratamento especial de um modelo de escolha binária. Considere o modelo com o vetor de variáveis explicativas e seus, respectivos parâmetros, especificado como:

$$Z_i = \beta_0 + \beta_1 RA_i + \beta_2 SE_i + \beta_3 AE_i + \beta_4 FFT_i + \beta_5 ID_i + \beta_6 D1T_i + \beta_7 RDP_i + \beta_8 RPE_i + \beta_9 NPGF_i + \beta_{10} AR_i + \beta_{11} MAR_i + \beta_{12} NE_i \quad (1)$$

em que, Z_i pode ser uma função logit ou probit, mas cabe ressaltar que ela não representa a variável dependente $EBIA$, β_0 é a constante, $\beta_j (j = 1, \dots, 12)$ são os parâmetros das respectivas variáveis explicativas, definidas no quadro 1.

A chance (*odds*) de um evento ocorrer, no presente caso, de um indivíduo estar em IA pode ser formalizada como:

$$(odds)_{EBIA=1} = \frac{P_i}{1-P_i} \quad (2)$$

em que, P_i é a probabilidade de um indivíduo estar em IA.

Segundo Fávero e Belfiore (2020)², a regressão logística define o logito Z_i com o logaritmo da equação (2):

$$\ln\left(\frac{P_i}{1-P_i}\right) = Z_i \quad (3)$$

em que, Z_i está definido na equação (1).

Ao calcular o antilog da equação (3), tem-se:

$$\frac{P_i}{1-P_i} = e^{Z_i} \quad (4)$$

É possível reescrever a equação (4) para estimar a probabilidade de ocorrer IA num dado domicílio é:

$$P_i = \frac{1}{1+e^{-(Z_i)}} \quad (5)$$

Sendo assim, a probabilidade de não ocorrer IA no domicílio fica especificado como segue:

$$P_i = \frac{1}{1+e^{(Z_i)}} \quad (6)$$

Em termos formais, o modelo de regressão de resposta binária logit pode ser especificado como:

$$P_i = G(Z_i) \quad (7)$$

em que, G é o fator escala que segue distribuição logística, ou seja, trata-se de uma função não linear que assume valores entre 0 e 1, para todos os números Z reais, garantindo que a probabilidade estimada esteja entre 0 e 1.

O fator escala que segue uma distribuição normal padrão acumulada, Φ , permite estimar modelos probit, comumente especificado a seguir.

$$P_i = \Phi(Z_i) \quad (8)$$

A distribuição normal padrão acumulada pode ser escrita como:

$$\Phi(Z_i) = \int_{-\infty}^{Z_i} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{1}{2}Z^2\right) dz \quad (9)$$

De modo mais simplificado, a equação 9 é dada por:

$$\Phi(Z_i) = 0,5 + 0,5 \sqrt{1 - \exp\left(\frac{-Z_i^2}{\pi}\right)}, \text{ se } Z_i \geq 0 \quad (10)$$

Ou,

$$\Phi(Z_i) = 1 - \left[0,5 + 0,5 \sqrt{1 - \exp\left(\frac{-Z_i^2}{\pi}\right)} \right], \text{ se } Z_i < 0 \quad (11)$$

Para que seja possível realizar a interpretação dos regressores, que compõem os modelos probit e logit, sobre a probabilidade do domicílio se encontrar em situação de IA grave, moderada ou leve, se estima os efeitos marginais desses regressores. No caso do efeito marginal de um dado regressor quantitativo, x_j , representado pelas variáveis AE , ID e RPD , *ceteris paribus*, é dado por:

$$\frac{\partial(x)}{\partial x_j} = \Psi(\beta_0 + X\beta)\beta_j \quad (9)$$

em que, Ψ assume uma distribuição logística G , no caso do logit e uma distribuição normal padrão acumulada Φ , para o probit.

Já os efeitos marginais, nesses modelos, sendo a variável $\tilde{x}_j$ uma *dummy* ($RA, SE, FFT, D1T, RPE, NPGF, AR, SR$ e NE), que se altera de 0 para 1, *ceteris paribus*, é:

$$\Delta EBIA|X^* = \Psi(\beta_0 + \tilde{\beta}_j(1) + X^*\beta) - \Psi(\beta_0 + \tilde{\beta}_j(0) + X^*\beta) \quad (10)$$

em que, o vetor de variáveis X^* corresponde ao vetor X , sem a presença de $\tilde{x}_j$.

Na próxima seção são apresentados os testes realizados ao longo do presente estudo.

² Ver Fávero e Belfiore (2020, p. 689).

3.4 Procedimentos econométricos

A questão é decidir qual dos modelos, logit e probit, apresentou o melhor ajuste dos dados que se dispõe. A literatura aponta pelo menos três critérios estatísticos para tal escolha, a saber: i) com o maior valor do logaritmo da função de verossimilhança; ii) e o que apresentar o maior pseudo R^2 .

Também, a literatura recomenda verificar a eficiência global do modelo, que se baseia no procedimento conhecido como *cutoff* (ponto de corte). Esta estatística permite classificar as observações em função das suas probabilidades calculadas, analisando a taxa de acerto do modelo, com base nas observações amostradas. Além disso, a estatística sensibilidade (S) indica o percentual de acerto, para um dado *cutoff*, das observações classificadas como evento, mas que de fato são eventos. A estatística especificidade (E) indica o percentual de acerto, para um dado *cutoff*, das observações classificadas como não evento, mas que de fato são não eventos.

Tabela 1 - Estatísticas para a seleção do modelo

Descrição	Modelo logit	Modelo probit
Pseudo R^2	0,14400	0,14400
Log da função de verossimilhança	-87.922,4	-87.889,6

Fonte: elaborado pelos autores.

Segundo a Tabela 1, apesar de ambos modelos apresentarem o mesmo pseudo- R^2 (0,144), o modelo probit ajusta melhor a reta de regressão, pois logaritmo da sua função de verossimilhança é maior vis-à-vis o logaritmo da função de verossimilhança para logit, lembrando que valores mais próximos de zero do logaritmo da função de verossimilhança representam melhor ajuste.

A Tabela 2 mostra os resultados das classificações das observações feitas pelos modelos ajustados. Esse é mais um critério que ajuda o pesquisador na seleção desses modelos. No modelo probit, das 150.289 observações, o modelo classificou corretamente 69%, sendo 36.121 eventos corretamente identificados como tal (verdadeiros positivos) e 67.197 não eventos corretamente identificados (verdadeiros negativos) o que possibilitou avaliar o desempenho do modelo em classificar corretamente os eventos (quando IA grave, moderada ou leve diferente de 0) e os não eventos (quando IA grave, moderada ou leve igual 0). Apesar disso, o modelo apresentou um número significativo de erros de classificação, com 18.503 falsos positivos (previsão incorreta de evento), cerca de 12% da amostra e 28.468 falsos negativos (19% da amostra) (previsão incorreta de não evento).

Tabela 2 - Estatísticas de classificação dos eventos

Classificação	Incidência real do evento		Incidência real do não evento	
	Modelo logit	Modelo probit	Modelo logit	Modelo probit
Observações classificadas como evento	36.343	36.121	18.685	18.503
Observações classificadas como não evento	28.246	28.468	67.015	67.197
Corretamente classificados	64.589	64.589	85.700	85.700

Fonte: elaborado pelos autores.

Na presente seção são usadas essas estatísticas para o diagnóstico do modelo mais adequado, as quais estão retratadas na tabela 1.

Já com relação ao logit, praticamente, não há alteração nos achados do modelo probit, já que das 150.289 observações o modelo classificou corretamente 69%, sendo 36.343 eventos corretamente identificados como tal (verdadeiros positivos) e 67.015 não eventos corretamente identificados (verdadeiros negativos). No mesmo sentido do probit, o modelo logit apresentou um número significativo de erros de classificação, com 18.685 falsos positivos, ou 12% da amostra (previsão

incorreta de evento) e 28.246 falsos negativos, correspondendo a 19% do total amostrado (previsão incorreta de não evento).

Com relação às estatísticas de sensibilidade e especificidade, dos modelos logit e probit, elaborou-se a Tabela 3. Conforme retratado, o modelo probit apresentou uma sensibilidade de cerca de 56%, o que mostra que o modelo conseguiu identificar corretamente mais da metade dos eventos verdadeiros. Já a especificidade de 78,41%, indica que o modelo tem uma melhor capacidade de identificar corretamente os não eventos. Acerca do modelo logit, este apresentou uma sensibilidade de aproximadamente 56,3% e uma especificidade de aproximadamente 78%.

Tabela 3 - Estatísticas de sensibilidade e especificidade

Métricas	Definição	Modelo	
		logit	probit
Sensibilidade	Proporção de eventos corretamente previstos	56,27%	55,92%
Especificidade	Proporção de eventos não corretamente previstos	78,20%	78,41%

Fonte: elaborado pelos autores.

Frente a este conjunto de testes, pode-se perceber que ambos os modelos apresentaram, praticamente, as mesmas propriedades estatísticas. No entanto, o modelo probit gerou um log da função de verossimilhança levemente maior do que o logit e, por essa razão, optou-se por utilizá-lo para estimar os efeitos marginais dos regressores sobre EBIA. Na seção seguinte são apresentados e discutidos os resultados encontrados com o probit.

4. Análise e discussão dos resultados

A Tabela 4 revela que, de um total de 177.908 observações, quase metade dos respondentes da POF 2017/2018 (44,55%) enfrenta algum nível de IA. Embora a maior parte (55,45%) esteja em segurança alimentar, é notório que a fome afetou quase 45% dos domicílios amostrados na segunda metade da década passada. Essa é uma dívida social que precisa ser resgatada pelo Brasil.

Tabela 4 - Condições da alimentação nos domicílios no Brasil

Descrição	Nº de observações	Em %
Em segurança alimentar	98.653	55,45
Em IA grave, moderada ou leve	79.255	44,55
Total da amostra	177.908	100,00

Fonte: elaborado pelos autores com base na POF (IBGE, 2018).

Como se busca encontrar os determinantes da IA grave, moderada ou leve, preparou-se a Tabela 5. Na terceira coluna dessa tabela, se encontram os efeitos estimados pelo modelo probit, equações 9 e 10 e, na última coluna, estão expressas as razões de chance estimadas pela equação (2).

Em primeiro lugar, cabe ressaltar, que todas as variáveis explicativas do modelo foram estatisticamente significativas a 1% (Tabela 4). Isso é um bom indicativo de que as variáveis selecionadas, com base na literatura, bem como às inovações propostas no modelo, com a agregação das variáveis D1T, foram relevantes para explicar as condições de IA no Brasil, sejam elas leve, moderada ou grave.

Com relação aos sinais dos parâmetros, todos estão de acordo com a literatura, as variáveis: RA, SE, RPE, NPG, AR, NE, FFT e D1T estão associadas positivamente com a prevalência de IA. Por outro lado, as variáveis AE, RDP, ID e MAR diminuem a probabilidade de um indivíduo se encontrar em IA.

Conforme a Tabela 5, os chefes de domicílio não brancos (RA) apresentaram um aumento de 8% na probabilidade de vivenciar a IA, e a chance de estar nessa condição de 1,4 para 1 em comparação aos brancos, ou seja, a probabilidade de uma pessoa ser preta e estar em IA é 1,4 vezes

maior, quando comparada a uma pessoa branca. Isso é corroborado por Bezerra, Olinda e Pedraza (2017), que destacam a relação estrutural entre raça e exclusão social.

Não se observou, pela Tabela 5, um efeito muito grande na IA, no caso de o chefe de família ser do sexo feminino, pois a variável SE apresentou um percentual de 1,3% de uma chefe de família estar em IA, vis-à-vis um chefe de família. A chance de uma mulher chefe de família é, também, praticamente, idêntica à do homem 1 para 1. Esse achado não se alinha muito aos resultados encontrados por Hoffmann (2008) e Cabral et al. (2022). Contudo, é importante evidenciar que tais estudos realizaram análise sobre as condições de IA em interface com a cor e sexo do chefe familiar (ambas as variáveis sendo consideradas concomitantemente na análise).

Tabela 5 - Efeitos marginais e razão de chance de as variáveis explicativas sobre a probabilidade de um domicílio estar em algum nível de IA

	Variáveis	Efeito marginal	Razão de chance
Características do chefe de domicílio	Raça (RA)	0,081065*** (0,002441)	1,491263*** (0,0183499)
	Sexo (SE)	0,0133193*** (0,0023201)	1,066917*** (0,0123465)
	Anos de estudo (AE)	-0,0331367*** (0,0017838)	0,8497953*** (0,0075477)
	Estar fora da força de trabalho (FFT)	0,0093956*** (0,0026654)	1,04897*** (0,0139587)
	Idade (ID)	-0,0012458*** (0,0000656)	0,9939452*** (0,0003254)
	Demorar 1 hora ou mais no deslocamento para o trabalho (D1T)	0,0890393*** (0,0035934)	1,559641*** (0,0280876)
Características do domicílio	Renda disponível per capita (RDP)	-0,1803134*** (0,0016188)	0,4007054*** (0,0037074)
	Residir próximo a encostas ou inundações (RPE)	0,1108136*** (0,0034696)	1,730448*** (0,0301245)
	Não possuir geladeira ou fogão (NPGF)	0,0796639*** (0,006561)	1,502039*** (0,0496185)
	Avaliar a água como ruim (AR)	0,0715224*** (0,0029123)	1,423113*** (0,0206824)
	Morar em área rural (MAR)	-0,0353541*** (0,0029518)	0,8367035*** (0,0122785)
	Nordeste (NE)	0,0592587*** (0,0025034)	1,333109*** (0,016621)

Fonte: elaborado pelos autores com base na POF (IBGE, 2018).

*** indica significativo a 1% e dentro dos parênteses estão os respectivos erro-padrão.

Em média, se pode perceber que a probabilidade diminui de um indivíduo se encontrar em algum nível de IA, com maior nível de educação (AE). Especificamente, um aumento de 1% dos anos de estudo do chefe do domicílio reduz a probabilidade de insegurança alimentar em 3,3% e de 0,8 para 1 na chance de IA, quando comparado com indivíduos com menor nível educacional. Esse resultado reforça o quanto é importante e transformadora a educação na vida das pessoas, corroborando os achados de Panigassi et al. (2008). Ressaltam que a educação do chefe de domicílio

é um fator determinante na segurança alimentar pois, chefes com menos de oito anos de estudo apresentaram maior probabilidade de vivenciar IA leve (4,6 vezes) e moderada ou grave (8,4 vezes)

A Tabela 5 mostra que a RDP apresentou uma relação inversa com a prevalência de IA. Verificou-se que o aumento de 1% na renda per capita reduz a probabilidade de IA em 18,0%. Nesse mesmo sentido, a chance de um indivíduo com maior renda de ficar em IA é de 0,4 para 1. Disso resulta que o aumento da renda diminui para menos da metade a chance de um indivíduo estar em IA corroborando os estudos de Hoffmann (2008) e Rahim et al. (2011).

Com relação à variável FFT, a estimativa encontrada na tabela 5 aponta que a probabilidade de IA aumenta em 0,9%, caso o indivíduo não se encontre exercendo trabalhos formais, e uma chance de 1,04 para 1 em estar na condição de IA. Dessa forma, observou-se pouca diferença se o indivíduo exerce ou não trabalhos formais e a incidência de alguma forma de IA. Esse resultado não converge com os achados de Hoffmann (2008) que conclui que a ocupação instável e/ou informal aumenta a prevalência de IA. Ademais, a renda média do trabalho formal é superior à do trabalho informal no Brasil, o que deveria resultar em um aumento de prevalência de IA para esta categoria. Portanto, esse resultado intrigante e não esperado requer aprofundamento em futuras pesquisas. Neste sentido, infere-se que os programas sociais, tais como os de transferência de renda, possam exercer algum impacto sobre as condições de IA das famílias brasileiras.

A região Nordeste (NE) destacou-se com a maior probabilidade de ser afetada pela IA, se comparada com as demais regiões que estão na base. Essa probabilidade é de, aproximadamente, 6% e de 1,3 maior a chance de um indivíduo proveniente dessa região se encontrar em IA. Este resultado se assemelha com o de Gubert, Benício e Santos (2010) e Hoffman (2021), que apontaram alta prevalência de IA grave nesta região, sendo 65,3% dos municípios em enfrentamento à essa situação.

Aos residentes em áreas rurais (MAR), foi associado uma menor probabilidade -3,5% de estar em IA, quando comparado aos da zona urbana, sendo a razão de chance menor do que um. Possivelmente devido ao acesso direto à produção de alimentos para subsistência, conforme já observado por Hoffmann (2008).

Quanto aos indicadores de precariedade habitacional, como a ausência de geladeira ou fogão (NPGF), o presente estudo aponta que a ausência desses eletrodomésticos na residência faz a probabilidade da IA aumentar em, aproximadamente, 8%; já a chance de que isso ocorra é de 1,5 maior de se ter no seio dessa família a IA (tabela 5). Esses resultados vão ao encontro de Costa et al. (2014), em que avaliaram os domicílios em segurança alimentar, considerando as variáveis relacionadas a condições de infraestrutura, que também podem refletir o acesso e a utilização dos alimentos. Os autores apontaram que o fato de possuir fogão ou geladeira elevam em 1,5 e 1,3 vezes as chances do domicílio estar seguro, respectivamente.

Cada aumento na idade do chefe de domicílio (ID), como retrata a tabela 5, praticamente, não produz efeitos importantes sobre a probabilidade de IA, já que essa probabilidade aumenta somente em 0,1% e a chance é de 1 para 1. O efeito é muito pequeno, que vai na contramão dos achados de Costa et al. (2014), já que a idade do chefe de domicílio contribui negativamente para o domicílio estar seguro, no entanto, a partir da idade aproximada de 45 anos, a contribuição passa a ser positiva.

Adicionalmente, a tabela 5 identifica que domicílios que classificaram a água como de qualidade ruim (AR) apresentaram uma probabilidade 7,2% positiva de vivenciar IA e chance 1,4 maior de experimentar essa condição. Cabral et al. (2022) atribuem as maiores prevalências de IA nos residentes de domicílios com saneamento básico inadequado (48,4%), representando 1,4 vez mais probabilidade de ter IA; quanto ao fornecimento de água inadequado, ou seja, não diário, fez aumentar em 50% a probabilidade de IA e a prevalência de IA entre as pessoas que não consomem água tratada (mineral, filtrada ou fervida) foi de 79,5%.

A Tabela 5 retrata que residir próximo a encostas ou inundações (RPE) aumenta a probabilidade e a chance de IA em 11,1% e 1,7, respectivamente. Esse dado demonstra a vulnerabilidade associada a habitações em áreas de risco, sendo compatível com o estudo de Almeida et al. (2017). Ressaltam que fatores aliados à falta de segurança habitacional, frequentemente, colocam as famílias em situações de maior exposição a desastres ambientais e aumentam a

probabilidade de IA e, ainda, apontam que morar em áreas de risco pode intensificar a vulnerabilidade social e dificultar o acesso à alimentação segura.

A variável demorar uma hora ou mais no deslocamento para o trabalho (D1T), inovação trazida no presente estudo, conforme a tabela 5, está associada a um aumento de 8,9% na probabilidade e, também, aumenta a chance em 1,5 vezes de IA. Isso pode ser justificado em razão de que pessoas que gastam longas horas no deslocamento têm menos tempo disponível para planejar e preparar refeições balanceadas, optando por alimentos rápidos, ou com maior nível de processamento. Também, pelo custo de deslocamento poder reduzir o orçamento familiar destinado à alimentação, a ausência de serviços de alimentação nas empresas, ou a necessidade de depender de opções externas ao local de serviço pode levar ao consumo de alimentos de menor qualidade nutricional e, ainda, longos deslocamentos têm potencial para contribuir com cansaço e estresse, fatores que impactam escolhas alimentares e hábitos de consumo.

Os achados do presente estudo confirmam a literatura preexistente, como Hoffmann (2021) e Costa et al. (2014), ao demonstrar que a IA no Brasil é amplamente condicionada por desigualdades socioeconômicas, demográficas e regionais. As análises evidenciam a influência de variáveis como renda, escolaridade, região, raça e condições habitacionais na prevalência nos graus de IA.

Portanto, observa-se que as variáveis selecionadas desempenham papel fundamental na explicação da IA no Brasil, com efeitos significativos tanto positivos quanto negativos na ocorrência do evento. Destaca-se a importância da melhoria da renda, da educação e das condições habitacionais como fatores determinantes na mitigação da IA, enquanto aspectos como raça, residência em áreas de risco e precariedade no acesso à água e infraestrutura aumentam a vulnerabilidade dos indivíduos sujeitos a essas condicionantes. Aliado a isso, a inclusão da variável D1T trouxe uma nova perspectiva sobre sua associação à IA.

5. Conclusão

O presente estudo teve por objetivo precípuo investigar os determinantes da insegurança alimentar (IA) no Brasil. Os principais desfechos encontrados reforçam que o cenário da IA brasileira é uma manifestação das desigualdades sociais e estruturais, condicionada por um conjunto de fatores multidimensionais, nos quais desigualdades socioeconômicas, demográficas, regionais e raciais desempenham um papel protagonista. Sobretudo, são determinantes críticos que necessitam de atenção diferenciada dos *policy makers* nos desenhos de políticas públicas, principalmente, às relacionadas às desigualdades regionais, de renda e as vulnerabilidades associadas às condições de habitação.

Com efeito, o combate à IA requer uma abordagem que vise articular ações e políticas de maneira integrada com enfoque nesses fatores e que assegurem a garantia plena do direito humano à alimentação adequada para todos os brasileiros, sem que haja qualquer distinção. Não surpreendentemente, o presente estudo evidenciou que a renda e a escolaridade despontam como os principais fatores de proteção contra a IA indicando que intervenções voltadas à geração de renda e à universalização do acesso à educação podem gerar benefícios substanciais na redução da prevalência do evento.

A inclusão da variável de *tempo de deslocamento para o trabalho* deve ser considerada no campo da IA, pois reforça a necessidade de políticas públicas que incorporem os desafios de mobilidade urbana e sua influência no bem-estar alimentar da população. A variável *residir próximo a encostas* foi um achado que revelou uma relação positiva com a IA. Como, normalmente, trata-se de imóveis com construções precárias, então, o indivíduo que mora nessas condições, muitas vezes precisa desviar algum recurso do seu próprio e, muitas vezes, limitado orçamento para a manutenção mínima das condições de moradia. Isso tende a reduzir o montante de recurso destinado para a compra de alimentos, o que aumenta a sua IA. Se consideradas as mudanças climáticas, se espera que a situação da IA tende a aumentar não somente para quem vive em áreas de risco, mas também devido a problemas de oferta de alimentos, o que poderá pressionar os preços dos alimentos. Apesar de estar

fora do escopo analítico deste estudo, incursões sobre o anterior exposto exigem análises em estudos posteriores sobre IA.

Finalmente, este estudo mostrou que a IA vincula-se a problemas estruturais que são de difícil equacionamento no curto prazo, o que sugere a necessidade de ampliação de políticas públicas. Como o problema da renda limitada é central para a redução da IA, então há que se buscar por políticas que possibilitem mais e melhores salários, além dos investimentos em educação e das demais dimensões analisadas. Com relação às implicações multidimensionais do fenômeno da IA, os estudos também precisam ser ampliados de forma multidisciplinar e interdisciplinar, uma vez que os esforços de sua superação exigem de uma atuação assertiva em diferentes níveis.

Referências

ALMEIDA, J. A. et al. Fatores associados ao risco de insegurança alimentar e nutricional em famílias de assentamentos rurais. **Ciência & Saúde Coletiva**, v. 22, n. 2, p. 479–488, 2017.

AMARAL, V. R, BASSO, D. Segurança Alimentar e Nutricional no Brasil: uma análise em perspectiva histórica. **Revista do Desenvolvimento Regional**, v. 13, n. 1; p. 181-200, 2016.

ARAÚJO, M. L.; MENDONÇA, R. D; PEREIRA, S. C. L; LOPES, A. C. S. Dimensões da escala brasileira de insegurança alimentar na atenção primária à saúde. **DEMETRA: Alimentação, Nutrição & Saúde**, v. 16, n. 1, p. 1-14, jun. 2021.

ASHLEY, J. M. **Food security in the developing world**. Washington: Academic Press, 2016.
BARRETO, M. L. Desigualdades em Saúde: uma perspectiva global. **Ciência & Saúde Coletiva**, v. 22, n. 7, p. 2097–2108, 2017.

BEZERRA, T. A. et al. Insegurança alimentar no Brasil segundo diferentes cenários sociodemográficos. **Ciencia & Saúde Coletiva**, v. 22, n. 2, p. 637–651, 2017.

BRASIL. Emenda constitucional nº 64, de 4 de fevereiro de 2010. Altera o art. 6º da Constituição Federal, para introduzir a alimentação como direito social. **Diário Oficial da União**, Brasília, DF, 4 fev. 2010.

BRASIL. Lei nº 11.346, de 15 de setembro de 2006. Cria o Sistema Nacional de Segurança Alimentar e Nutricional. SISAN com vistas em assegurar o direito Humano à alimentação adequada e dá outras providências. **Diário Oficial da União** 2006; 16 set. 2006.

BRASIL, Secretaria de Comunicação Social. **Mapa da Fome da ONU: insegurança alimentar severa cai 85% no Brasil em 2023, 2024**. Disponível em: < <https://www.gov.br/secom/pt-br/assuntos/noticias/2024/07/mapa-da-fome-da-onu-inseguranca-alimentar-severa-cai-85-no-brasil-em-2023>>. Acesso em: 04 abr. 2025.

BURITY, V.; FRANCESCHINI, T.; VALENTE, F.; RECINE, E.; LEÃO, M.; CARVALHO, M. F. Direito humano à alimentação adequada no contexto da segurança alimentar e nutricional. Brasília: **Abrandh**, 2010.

BURLANDY, L. A construção da política de segurança alimentar e nutricional no Brasil: estratégias e desafios para a promoção da intersetorialidade no âmbito federal de governo. **Ciência & Saúde coletiva**, v.14, n.3, p. 851-860. 2009.

CABRAL, N. L. DE A. et al. Proposta metodológica para avaliação da insegurança alimentar sob a ótica de suas múltiplas dimensões. **Ciência & Saúde Coletiva**, v. 27, n. 7, p. 2855–2866, 2022.

COSTA, L. V. et al. Fatores associados à segurança alimentar nos domicílios brasileiros em 2009. **Economia e Sociedade**, v. 23, n. 2, p. 373–394, 2014.

FAVERO, L. P.; BELFIORE, P. **Manual de análise de dados**. Rio de Janeiro: LTC, 2020.

FAO, Food and Agriculture Organization of the United Nations. **The State of Food Insecurity in the World Meeting the 2015 international hunger targets: taking stock of uneven progress**. Roma: FAO; 2015.

GREENE, W. **Econometric analysis**. London: Pearson Prentice Hall, 2008.

GUBERT, M. B.; BENÍCIO, M. H. D.; SANTOS, L. M. P. DOS. Estimativas de insegurança alimentar grave nos municípios Brasileiros. **Cadernos de Saúde Pública**, v. 26, n. 8, p. 1595–1605, 2010.

HARMEL, B.; HÖFELMANN, D. A. Mental distress and food insecurity in pregnancy. **Ciência & Saúde Coletiva**, v. 27, n. 5, p. 2045–2055, 2022.

HOFFMANN, R. Determinantes da insegurança alimentar no Brasil: análise dos dados da PNAD de 2004. **Segurança Alimentar e Nutricional**, v. 15, n. 1, p. 49–61, 2008.

HOFFMANN, R. Insegurança Alimentar no Brasil após crise, sua evolução de 2004 a 2017-2018 e comparação com a variação da pobreza. **Segurança Alimentar e Nutricional**, v. 28, n. 00, p. e021014, 2021.

IBGE, Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. **Pesquisa de orçamentos familiares 2017-2018: análise da segurança alimentar no Brasil**. Rio de Janeiro: IBGE, 2020. Disponível em: <<https://biblioteca.ibge.gov.br/visualizacao/livros/liv101704.pdf>>. Acesso em: 18/11/2024.

IBGE, Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. **Síntese de indicadores sociais: uma análise das condições de vida da população brasileira: 2024**. Rio de Janeiro: IBGE, 2024. Disponível em: <<https://biblioteca.ibge.gov.br/index.php/biblioteca-catalogo?view=detalhes&id=2102144>>. Acesso em 04 abr. 2025.

JESUS, J. G.; HOFFMANN, R.; MIRANDA, S. H. G. Insegurança alimentar, pobreza e distribuição de renda no Brasil. **Revista de Economia e Sociologia Rural**, v. 62, n. 4, p. e281936, 2024.

JONES, A. D.; NGURE, F. M.; PELTO, G.; YOUNG, S. L. What are we assessing when we measure food security? A compendium and review of current metrics. **Advances in Nutrition**, v. 4, n. 5, p. 481-505, 2013.

JYOTI, D. F.; FRONGILLO, E. A.; JONES, S. J. Food insecurity affects school children's academic performance, weight gain, and social skills. **The Journal of nutrition**, v. 135, n. 12, p. 2831-2839, 2005.

KAC, G.; PROENÇA, R.P.C.; PRADO, S.D. A criação da área "nutrição" na Capes. **Revista de Nutrição**. v. 24, n.6, p. 905-916, 2011.

KEPPLE, A. W.; SEGALL-CORRÊA, A. M. Conceituando e medindo segurança alimentar e nutricional. **Ciência & Saúde Coletiva**, v. 16, n. 1, p. 187–199, 2011.

NOGUEIRA, J. G. Segurança alimentar: abrangência do Programa Bolsa Família no município de Vila Velha – ES. **Revista de Política Pública**. São Luis, v. 12, n. 1, p. 83-92, 2008.

PANIGASSI, G. et al. Insegurança alimentar como indicador de iniquidade: análise de inquérito populacional. **Cadernos de Saúde Pública**, v. 24, n. 10, p. 2376–2384, 2008.

PATTON-LÓPEZ, Megan M; LÓPEZ-CEVALLOS, D. F.; CANCEL-TIRADO, D. I.; VAZQUES, L. Prevalence and correlates of food insecurity among students attending a midsize rural university in Oregon. **Journal of Nutrition Education and Behavior**, v. 46, n. 3, p. 209-214, 2014.
PÉREZ-ESCAMILLA, R.; et al. An adapted version of the U.S. Department of Agriculture Food

Insecurity module is a valid tool for assessing household food insecurity in Campinas, Brazil. **Journal of Nutrition**, v. 134, n. 8, p. 1923-1928, ago. 2004.

PRESTES, ML O pensamento de Josué de Castro e a geografia brasileira. **Revista Geográfica de**

América Central, v. 47E, p. 1-15, 2011.

RABELO, M.M.; RUCKERT, I.N. A construção da política de segurança alimentar e nutricional: o caso de Porto Alegre. **Indicadores Econômicos da FEE**, Porto Alegre, v. 41, n. 3, p. 85-100, 2014.

RADIMER, K. L. Measurement of household food security in the USA and other industrialised countries. **Public Health Nutrition**, v. 5, n. 6A, p. 859-864, 2002.

RAHIM, S.; SAEED, D.; RASOOL, G. A.; SAEED, G. Factors influencing household food security status. **Food and Nutrition Sciences**, EUA, v. 2, n. 1, p. 31-34, 2011.

SCHAPPO, S. J. C. A agricultura de sustentação em geografia da fome. **Sociologias**, v.16, n.35, p. 306-338, 2014.

SEGALL-CORRÊA, A. M. et al. Refinement of the brazilian household food insecurity measurement scale: recommendation for a 14-item EBIA. **Revista de Nutrição**, v. 27, n. 2, p. 241–251, 2014.

SEGALL-CORRÊA, A.M.; MARIN-LEON, L. A Segurança alimentar no Brasil: proposição e usos da Escala Brasileira de Medida da Insegurança Alimentar (EBIA) de 2003 a 2009. **Revista de Segurança Alimentar e Nutrição**. v. 16, n. 2, p. 1-19. 2009.

SEN, A. **Poverty and famines: an essay on entitlement and deprivation**. Oxford: Clarendon Press, 1981.

SILVA, S. O. et al. A cor e o sexo da fome: análise da insegurança alimentar sob o olhar da interseccionalidade. **Cadernos de Saúde Pública** [online], v. 38, n. 7, 2022.

SANTOS, L. A. et al. Interseções de gênero e raça/cor em insegurança alimentar nos domicílios das diferentes regiões do Brasil. **Cadernos de Saúde Pública** [online], v. 38, n. 11, 2023.

VASCONCELOS, F.A.S.; BATISTA FILHO, M. História do campo da alimentação e nutrição em Saúde Coletiva no Brasil. **Ciência Saúde Coletiva**. v.16, n.1, p. 81-90. 2011.

VIEIRA, G.O. E D'ORNELLAS, M.C.G.S. Direitos humanos e comércio internacional: a necessidade da construção de pontes por meio da segurança alimentar e os novos desafios da OMC. Nomos: **Revista do Programa de Pós-Graduação em Direito da UFC**, v. 32, n.2, 2012.

WOOLDRIDGE, J. M. **Introdução à econometria: uma abordagem moderna**. São Paulo: Cengage Learning, 2016.