



**UNIVERSIDADE FEDERAL DO CEARÁ**  
**CENTRO DE CIÊNCIAS AGRÁRIAS**  
**DEPARTAMENTO DE ECONOMIA AGRÍCOLA**  
**PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ECONOMIA RURAL**

**ANA CECILIA VASCONCELOS LOAYZA**

**ENSAIOS SOBRE POBREZA NO BRASIL**

**FORTALEZA**

**2025**

ANA CECILIA VASCONCELOS LOAYZA

ENSAIOS SOBRE POBREZA NO BRASIL

Tese apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Economia Rural do Departamento de Economia Agrícola da Universidade Federal do Ceará, como parte dos requisitos para obtenção do título de Doutora em Economia Rural.

Área de concentração: Políticas Públicas e Desenvolvimento Rural.

Orientador: Prof. Dr. Vitor Hugo Miro Couto Silva

FORTALEZA

2025

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação  
Universidade Federal do Ceará  
Sistema de Bibliotecas  
Gerada automaticamente pelo módulo Catalog, mediante os dados fornecidos pelo(a) autor(a)

---

- L774e Loayza, Ana Cecília Vasconcelos.  
Ensaio sobre pobreza no Brasil / Ana Cecília Vasconcelos Loayza. – 2025.  
142 f. : il. color.
- Tese (doutorado) – Universidade Federal do Ceará, Centro de Ciências Agrárias, Programa de Pós-Graduação em Economia Rural, Fortaleza, 2025.  
Orientação: Prof. Dr. Vitor Hugo Miro Couto Silva.
1. Pobreza. 2. Pobreza monetária. 3. Pobreza multidimensional. 4. Pobreza rural. 5. Determinantes da pobreza. I. Título.

CDD 338.1

---

ANA CECILIA VASCONCELOS LOAYZA

ENSAIOS SOBRE POBREZA NO BRASIL

Tese apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Economia Rural do Departamento de Economia Agrícola da Universidade Federal do Ceará, como parte dos requisitos para obtenção do título de Doutora em Economia Rural.

Área de concentração: Políticas Públicas e Desenvolvimento Rural.

Aprovada em 27/11/2025.

BANCA EXAMINADORA

---

Prof. Dr. Vitor Hugo Miro Couto Silva (Orientador)  
Universidade Federal do Ceará (UFC)

---

Prof. Dr. Francisco José Silva Tabosa  
Universidade Federal do Ceará (UFC)

---

Prof. Dr. José de Jesus Souza Lemos  
Universidade Federal do Ceará (UFC)

---

Prof.<sup>a</sup> Dr.<sup>a</sup> Patrícia Verônica Pinheiro Sales Lima  
Universidade Federal do Ceará (UFC)

---

Prof. Dr. Henrique Dantas Neder  
Universidade Federal de Uberlândia (UFU)

---

Dr. Jimmy Lima de Oliveira  
Instituto de Pesquisa e Estratégia Econômica do Ceará (IPECE)

## AGRADECIMENTOS

Primeiramente, quero agradecer à minha família pelo apoio incondicional em todos os meus projetos. Aos meus pais, Alberto e Edna, e à minha filha, Ana Iara, agradeço imensamente pela paciência e pela presença constante ao meu lado.

Faço um agradecimento especial ao meu orientador, Prof. Dr. Vitor Hugo Miro Couto Silva, a quem admiro pela excelência no papel de professor e pesquisador. Professor, agradeço-lhe imensamente por todo o conhecimento compartilhado. Aprendi muito com o senhor, foi uma honra ter sido sua orientanda. Não há palavras que possam descrever a imensa gratidão que lhe tenho.

Registro meus agradecimentos aos membros da banca, Prof. Dr. Francisco Tabosa, Prof. Dr. José Lemos, Prof.<sup>a</sup> Dr.<sup>a</sup> Patrícia Lima, Prof. Dr. Henrique Neder e Dr. Jimmy Lima de Oliveira, pelas valiosas contribuições e sugestões de melhoria para este estudo.

Quero, neste espaço, também, registrar os meus sinceros agradecimentos a todos que contribuíram com a minha jornada neste doutorado. Foi um imenso desafio, mas, com o aprendizado recebido de todos os professores do Programa de Pós-Graduação em Economia Rural, com o auxílio e companheirismo dos meus amigos do programa e com a ajuda dos servidores da Universidade Federal do Ceará, foi possível chegar até aqui.

Sou eternamente grata às amigas Ana, Francisdalva, Leudiane e Vanessa pelo acolhimento em Fortaleza. Obrigada pela amizade, pelas conversas enriquecedoras, pelo companheirismo e por todos os momentos de alegria e descontração que vocês me proporcionaram, fazendo-me sentir em casa. Foi maravilhoso compartilhar dessa experiência com vocês.

Por fim, agradeço à Universidade Federal do Ceará e à Universidade Federal do Maranhão por viabilizarem a concretização deste doutorado.

Gratidão!

## RESUMO

O objetivo geral desta tese é analisar a pobreza no Brasil a partir de uma abordagem integrada, combinando a construção de um índice de pobreza multidimensional com a investigação dos determinantes individuais, domiciliares e contextuais da pobreza, tanto em perspectiva monetária quanto multidimensional. O estudo compõe-se por três ensaios, sendo que o primeiro teve como objetivo construir um índice de pobreza multidimensional referente aos anos de 2019 e 2023, fundamentado na metodologia de Alkire e Foster (2011), bem como analisar a situação das privações a partir de decomposições por subgrupos e de uma análise temporal baseada em decomposições de Shapley fundamentadas na proposta de Roche (2013). Os resultados revelam uma diminuição da pobreza multidimensional no país no período analisado e evidenciam a distribuição desigual das privações enfrentadas pelos pobres em diferentes regiões e subgrupos populacionais. O segundo ensaio se propôs a investigar os determinantes, em níveis individuais e contextuais, da pobreza monetária e multidimensional no Brasil, baseando-se na aplicação do método de regressão logística multinível. Foram utilizados dados agregados por estratos geográficos para a análise dos determinantes contextuais, permitindo identificar em que medida o risco de pobreza está associado a diferenças entre essas localidades. Os resultados evidenciam a importância dos fatores contextuais na determinação da pobreza. Além disso, observou-se que os efeitos são diferenciados para as áreas rurais e urbanas. O terceiro ensaio objetivou investigar os fatores individuais e contextuais associados especificamente à pobreza rural, mensurada por meio do indicador de extrema pobreza, dando ênfase ao papel da ocupação não agrícola na redução da pobreza. Esse estudo também aplicou o modelo de regressão logística multinível, em conjunto com os dados dos estratos geográficos. Os resultados apontam que, em estratos estruturalmente mais pobres, o trabalho não agrícola desempenha um importante papel na mitigação da pobreza.

**Palavras-chave:** pobreza; pobreza monetária; pobreza multidimensional; pobreza rural; determinantes da pobreza.

## ABSTRACT

The overall objective of this thesis is to analyze poverty in Brazil from an integrated approach, combining the construction of a multidimensional poverty index with the investigation of individual, household, and contextual determinants of poverty, from both a monetary and multidimensional perspective. The study consisted of three essays. The first aimed to construct a multidimensional poverty index for the years 2019 and 2023, based on the methodology of Alkire and Foster (2011), and to analyze the situation of deprivations using subgroup decompositions and a temporal analysis based on Shapley decompositions grounded in Roche's proposal (2013). The results indicate a decrease in multidimensional poverty in the country during the analyzed period and highlight the unequal distribution of deprivations faced by the poor in different regions and population subgroups. The second essay aimed to investigate the determinants at individual and contextual levels of monetary and multidimensional poverty in Brazil, based on the application of the multilevel logistic regression method. Data aggregated by geographic strata were used to analyze contextual determinants, allowing the identification of the extent to which the risk of poverty is associated with differences between these locations. The results highlight the importance of contextual factors in determining poverty; furthermore, it was observed that the effects are differentiated for rural and urban areas. The objective of the third essay was to investigate the individual and contextual factors specifically associated with rural poverty, measured using the extreme poverty indicator, emphasizing the role of non-agricultural occupation in poverty reduction. This study also applied a multilevel logistic regression model in conjunction with data from geographic strata. The results indicate that in structurally poorer strata, non-agricultural work plays an important role in mitigating poverty.

**Keywords:** poverty; monetary poverty; multidimensional poverty; rural poverty; determinants of poverty.

## LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Incidência de pobreza multidimensional (H) para diferentes linhas de corte de pobreza (k), por área (2019 e 2023) .....	47
Figura 2 – Incidência de pobreza multidimensional ajustada ( $M_0$ ) para diferentes linhas de corte de pobreza (k), por área (2019 e 2023) .....	48
Figura 3 – Pobreza monetária nos estratos geográficos, Brasil (2019) .....	83
Figura 4 – Pobreza multidimensional nos estratos geográficos, Brasil (2019) .....	84
Figura 5 – Relação entre o intercepto aleatório e a inclinação aleatória .....	118

## LISTA DE QUADROS

Quadro 1 – Dimensões que compõem índices oficiais de pobreza multidimensional .....	29
Quadro 2 – Descrição das dimensões, indicadores e pesos do índice de pobreza multidimensional para o Brasil.....	32
Quadro 3 – Análise de robustez para diferentes combinações de pesos das dimensões .....	36
Quadro 4 – Descrição das variáveis utilizadas nos modelos de regressão logística multinível.....	81
Quadro 5 – Descrição das variáveis utilizadas no modelo de regressão logística multinível para pobreza extrema rural .....	108

## LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Tabela de contingência entre indicadores selecionados (2019) .....	43
Tabela 2 – Medidas de redundância ( $R^0$ ) entre os indicadores selecionados (2019).....	44
Tabela 3 – Correlação entre as classificações das Unidades da Federação para as diferentes ponderações (2019).....	46
Tabela 4 – Correlação entre as classificações das Unidades da Federação para diferentes limites de privação (k) e diferentes estruturas de pesos (2019).....	46
Tabela 5 – Mudança no índice de pobreza multidimensional ( $M_0$ ), incidência (H) e intensidade (A) da pobreza no Brasil e regiões (2019 e 2023) .....	49
Tabela 6 – Nível e variação das taxas de privação não censuradas e censuradas no Brasil (2019 e 2023).....	50
Tabela 7 – Variação total da pobreza em nível nacional e entre diferentes subgrupos da população (2019 e 2023) .....	53
Tabela 8 – Decomposição de Shapley da variação na pobreza multidimensional ( $M_0$ ) no Brasil (2019 e 2023).....	55
Tabela 9 – Tabela de contingência: famílias em condição de pobreza monetária e multidimensional .....	85
Tabela 10 – Estatísticas descritivas das variáveis individuais e domiciliares (2019).....	86
Tabela 11 – Estatísticas descritivas das variáveis contextuais (2019).....	87
Tabela 12 – Estimativas das razões de chance de pobreza monetária no Brasil (2019).....	88
Tabela 13 – Estimativas das razões de chance de pobreza multidimensional no Brasil (2019) .....	89
Tabela 14 – Estatísticas descritivas das variáveis individuais/domiciliares (2019) .....	111
Tabela 15 – Estatísticas descritivas das variáveis contextuais das áreas rurais (2019).....	112
Tabela 16 – Estimativas das razões de chance de extrema pobreza monetária rural (2019)..	114

## LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

A	Intensidade da pobreza multidimensional
AEDE	Análise Exploratória de Dados Espaciais
AF	Alkire-Foster
BPC	Benefício de Prestação Continuada
CO	Centro-Oeste
Covid-19	Corona Virus Disease 2019
FAO	Food and Agriculture Organization
FGT	Foster, Greer e Thorbecke
H	Incidência de pobreza multidimensional
IBGE	Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística
INEP	Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais Anísio Teixeira
IPH	Índice de Pobreza Humana
IPM	Índice de Pobreza Multidimensional
M <sub>0</sub>	Incidência de pobreza multidimensional ajustada
MDS	Ministério do Desenvolvimento e Assistência Social, Família e Combate à Fome
N	Norte
NBI	Necessidades Básicas Insatisfeitas
NE	Nordeste
ODS	Objetivo de Desenvolvimento Sustentável
OIT	Organização Internacional do Trabalho
ONU	Organização das Nações Unidas
OPHI	Oxford Poverty and Human Development Initiative
PNAD	Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios
PNADC	Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios Contínua
PNUD	Programa das Nações Unidas para o Desenvolvimento
S	Sul
SE	Sudeste
TIC	Tecnologia da Informação e Comunicação
UNESCO	Organização das Nações Unidas para a Educação, a Ciência e a Cultura
UNICEF	Fundo das Nações Unidas para a Infância
VIS DATA	Visualizador de Dados Sociais

## SUMÁRIO

1	<b>INTRODUÇÃO GERAL</b> .....	14
2	<b>DECOMPOSIÇÃO DAS MUDANÇAS NO INDICADOR DE POBREZA MULTIDIMENSIONAL NO BRASIL ENTRE 2019 E 2023</b> .....	18
2.1	<b>Introdução</b> .....	18
2.2	<b>Revisão da literatura</b> .....	20
2.2.1	<i>O conceito de pobreza</i> .....	20
2.2.2	<i>Estudos empíricos sobre a pobreza multidimensional no Brasil</i> .....	22
2.3	<b>Metodologia</b> .....	24
2.3.1	<b>Parte 1: criação do índice de pobreza multidimensional pelo método Alkire-Foster (AF)</b> .....	25
2.3.1.1	<i>O método Alkire-Foster (AF)</i> .....	25
2.3.1.2	<i>Dimensões, indicadores, pesos e limites de privação da pobreza multidimensional</i> .....	28
2.3.1.3	<i>Análise de redundância</i> .....	34
2.3.1.4	<i>Análise de robustez de classificação</i> .....	34
2.3.1.5	<i>Análise de dominância</i> .....	37
2.3.2	<b>Parte 2: índice de pobreza multidimensional entre 2019 e 2023</b> .....	38
2.3.2.1	<i>Análise das mudanças em <math>M_0</math>, <math>H</math> e <math>A</math> entre 2019 e 2023</i> .....	38
2.3.2.2	<i>Decomposições de Shapley da variação de <math>M_0</math></i> .....	40
2.4	<b>Resultados e discussão</b> .....	41
2.4.1	<i>Resultados das análises de redundância</i> .....	42
2.4.2	<i>Resultados dos testes de robustez de classificação e dominância</i> .....	45
2.4.3	<i>Resultados das mudanças em <math>M_0</math>, <math>H</math> e <math>A</math> entre 2019 e 2023</i> .....	48
2.4.4	<i>Decomposições de Shapley das mudanças em <math>M_0</math></i> .....	54
2.5	<b>Considerações finais</b> .....	61
3	<b>FATORES INDIVIDUAIS E CONTEXTUAIS ASSOCIADOS ÀS MEDIDAS DE POBREZA MONETÁRIA E MULTIDIMENSIONAL NO BRASIL</b> .....	64
3.1	<b>Introdução</b> .....	64
3.2	<b>Revisão da literatura</b> .....	66
3.2.1	<i>As abordagens monetária e multidimensional da pobreza: aspectos metodológicos</i> .....	67
3.2.2	<i>Os determinantes da pobreza no Brasil</i> .....	69
3.2.3	<i>Evidências empíricas que utilizam o método de regressão multinível</i> .....	73

<b>3.3</b>	<b>Metodologia.....</b>	<b>75</b>
<b>3.3.1</b>	<b><i>Etapa 1: identificação e mensuração da pobreza monetária e multidimensional ..</i></b>	<b>76</b>
3.3.1.1	<i>O método FGT.....</i>	76
3.3.1.2	<i>O método Alkire-Foster (AF) .....</i>	77
<b>3.3.2</b>	<b><i>Etapa 2: estimação dos modelos de regressão.....</i></b>	<b>78</b>
3.3.2.1	<i>O modelo de regressão logística multinível .....</i>	78
3.3.2.2	<i>Dados e variáveis dos modelos de regressão .....</i>	81
<b>3.4</b>	<b>Resultados e discussão.....</b>	<b>82</b>
3.4.1	<i>Distribuição da pobreza entre os estratos geográficos .....</i>	83
3.4.2	<i>Estatísticas descritivas .....</i>	85
3.4.3	<i>Resultados e adequação dos modelos multiníveis .....</i>	87
3.4.4	<i>Características individuais e domiciliares .....</i>	91
3.4.5	<i>Fatores contextuais .....</i>	93
<b>3.4</b>	<b>Considerações finais .....</b>	<b>97</b>
<b>4</b>	<b>UMA NOTA SOBRE FATORES ASSOCIADOS À POBREZA RURAL NO BRASIL .....</b>	<b>99</b>
4.1	<b>Introdução.....</b>	99
4.2	<b>Revisão da literatura .....</b>	101
4.2.1	<i>Fatores associados à pobreza rural no Brasil .....</i>	102
4.2.2	<i>Estudos empíricos sobre pobreza rural no Brasil no período recente.....</i>	105
4.3	<b>Metodologia.....</b>	107
4.3.1	<i>Descrição das variáveis .....</i>	107
4.3.2	<i>O modelo de regressão logística multinível .....</i>	109
4.4	<b>Resultados e discussão.....</b>	110
4.4.1	<i>Estatísticas descritivas .....</i>	110
4.4.2	<i>Resultados e adequação dos modelos multiníveis .....</i>	113
4.4.3	<i>Características individuais e domiciliares .....</i>	115
4.4.4	<i>Fatores contextuais .....</i>	117
4.5	<b>Considerações finais .....</b>	119
<b>5</b>	<b>CONCLUSÃO GERAL .....</b>	<b>121</b>
	<b>REFERÊNCIAS .....</b>	<b>123</b>
	<b>APÊNDICE .....</b>	<b>132</b>

## 1 INTRODUÇÃO GERAL

Apesar dos consideráveis progressos alcançados pela humanidade em relação à pobreza ao longo dos últimos dois séculos, a superação desse grave problema social ainda se mostra um grande desafio em todo o mundo (Ravallion, 2016). De acordo com o Programa das Nações Unidas para o Desenvolvimento (PNUD), atualmente, os obstáculos para a redução da pobreza mundial, em consonância com as metas estabelecidas na Agenda 2030 para o Desenvolvimento Sustentável, especialmente o Objetivo de Desenvolvimento Sustentável (ODS) que trata da erradicação da pobreza em todas as suas formas, são agravados por fatores como desigualdade generalizada, instabilidade política e conflitos armados, emergência climática, os impactos da pandemia de covid-19, crises relacionadas ao custo de vida, entre outros (UNDP, 2023).

A pobreza é um problema social grave, complexo e multifacetado, podendo ser definida, de forma genérica, como a situação na qual as necessidades não são atendidas de forma adequada (Rocha, 2006). Por sua vez, no Relatório do Banco Mundial de 2000 (World Bank, 2000), a pobreza é definida como “a privação pronunciada de bem-estar”.

Nesse sentido, existem diversas maneiras de se mensurar a pobreza. Uma delas considera a insuficiência de renda, visto que os recursos monetários constituem o meio pelo qual as famílias têm acesso aos bens e serviços que proporcionam o seu bem-estar através dos mercados. Nesse caso, classifica-se uma pessoa como pobre quando a renda familiar *per capita* é inferior a um certo limite estabelecido por determinada linha de pobreza. Todavia, é importante ressaltar que a insuficiência de renda é apenas uma das dimensões quando se avalia a questão. Outras privações, como, por exemplo, o desemprego, doenças, o baixo nível de instrução e a exclusão social, também devem ser observadas, dado o caráter multidimensional do fenômeno (Barros; Carvalho; Franco, 2006; Medeiros, 2012; Sen, 2000).

No Brasil, a pobreza continua sendo uma realidade para milhares de pessoas. Sua persistência no país está fortemente relacionada à desigualdade na distribuição de renda, ainda não superada (Rocha, 2006; Souza; Hecksher; Osorio, 2022). Nas décadas de 1970 e 1980, por exemplo, o forte crescimento econômico teve como consequência um aumento substancial da desigualdade de renda, com o índice de Gini passando de 0,56 para 0,59 em 1980. Nesse contexto, a queda da pobreza observada no período ficou aquém do que poderia ter sido alcançado se houvessem melhores condições distributivas (Rocha, 2006).

Os anos de 1980 foram marcados pela alta inflação e pela redução do ritmo do crescimento econômico, com queda do rendimento ao longo do período (-1,5%). A conjugação

desses dois fatores afetou, de forma mais aguda, os mais pobres, tendo como resultado a ausência de avanços significativos na redução da pobreza. O plano de estabilização da economia de 1994 – o Plano Real – promoveu uma melhoria importante do rendimento na base da distribuição, o que levou a uma redução de 1/3 na proporção de pobres. No entanto, não houve significativas alterações na desigualdade dos rendimentos (Rocha, 2006).

Durante a primeira década do século XXI, o Brasil apresentou avanços importantes nos indicadores de pobreza (Rocha, 2013), propiciados por uma conjunção de fatores, como crescimento de renda, aumento do emprego, expansão das transferências da política social, mudanças demográficas, maior escolarização da força de trabalho e valorização real do salário mínimo (Rocha, 2013; Osório, 2019), e acompanhados por um contexto de redução dos níveis de desigualdade de renda (Barros *et al.*, 2007, 2010). Porém, Souza, Hecksher e Osorio (2022) observam que, após 2014, o agravamento da desigualdade pode ter contribuído para um aumento da pobreza em todos os anos até a eclosão da pandemia da covid-19. Já no período pós-pandemia, em especial entre 2022 e 2024, observa-se uma tendência de melhoria do quadro da pobreza e extrema pobreza do país (IBGE, 2024b; Miro; Barreto; França, 2025).

Apesar dos avanços observados nos indicadores de pobreza ao longo dos diferentes períodos, as regiões Norte e Nordeste continuam a apresentar elevados níveis de pobreza, tanto no aspecto monetário quanto em termos multidimensionais (Kageyama; Hoffman, 2006; Neri, 2022; Rocha, 2006; Serra; Maia; Yalonetzky, 2023). Além disso, a pobreza no Brasil possui um caráter heterogêneo, manifestando-se de forma distinta entre municípios, estados e regiões (Silva; Leite, 2017; Silva; Borges; Parré, 2014; Medeiros; Pinho Neto, 2011). Estudos sobre determinantes da pobreza no Brasil ressaltam, ainda, a importância dos aspectos individuais e domiciliares na explicação dessa condição (Balbino; Cruz; Antigo, 2021; Barros; Camargo; Mendonça, 1996; Marcelinho; Cunha, 2024; Mattos; Santos, 2018; Ribas, 2006).

À luz dessas evidências, a questão que emerge sobre a pobreza no Brasil é: em que medida as características da família e do domicílio – como renda, escolaridade, composição familiar, condições de moradia e acesso a serviços básicos – e os fatores contextuais associados à estrutura econômica, ao mercado de trabalho e às condições sociais das diferentes localidades do país explicam a condição de pobreza?

Assim, o objetivo geral desta tese é analisar a pobreza no Brasil a partir de uma abordagem integrada, combinando a construção de um índice de pobreza multidimensional com a investigação dos determinantes individuais, domiciliares e contextuais da pobreza, tanto em perspectiva monetária quanto multidimensional. De um lado, o estudo explora as possibilidades analíticas oferecidas pela metodologia da abordagem multidimensional empregada,

apresentando evidências do período recente; de outro, aplica modelos multiníveis para avaliar como fatores individuais e contextuais estão associados à condição de pobreza monetária e multidimensional.

Partindo da hipótese de que a pobreza, tanto monetária quanto multidimensional, resulta da combinação de características familiares/domiciliares e de fatores contextuais, tais como a composição setorial, as condições do mercado de trabalho e o nível de desenvolvimento social das diferentes localidades do país, com impactos distintos entre áreas rurais e urbanas, esta tese está estruturada em três ensaios, cada um voltado ao atendimento de objetivos específicos.

O primeiro ensaio teve como objetivo específico construir um índice de pobreza multidimensional referente aos anos de 2019 e 2023, fundamentado na metodologia de Alkire e Foster (2011), bem como explorar as ferramentas analíticas disponibilizadas por esse método que vem se difundindo em estudos nacionais e internacionais e entre órgãos oficiais para a avaliação da pobreza multidimensional. Para isso, foram aplicadas diversas técnicas, que abrangeram a seleção criteriosa dos indicadores, testes de robustez do índice, a análise de decomposição por subgrupos e uma avaliação temporal. A principal contribuição desse trabalho consiste no conjunto de resultados obtidos por meio de decomposições por subgrupos e da avaliação temporal, para a compreensão da pobreza multidimensional no cenário brasileiro no período recente.

O segundo ensaio teve como objetivo específico avaliar a condição de pobreza monetária e multidimensional por meio da análise de modelo multinível (hierárquico), relacionando os indicadores de pobreza tanto às características individuais e domiciliares quanto aos fatores contextuais das localidades onde residem as famílias pobres. A principal contribuição desse ensaio foi a incorporação de variáveis agregadas por estratos geográficos como determinantes contextuais, permitindo identificar em que medida o risco de pobreza está associado a diferenças entre essas localidades. Por se tratar de uma abordagem ainda pouco explorada na literatura nacional, o estudo traz uma relevante contribuição para a área, ao oferecer uma leitura mais abrangente da pobreza, que considera simultaneamente fatores individuais e contextuais para a compreensão da pobreza monetária e multidimensional no Brasil.

Por último, o terceiro ensaio consistiu no desdobramento das análises realizadas no segundo ensaio. Constatou-se que a investigação da pobreza no contexto rural exige a consideração de suas especificidades. Desse modo, optou-se pela inclusão de elementos

adicionais ao modelo analítico, relacionados aos fatores individuais das famílias rurais e aos fatores contextuais próprios do meio rural.

Com isso, esta tese contribui para uma compreensão mais abrangente das privações vivenciadas pela população em situação de pobreza no país no período recente, ao considerar as características individuais associadas a essa condição, assim como ao atribuir centralidade analítica aos fatores contextuais nos quais os indivíduos estão inseridos, avançando na identificação dos determinantes desse grave problema social em suas múltiplas dimensões e realidades territoriais.

## **2 DECOMPOSIÇÃO DAS MUDANÇAS NO INDICADOR DE POBREZA MULTIDIMENSIONAL NO BRASIL ENTRE 2019 E 2023**

### **2.1 Introdução**

Tradicionalmente, os estudos sobre pobreza e formulação de políticas públicas no Brasil e no mundo têm se baseado em indicadores de pobreza monetária, abordagem que identifica como pobres aqueles cuja renda esteja abaixo de uma determinada linha de pobreza. No entanto, o consenso atual é de que a pobreza se trata de um fenômeno multidimensional, dado o entendimento de que os pobres sofrem múltiplas privações, que vão além da visão tradicional da insuficiência de renda ou consumo (Feres; Villatoro, 2013; Codes, 2008; Sen, 2000).

Adotando uma perspectiva multidimensional, o relatório do Programa das Nações Unidas para o Desenvolvimento (PNUD) do Global Multidimensional Poverty Index 2023 aponta que, no ano 2023, cerca de 1,1 bilhão de pessoas no mundo se encontravam em situação de pobreza multidimensional, enfrentando privações em educação, saúde e padrão de vida. Em torno de 485 milhões (43,4%) viviam em situação de pobreza extrema, enfrentando entre 50% e 100% de privações. Além disso, cerca de 99 milhões se encontravam em situação de privação em todas as dimensões. A maior incidência de pobreza multidimensional estava concentrada na região da África Subsaariana (UNDP, 2023).

O relatório menciona outros dados preocupantes. Metade dos pobres multidimensionais, ou seja, em torno de 566 milhões de pessoas, são crianças e adolescentes menores de 18 anos, e cerca de 84% de todas as pessoas pobres vivem em áreas rurais. O documento também revela que os países mais pobres tendem a ter tanto a maior incidência quanto a maior intensidade de pobreza. Por outro lado, observou-se uma tendência de redução da pobreza multidimensional: ao menos 25 países reduziram pela metade o valor do índice em menos de 15 anos (UNDP, 2023).

Os estudos no Brasil relatam, de forma geral, que houve progressos em relação à pobreza no país, especialmente a partir dos anos 2000 (Campos, 2015; Neri, 2022; Rocha, 2006; Rocha, 2013). Entre os principais fatores que contribuíram para a melhoria da pobreza, estão os avanços sociais trazidos pela Constituição Federal de 1988, a estabilização econômica com a implantação do Plano Real, a expansão sustentada do mercado de trabalho, a política de valorização do salário mínimo com ajustes sistemáticos acima da inflação e a expansão das transferências de renda assistenciais (Rocha, 2006; Rocha, 2013).

Sobre o período recente, até 2014, o cenário era de queda dos indicadores da pobreza monetária e da extrema pobreza no Brasil. Porém, nos anos seguintes, ocorreram reveses em decorrência da crise econômica e política instaurada em 2014 e, principalmente, devido à deflagração da crise sanitária da covid-19, que provocou oscilações nos indicadores de pobreza entre os anos de 2020 e 2022 (Silva *et al.*, 2024; Souza, Hecksher; Osorio, 2022).

Embora o monitoramento dos indicadores da pobreza monetária no Brasil seja relevante para pesquisadores e formuladores de políticas públicas, o seu maior problema está nas suas limitações. O enfoque no indicador de renda nas análises da pobreza pode ocultar aspectos cruciais das privações enfrentadas pelos pobres, conforme alerta Sen (2001). Portanto, é fundamental adotar e ampliar os estudos com abordagens multidimensionais, para se obter uma análise mais aprofundada do quadro da pobreza no Brasil.

A questão é reforçada pelos números apresentados pelo PNUD sobre a situação da pobreza em 2023. Numa comparação de indicadores de 61 países, observou-se que mais pessoas vivem em pobreza multidimensional em 42 países do que em pobreza monetária extrema, considerando a medida de US\$ 2,15 por dia do Banco Mundial (UNDP, 2023).

No Brasil, tem sido crescente a aplicação da perspectiva multidimensional para a mensuração da pobreza, apesar de o país não dispor de uma medida oficial. Os estudos têm se concentrado na análise dos indicadores e na evolução das privações, dos subgrupos e das regiões de maior incidência da pobreza multidimensional.

Com o intuito de contribuir com a literatura nesse aspecto e fornecer dados atualizados sobre a pobreza multidimensional no Brasil, este ensaio se propõe à construção de um Índice de Pobreza Multidimensional (IPM), com aplicação da metodologia de Alkire e Foster (2011). Realiza-se uma análise da evolução do IPM ( $M_0$ ), da incidência (H), da intensidade (A) e das dimensões e indicadores por subgrupos populacionais entre os anos de 2019 e 2023.

O estudo utiliza informações dos microdados da Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios Contínua (PNADC) e emprega técnicas de robustez para a seleção de indicadores referentes às dimensões Educação e acesso à internet, Padrão de vida e serviços básicos, Emprego e renda, além de validação dos parâmetros do índice, conforme critérios recomendados em Alkire *et al.* (2015). Adicionalmente, aplica-se a metodologia de inferência estatística para a avaliação temporal e realizam-se decomposições de Shapley fundamentadas na proposta de Roche (2013) para analisar as mudanças entre subgrupos e indicadores durante o período.

Este ensaio está organizado em cinco seções, incluindo esta introdução. A segunda seção contempla uma revisão do conceito de pobreza, bem como um levantamento de trabalhos empíricos que utilizaram a perspectiva multidimensional para analisar a pobreza no Brasil. Na terceira parte, detalha-se a metodologia empregada no desenvolvimento da pesquisa. Em seguida, a quarta seção expõe e discute os resultados obtidos, com ênfase às decomposições do índice de pobreza multidimensional. Por fim, a quinta seção apresenta as considerações finais.

## **2.2 Revisão da literatura**

Nesta seção, apresenta-se uma breve revisão da literatura, destacando-se as principais abordagens conceituais da pobreza. Inicialmente, são discutidas as perspectivas da subsistência, das necessidades básicas, da pobreza como privação relativa e da pobreza como privação de capacidades, situando, em seguida, a abordagem multidimensional no debate teórico. Na sequência, realiza-se uma revisão de estudos empíricos recentes que investigam a pobreza multidimensional no Brasil.

### ***2.2.1 O conceito de pobreza***

A pobreza é uma situação que gera impotência àqueles que se encontram nessa condição. A escolaridade, a saúde, a expectativa de vida e a capacidade produtiva dos pobres são severamente afetadas. Os prejuízos também se estendem aos aspectos econômicos, políticos e sociais, impactando, dessa forma, a liberdade, o potencial humano e a perspectiva de melhoria de vida dessas pessoas (Ravallion, 2016).

Não há um consenso quanto ao seu conceito. Na literatura, verificam-se ao menos doze sentidos distintos (Spicker, 1999). A trajetória do pensamento científico sobre o tema seguiu diferentes perspectivas, destacando-se, entre as principais, a da subsistência, a das necessidades básicas, a da pobreza como privação relativa, a da pobreza como privação de capacidades e, finalmente, a multidimensional (Codes, 2008).

Na primeira perspectiva, a definição de pobreza pela abordagem da subsistência compreende o fenômeno com base no critério da renda mínima necessária para a sobrevivência física do indivíduo, relacionando-se, neste caso, à noção de pobreza absoluta. A principal crítica a essa abordagem reside no fato de desconsiderar as necessidades sociais como parte das necessidades humanas, centrando-se apenas nas necessidades físicas, tais como alimentação, moradia e vestuário. Além disso, medir a quantidade e o custo dos alimentos consumidos – itens

essenciais para a sobrevivência dos indivíduos – depende das relações sociais e dos costumes alimentares observados em cada sociedade. Dessa forma, qualquer cálculo do mínimo necessário para a sobrevivência se torna uma tarefa problemática nessa perspectiva conceitual (Codes, 2008; Townsend, 1993).

No que tange à perspectiva da formulação das necessidades básicas, esta passou a incorporar uma ampla gama de necessidades humanas, como alimentação, educação, saneamento, habitação, entre outras, que precisariam atingir patamares mínimos de satisfação. Assim, a pobreza passou a ser compreendida como um fenômeno que envolve diferentes tipos de carências inter-relacionadas (Rocha, 2006). No que se refere à sua aplicação, o enfoque ganhou destaque em estudos latino-americanos nos anos de 1980, com a metodologia das Necessidades Básicas Insatisfeitas (NBI) (Feres; Mancero, 2001).

De acordo com Codes (2008), a compreensão da pobreza por essa abordagem mostrou-se uma clara ampliação do conceito de subsistência. No entanto, apesar do reconhecimento de que as necessidades humanas transcendem os aspectos individuais e familiares de sobrevivência física e eficiência, o problema central consiste na definição de critérios aceitáveis para o atendimento das necessidades básicas nos diferentes contextos.

Outro ponto a ser destacado é que, na abordagem das necessidades básicas, a pobreza e a privação das minorias étnicas, das mulheres, dos idosos, das crianças e das pessoas com deficiência não foram adequadamente consideradas, evidenciando, portanto, a limitação dessa perspectiva em delimitar as necessidades básicas, uma vez que estas dependem do estágio de desenvolvimento e funcionamento das sociedades, conforme pontua Townsend (1993).

Já na perspectiva da privação relativa, o fenômeno da pobreza passa a ser entendido como um conjunto de carências que levam em consideração o contexto social, ou seja, o padrão de vida e a maneira como as diferentes necessidades são satisfeitas em uma dada sociedade (Codes, 2008). Na definição feita por Townsend (1993), as pessoas estão em situação de pobreza se lhes faltam recursos ou se estes são insuficientes para terem acesso às condições de vida – alimentação adequada, conforto e serviços – que lhes permitam desempenhar papéis, participar das relações sociais e seguir o comportamento que é esperado em dada sociedade. Dessa forma, as pessoas podem ser privadas em qualquer uma ou em todas as principais esferas da vida, seja no trabalho, em casa, na vizinhança, na família, enfim, no desempenho de uma variedade de papéis para o cumprimento das suas obrigações sociais.

Essa definição tornou-se dominante no discurso a respeito da pobreza relativa, que se estrutura em dois elementos principais: o primeiro parte da premissa de que a pobreza é socialmente definida, e o segundo considera o uso de métodos comparativos para a

determinação do fenômeno em relação a indivíduos não pobres na sociedade, incorporando, assim, a noção de desigualdade nas análises e estudos sobre a questão (Spicker; Leguizamón; Gordon, 2007).

Por sua vez, o desdobramento do conceito de pobreza como privação de capacidades surgiu a partir das contribuições do economista indiano Amartya Sen. O ponto central da discussão de Sen (2000) está na sua visão de desenvolvimento como expansão das liberdades substantivas, que podem ser expressas como liberdades políticas e civis (liberdade de expressão e eleições livres), econômicas (participação no comércio e na produção) e sociais (acesso à educação e saúde), de forma que as pessoas concebam o modo de vida que valorizam.

Adicionalmente, as liberdades substantivas são importantes na medida em que se relacionam com as capacidades básicas que proporcionam ao indivíduo condições de evitar privações como a fome, a subnutrição, a morte prematura, entre outras. Dessa forma, a pobreza é vista como a privação de capacidades básicas. Além disso, Sen (2000) adverte que a inadequação da renda manifesta-se como uma das causas dessas privações, não sendo, todavia, a única forma para se abordar o fenômeno.

Embora Sen (2001) destaque a relevância da literatura anterior sobre necessidades básicas e os estudos sobre qualidade de vida, pelo foco dado às privações de bens e serviços essenciais à vida humana, o autor considera que a melhor forma de se analisar a pobreza é aquela que se orienta pela deficiência de capacidades, em vez de se concentrar nas necessidades básicas de mercadorias especificadas.

No entendimento de Codes (2008), a evolução conceitual da pobreza não implica que formulações antigas tenham sido superadas pelas atuais; pelo contrário, é possível perceber uma relação de complementação e coexistência entre elas. Observa-se que a pobreza passou a ser entendida com um fenômeno social complexo, que se refere a diversos tipos de privações, tanto nos aspectos materiais de bem-estar como nas oportunidades disponíveis aos indivíduos. Dessa forma, no debate atual, é enfatizada a ideia de que a pobreza é um fenômeno multidimensional, devendo ser percebida a partir de múltiplos fatores e associada a diversas causas.

### ***2.2.2 Estudos empíricos sobre a pobreza multidimensional no Brasil***

No cenário brasileiro, variados métodos já foram utilizados para mensurar a pobreza multidimensional. As pesquisas mais recentes, no entanto, têm priorizado a aplicação do método Alkire-Foster (AF) nas análises. Contudo, independentemente da metodologia

empregada, de forma geral, os estudos apontam para a redução da pobreza multidimensional no país. Porém, assim como constatado em estudos de abordagem unidimensional, as pesquisas revelam a persistência da pobreza, especialmente nos estados das regiões Norte e Nordeste, e uma maior incidência da pobreza multidimensional nas áreas rurais.

Barros, Carvalho e Franco (2006) propuseram um indicador sintético de pobreza semelhante ao Índice de Pobreza Humana (IPH), mas calculado para cada família a partir de estatísticas domiciliares disponíveis, como a Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios (PNAD). O índice foi construído com seis dimensões, 26 componentes e 48 indicadores, e aplicado à análise da pobreza no período de 1993 a 2003. Os resultados indicaram uma redução da pobreza multidimensional durante o período, com destaque para as dimensões Acesso ao conhecimento, Desenvolvimento infantil e Condições habitacionais.

Fahel, Teles e Caminhas (2016) realizaram um estudo baseado nos dados da PNAD de 2002, 2007, 2012 e 2013 para estimar a pobreza multidimensional no Brasil. Os resultados da pesquisa revelaram que, entre os anos de 2002 e 2013, houve acentuada redução da pobreza multidimensional no país. Essa redução reflete uma melhoria em todos os indicadores analisados, com destaque para o indicador referente aos anos de escolaridade. Os estados que apresentaram os maiores índices de pobreza multidimensional em todo o período foram Maranhão e Piauí, contudo também foram aqueles que apresentaram quedas mais acentuadas da pobreza.

Silva *et al.* (2017) utilizaram os dados da PNAD de 2009 a 2015 para realizar uma análise multidimensional da pobreza. Os resultados mostraram que houve redução da proporção de pobres, que passou de 22,5% em 2009 para 20,9% em 2015. Observou-se também que a população não branca apresentou o maior nível de pobreza multidimensional. Além disso, os maiores percentuais de pobres foram registrados nas áreas rurais e nas regiões Norte e Nordeste.

Serra (2017) estimou um índice de pobreza multidimensional a partir de microdados dos censos demográficos de 2000 e 2010 e realizou análises com aplicação da Análise Exploratória de Dados Espaciais (AEDE) e do modelo de regressão espacial. Os resultados apresentaram queda em todas as medidas de pobreza multidimensional calculadas para o Brasil (IPM, incidência e intensidade) e em todos os tipos de microrregião (urbana, intermediária e rural). Comparativamente à intensidade, a incidência de pobreza teve uma maior redução. Além disso, a pobreza multidimensional se mostrou mais evidente nas áreas rurais e nos municípios das regiões Norte e Nordeste. Os resultados também sugeriram que os setores agropecuário e de serviços foram significativos para a redução da pobreza nas microrregiões rurais e intermediárias.

O trabalho de Silva, Bruno e Silva (2020) utilizou as informações da PNAD para o período de 2004 a 2015. Os resultados indicaram uma redução da incidência da pobreza multidimensional no Brasil, porém, em termos absolutos, houve um aumento de 9 milhões de pessoas vulneráveis à pobreza multidimensional. No aspecto regional, os resultados sugeriram que houve redução da incidência da pobreza em todas as regiões, embora a população vulnerável à pobreza multidimensional tenha aumentado nas regiões Norte e Nordeste.

O estudo de Portela *et al.* (2019), com base nos microdados da PNADC de 2017, mostra que cerca de 17,85% e 3,61% da população brasileira enfrentavam a condição de pobreza e extrema pobreza multidimensional, respectivamente. A população não branca estava mais sujeita à pobreza extrema e à pobreza multidimensional, sendo que a maior incidência se concentrava nas regiões Norte e Nordeste, com destaque para Maranhão e Alagoas.

Marcelino e Cunha (2023) investigaram os indicadores de pobreza unidimensional e multidimensional em áreas rurais e urbanas utilizando dados da PNADC de 2019. O estudo aplicou o modelo logit para fazer as estimativas da pobreza multidimensional e unidimensional, e constatou que a pobreza é mais intensa no meio rural em ambas as abordagens. Os resultados das estimativas indicaram que as chances de pobreza multidimensional aumentam em domicílios com chefes não brancos, mais jovens, não casados, desempregados, menos escolarizados e das regiões Norte e Nordeste. Domicílios chefiados por mulheres tiveram menores chances de pobreza multidimensional, diferentemente da abordagem unidimensional, em que elas aparecem com maiores chances.

Serra, Maia e Yalonetzky (2023) elaboraram um índice de pobreza multidimensional com dados da PNADC de 2019, empregando a metodologia AF e a identificação em Dois Estágios sugerida por Permanyer. Os dois métodos foram utilizados para examinar a pobreza multidimensional no Brasil e realizar comparações com a métrica de pobreza monetária, além de subsidiarem a elaboração de mapas de pobreza e a análise dos resultados segundo características selecionadas, que incluíram sexo, grupo de idade, cor ou raça, entre outras. No estudo, estimou-se que cerca de 26,2% da população seria considerada pobre pela dimensão multidimensional conforme o método AF, enquanto 24,4% da população seria considerada pobre pela dimensão multidimensional segundo o método de Dois Estágios.

### **2.3 Metodologia**

O estudo foi conduzido em duas etapas. A primeira teve como objetivo a construção do índice de pobreza multidimensional do Brasil referente aos anos de 2019 e 2023, com base

na metodologia AF (2011), incluindo procedimentos para a seleção dos indicadores e a realização de testes de robustez dos parâmetros definidos. Na segunda etapa, analisaram-se as variações do índice de pobreza multidimensional no período, com a utilização de métodos de inferência estatística para examinar a direção das mudanças e a aplicação de decomposições de Shapley para uma análise segmentada por subgrupos, pelos componentes de incidência e intensidade, além dos indicadores que compõem o índice.

### **2.3.1 Parte 1: criação do índice de pobreza multidimensional pelo método Alkire-Foster (AF)**

Esta subseção descreve os procedimentos metodológicos empregados na construção do índice de pobreza multidimensional fundamentado no método Alkire-Foster (AF). Apresentam-se também os critérios utilizados para a seleção das dimensões e dos indicadores que compõem o índice, bem como os testes de robustez realizados.

#### **2.3.1.1 O método Alkire-Foster (AF)**

A metodologia fundamentou-se na aplicação do método Alkire-Foster (2011), conhecido como método AF. Esse método prevê duas etapas principais para a construção do índice de pobreza multidimensional: a primeira é a etapa de identificação dos pobres, em que é realizado um procedimento de contagem de “corte duplo”, sendo um corte dentro de cada dimensão, para determinar se um indivíduo é privado nessa dimensão, e um corte de pobreza que considera todas as privações; a segunda é a etapa da agregação, que consiste em reunir as informações individualizadas dos pobres no índice de pobreza multidimensional (Alkire; Foster, 2011; Alkire *et al.*, 2015).

Inicialmente, o procedimento ocorre pela etapa da identificação. Primeiramente, seleciona-se o conjunto de dimensões e indicadores que serão considerados na medida multidimensional. O nível de realização de cada indivíduo (ou domicílio) em cada dimensão incluída na medida pode ser representado por uma matriz de realização. Dessa forma, suponha o conjunto de dados individuais de uma amostra de  $n$  indivíduos indexados por  $i = 1, \dots, n$  e  $d$  dimensões, indexadas por  $j = 1, \dots, d$ . Cada elemento  $x_{ij}$  representa a realização do indivíduo  $i$  na dimensão  $j$ . A matriz é dada por:

$$X = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1d} \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2d} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{n1} & x_{n2} & \cdots & x_{nd} \end{bmatrix}$$

Em seguida, são definidas linhas de privação para cada dimensão. Define-se, então, um vetor de dimensão  $d$  com “linhas de corte” para cada dimensão, de forma que  $z = [z_1, \dots, z_d]$ .

A identificação de um indivíduo como privado é dada pela comparação da realização do indivíduo  $i$  na dimensão  $j$ , dada por  $x_{ij}$ , com a respectiva linha de privação da dimensão  $j$ . Assim, para cada dimensão, define-se um indicador binário da seguinte forma:

$$g_{ij}^0 = \begin{cases} 0, & \text{se } x_{ij} \geq z_j \\ 1, & \text{se } x_{ij} < z_j \end{cases}$$

Esse indicador sinaliza se o indivíduo  $i$  é privado na dimensão  $j$ , o que ocorre caso  $x_{ij} < z_j$ , sendo sinalizado por  $g_{ij}^0 = 1$ . A partir daí, pode-se formatar uma matriz de privação, dada da seguinte forma:

$$g^0 = \begin{bmatrix} g_{11}^0 & g_{12}^0 & \dots & g_{1d}^0 \\ g_{21}^0 & g_{22}^0 & \dots & g_{2d}^0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ g_{n1}^0 & g_{n2}^0 & \dots & g_{nd}^0 \end{bmatrix}$$

Cada linha da matriz representa um vetor de privações para cada indivíduo  $i$ . Em seguida, considerando-se a inclusão de diferentes dimensões, torna-se necessária também a atribuição de um peso para cada dimensão, com base em sua importância ou prioridade relativa. O peso relativo atribuído à dimensão  $j$  é dado por  $w_j$ , tal que  $w_j > 0$  para todo  $j = 1, \dots, d$ . Formalmente,  $w = [w_1, \dots, w_d]$ . Dado o caráter relativo dos pesos, temos que  $\sum_{j=1}^d w_j = 1$ .

A privação em cada uma das  $d$  dimensões pode não ter a mesma importância relativa. Assim, um vetor  $w = (w_1, \dots, w_d)$  de pesos ou valores de privação é utilizado para indicar a importância relativa de uma privação em cada dimensão.

A partir da matriz de privações e dos vetores de privações individuais, define-se o escore de privação, dado por  $c_i = \sum_{j=1}^d w_j g_{ij}^0$ .

O escore de privação  $c_i$  representa uma soma ponderada das privações do indivíduo  $i$ . O escore aumenta à medida que o número de privações que um indivíduo enfrenta aumenta, atingindo seu máximo quando o indivíduo está privado em todas as dimensões. Um indivíduo que não está privado em nenhuma dimensão tem um escore de privação igual a 0.

Um indivíduo privado em qualquer dimensão particular pode não necessariamente ser considerado pobre. Portanto, dado o escore de privação  $c_i$ , deve-se definir quem será pobre ou não. Assim, dá-se a segunda “linha de corte” ou linha de corte de pobreza denotada por  $k$ .

O indivíduo será considerado pobre se  $c_i \geq k$ , e a função de identificação sinalizará  $\rho_k(x_i, z) = 1$ . Caso  $c_i < k$ , a unidade é assinalada como não pobre e a função resultante em  $\rho_k(x_i, z) = 0$ .

Dessa forma, a função de identificação é dada por:

$$\rho_k(x_i, z) = \begin{cases} 0, & \text{se } c_i < k \\ 1, & \text{se } c_i \geq k \end{cases}$$

Finalizada a fase de identificação, segue-se para a etapa de agregação. Primeiramente, constrói-se a matriz de privação censurada, denotada por  $g^0(k)$ , cujo objetivo é censurar as privações de pessoas que não são pobres. Cada elemento de  $g^0(k)$  é obtido multiplicando-se o elemento correspondente em  $g^0$  pela função de identificação  $(x_i; z)$ . Formalmente,  $g_{ij}^0(k) = g_{ij}^0 \times \rho_k(x_i; z)$  para todo  $i$  e para todo  $j$ . Se a pessoa  $i$  é pobre e, portanto,  $\rho_k(x_i; z) = 1$ , mantêm-se as informações de privação de todas as dimensões dessa pessoa. Se a pessoa  $i$  não é pobre,  $\rho_k(x_i; z) = 0$ , atribui-se valor 0 para as privações em todas as dimensões. Da matriz de privação censurada, obtém-se o escore de privação censurado da pessoa  $i$ , denotado por  $c_i(k)$ , que pode ser obtido como  $c_i(k) = \sum_{j=1}^d w_j g_{ij}^0(k)$ .

A estratégia de agregação pelo método AF pode ser realizada, inicialmente, calculando-se a proporção de indivíduos na população que foram identificados como pobres multidimensionais. Dessa forma, calcula-se a incidência da pobreza multidimensional,  $H$ , formalmente:

$$H = \frac{q}{n} \quad [1]$$

onde  $q$  é o número de indivíduos identificados como pobres multidimensionais e  $n$  é o total da população.

Em seguida, calcula-se a intensidade da pobreza  $A$ , que representa a média do escore de privação censurado entre os pobres, definido por

$$A = \sum_{i=1}^n c_i(k)/q \quad [2]$$

A etapa de agregação do método AF baseia-se na classe Foster, Greer e Thorbecke (FGT) de medidas de pobreza unidimensionais. Assim, calcula-se a incidência de pobreza ajustada  $M_0$  com base nos escores de privação censurados  $c_i$ :

$$M_0 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n c_i(k) \quad [3]$$

Uma segunda forma de calcular o  $M_0$  é a partir do produto dos dois índices parciais anteriores,  $H$  (incidência da pobreza multidimensional) e  $A$  (intensidade da pobreza multidimensional), de forma que  $M_0 = H \times A$ . A incidência de pobreza ajustada ( $M_0$ ) representa o índice de pobreza multidimensional propriamente dito.

### *2.3.1.2 Dimensões, indicadores, pesos e limites de privação da pobreza multidimensional*

De acordo com a United Nations Development Programme e a Oxford Poverty and Human Development Initiative (UNDP; OPHI, 2019), a escolha das dimensões e dos indicadores é uma etapa importante para a construção da medida de pobreza multidimensional. As dimensões consistem em agrupamentos conceituais de indicadores que exercem a função de capturar as múltiplas privações, com a finalidade de mensurar a pobreza. Não há uma regra única para essa seleção, porém Roche (2013) ressalta que as dimensões devem apresentar caráter teórico-metodológico.

Não existe um consenso na literatura sobre as dimensões que caracterizam a pobreza (Barros; Carvalho; Franco, 2006). Portanto, nesta etapa da pesquisa, foram analisados as dimensões e os indicadores já presentes em estudos nacionais e em índices oficiais que adotam o método AF. Educação, Saúde e Padrão de vida são dimensões frequentemente utilizadas na construção de índices de pobreza multidimensional, conforme apresentado no Quadro 1.

A dimensão Educação geralmente abrange os indicadores de frequência escolar, anos de escolaridade e atraso escolar. Na dimensão Moradia, padrão de vida e serviços básicos, os indicadores correspondem às condições adequadas de construção da moradia, ao acesso a serviços básicos (como água potável, eletricidade e saneamento básico) e à propriedade de ativos (como geladeira, TV, rádio, computador etc.) (UNDP; OPHI, 2019). Essas dimensões estão consolidadas em estudos sobre pobreza multidimensional no Brasil que se fundamentam no método AF, como os realizados por Fahel, Teles e Caminhas (2016), Marcelino e Cunha (2024), Serra (2017) e Serra, Maia e Yalonetzky (2023).

Quadro 1 – Dimensões que compõem os índices oficiais de pobreza multidimensional

Dimensão	Global MPI	LAC-MPI	Arab MPI	Andhra Pradesh	Armênia	Butão	Chile	Colômbia	Costa Rica	Rep. Dominicana	Equador	El Salvador	Honduras	México	Moçambique	Nepal	Nigéria	Panamá	Paquistão	Ruanda	Vietnã	
Educação	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X
Moradia, padrão de vida e serviços básicos	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X
Saúde	X		X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	
Trabalho e proteção social		X			X		X	X	X	X	X	X	X	X				X		X		
Meio ambiente							X			X		X						X				
Exclusão digital, redes e coesão social							X			X		X										
Condições da criança e do jovem								X														

Fonte: Elaborado com base em UNDP e OPHI (2019).

Na dimensão Saúde, os indicadores mais utilizados são os que dizem respeito a mortalidade infantil, segurança alimentar, nutrição e acesso a serviços de saúde (UNDP; OPHI, 2019). No entanto, na mensuração dessa dimensão para o Brasil, o grande desafio refere-se à disponibilidade dos dados, visto que o método AF requer uma única fonte de microdados e, em geral, as informações das principais dimensões da pobreza (saúde, educação, renda, padrão de vida) não estão presentes em uma única pesquisa amostral ou censo demográfico (Serra, 2017).

Alguns estudos nacionais integraram a essa dimensão indicadores de serviços de saneamento básico, como é o caso das pesquisas de Marcelino e Cunha (2024) e Vieira, Kuhn e Marin (2017). Já o estudo de Fabel, Teles e Caminhas (2016) considerou apenas um indicador (referente à mortalidade infantil), o que gera implicações na atribuição de pesos à dimensão e leva à superestimação da pobreza em subpopulações, atribuindo-se, neste caso, mais relevância aos estágios iniciais do ciclo de vida, como ressaltam Feres e Villatoro (2013).

A dimensão Trabalho e proteção social está presente, especialmente, em medidas oficiais de pobreza multidimensional dos países da América Latina, abrangendo indicadores de participação no mercado de trabalho, desemprego ou subemprego e inscrição na seguridade social (UNDP; OPHI, 2019). O trabalho desenvolvido por Santos e Villatoro (2016), que constrói um IPM para 17 países da América Latina, incluindo o Brasil, considera os indicadores de emprego/desemprego e o indicador de proteção social referente à previdência social e contribuição ao seguro de saúde.

Já as demais dimensões, como Meio ambiente, Exclusão digital, redes e coesão social e Condições da criança e do jovem, são menos frequentes na literatura e em medidas oficiais. A dimensão Meio ambiente contempla indicadores relacionados à exposição a riscos ambientais e à proximidade com zonas contaminadas. Por sua vez, a dimensão Exclusão digital, redes e coesão social agrega indicadores de exclusão digital, apoio e participação social, discriminação e segurança.

A dimensão Condições da criança e do jovem está presente na medida de pobreza multidimensional da Colômbia, englobando ausência escolar, atraso escolar, barreiras de acesso a serviços de cuidado à primeira infância e trabalho infantil como indicadores (Angulo Salazar; Díaz Cuervo; Pardo Pinzón, 2011; UNDP; OPHI, 2019).

Existe uma controvérsia sobre a inclusão de medida monetária em índices de pobreza multidimensional. Segundo a UNDP e OPHI (2019), indicadores de renda tendem a capturar flutuações cíclicas particularmente relacionadas ao mercado de trabalho, enquanto indicadores não monetários refletem privações menos voláteis, como moradia precária, falta de acesso a serviços básicos e limitações educacionais.

Apesar disso, alguns países optam por integrar o indicador de renda nas suas medidas de pobreza multidimensional, como é o caso do México, Armênia e Equador. O México inclui o indicador monetário, pois um dos seus objetivos é a redução da privação de renda. A Armênia utiliza o indicador como uma *proxy* da segurança alimentar. Já o Equador considera a renda para compensar a falta de informações sobre saúde (UNDP; OPHI, 2019).

O Banco Mundial também inclui um indicador monetário junto com as dimensões não monetárias na sua medida de pobreza multidimensional. Sobre a métrica monetária, este considera que a renda e o consumo são fundamentais para o bem-estar individual, pois permitem o acesso a múltiplos bens e serviços essenciais, como alimentação, vestuário e moradia (World Bank, 2018).

No caso dos estudos que utilizam o método AF para mensurar a pobreza multidimensional no Brasil, o indicador monetário não é muito utilizado. Serra, Maia e Yalonetzky (2023) optaram, por exemplo, por analisar o indicador monetário e a medida de pobreza multidimensional de forma separada, ressaltando que os índices baseados apenas em medidas não monetárias são mais estáveis e expressam características estruturais.

Diante dessas considerações, a proposta para o presente estudo consistiu na construção do Índice de Pobreza Multidimensional (IPM), estruturado em três dimensões: Educação e acesso à internet, Padrão de vida e serviços básicos, e Emprego e renda. As

dimensões sobre saúde e meio ambiente não foram incluídas em razão das limitações na disponibilidade de dados.

Para contemplar as privações associadas à exclusão digital, que impactam o acesso ao conhecimento e à integração ao mundo digital, optou-se por incorporá-las à dimensão de Educação, conforme proposto por Serra, Maia e Yalonetzky (2023). Já as condições de desenvolvimento das crianças e jovens estão representadas pelos indicadores educacionais de frequência e atraso escolar.

Neste estudo, optou-se pela inclusão de um indicador monetário de extrema pobreza, por este estar vinculado à meta 1.1 dos Objetivos de Desenvolvimento Sustentável das Nações Unidas (erradicação da extrema pobreza) e por captar, de forma indireta, privações em bens e serviços essenciais (alimentação, vestuário e outros), visto que privações dessa natureza não estão contempladas nos demais indicadores.

A definição dos pesos é uma questão controversa na literatura, como salientam Serra, Maia e Yalonetzky (2023), sendo objeto de debates, como os de Nájera Cátalan e Gordon (2019) e de Santos e Villatoro (2019). Porém, os estudos e índices oficiais que estimam a pobreza multidimensional pelo método AF geralmente utilizam pesos aninhados, estabelecendo pesos iguais entre as dimensões e entre os indicadores dentro de cada dimensão. No índice proposto, cada dimensão recebeu um peso igual a 1/3 e os indicadores receberam pesos iguais de acordo com a composição das dimensões. Os indicadores foram extraídos a partir dos domicílios, portanto os pobres foram identificados primeiramente de acordo com as privações presentes em nível domiciliar. Um domicílio é considerado pobre se o seu conjunto de privações ( $c_i$ ) é equivalente ou superior a  $k = 33\%$  (Alkire; Santos, 2013; Alkire *et al.*, 2015).

O Quadro 2 apresenta a relação dos indicadores que compõem cada dimensão, incluindo os critérios de identificação das privações em nível domiciliar, os respectivos pesos, as referências bibliográficas e os índices oficiais de países latino-americanos que fundamentaram a seleção.

Quadro 2 – Descrição das dimensões, indicadores e pesos do índice de pobreza multidimensional para o Brasil

(continua)

Dimensão	Indicadores	Privações	Pesos	Referência	
				Autores	Índices oficiais
Educação e acesso à internet	Frequência e atraso escolar	Domicílio onde há pelo menos uma criança ou adolescente de 5 a 17 anos que não frequenta a escola; ou presença de pelo menos uma criança ou adolescente de 9 a 17 anos que frequenta a escola com dois anos de atraso ou mais em relação ao seu nível de escolaridade para a idade*.	1/9	Alkire e Santos (2013); Fabel, Teles e Caminhas (2016); Santos e Villatoro (2016); Serra (2017); UNICEF (2025)	Chile, Colômbia
	Anos de estudo	Domicílio em que pelo menos um membro adulto (maior de 18 anos) não concluiu ao menos o Ensino Fundamental.	1/9	Alkire e Santos (2013); Serra (2017)	Chile, Colômbia
	Tecnologia da Informação e Comunicação (TIC)	Domicílio sem acesso à internet.	1/9	Serra, Maia e Yalonzky (2023)	
Padrão de vida e serviços básicos	Materiais da moradia	Paredes construídas com material não durável: taipa sem revestimento, madeira aproveitada (como tapumes ou madeira retirada de <i>pallets</i> ) ou outro material; ou cobertura de zinco, alumínio, chapa metálica ou outro material diferente de telha, laje de concreto ou madeira apropriada para construção; ou piso de terra.	1/15	Serra, Maia e Yalonzky (2023)	Chile, México
	Densidade morador/dormitório	Domicílio que possui três moradores ou mais por dormitório.	1/15	Barros, Carvalho e Franco (2006); Santos e Villatoro (2016); Marcelino e Cunha (2024); Serra (2017)	Chile, Colômbia
	Saneamento básico	Em áreas urbanas: domicílio que não tenha esgotamento ou fossa ligada à rede geral de coleta; em áreas rurais: domicílio que não tenha esgotamento ligado à rede ou não tenha fossa séptica.	1/15	Santos e Villatoro (2016)	Chile
	Acesso à água	Domicílio que não tenha água encanada em pelo menos um cômodo ou em que a água não provenha de rede geral de distribuição ou poço (profundo ou artesiano).	1/15	Fabel, Teles e Caminhas (2016); Marcelino e Cunha (2024)	Chile, México
	Destinação do lixo	Ausência de coleta de lixo de forma direta ou indireta (em caçamba do serviço de limpeza)	1/15	Serra, Maia e Yalonzky (2023)	

(conclusão)

Dimensão	Indicadores	Privações	Pesos	Referência	
				Autores	Índices oficiais
Emprego e renda	Desemprego ou inatividade	Domicílio no qual mais da metade dos adultos em idade ativa (entre 25 e 65 anos) está fora da força de trabalho ou desempregada.	1/6	Barros, Carvalho e Franco (2006)	Chile, Colômbia
	Insuficiência de renda	Domicílio com renda domiciliar <i>per capita</i> menor do que a linha internacional de pobreza extrema do Banco Mundial (US\$ 2,15/dia PPC 2017 $\approx$ aprox. R\$ 209,00/mês).	1/6	World Bank (2018)	

Fonte: Elaborado pela autora.

\*A partir da promulgação da Emenda Constitucional nº 59/2009, a educação básica no Brasil tornou-se obrigatória dos 4 aos 17 anos de idade. Em razão da disponibilidade dos dados de educação, foram consideradas as crianças com idade igual ou superior a 5 anos. De acordo com a Lei de Diretrizes e Bases da Educação (LDB, 2017), a educação básica organiza-se em pré-escola (para crianças de 4 a 5 anos de idade), Ensino Fundamental obrigatório (dos 6 aos 14 anos de idade – 9 anos de duração) e Ensino Médio (mínimo de 3 anos).

Em um primeiro momento, foram analisados 14 indicadores para a composição do índice, conforme detalhado na seção 2.4.1. A escolha definitiva levou em conta os resultados da análise de redundância, enquanto a definição dos parâmetros foi validada por meio de testes de robustez que consideraram pesos variados das dimensões e diferentes limites de privação. Todos os procedimentos prévios adotados encontram-se descritos nas subseções 2.3.1.3, 2.3.1.4 e 2.3.1.5, e os resultados estão disponíveis nas seções 2.4.1 e 2.4.2.

### 2.3.1.3 Análise de redundância

Antes de se calcular o índice de pobreza multidimensional, seguiu-se a recomendação de Alkire *et al.* (2015) de examinar as relações entre os indicadores selecionados, visando identificar possíveis redundâncias entre pares de indicadores por meio da medida de redundância ou sobreposição ( $R^0$ ), definida como:

$$R^0 = \frac{p_{11}^{jj'}}{\min(p_{+1}^{j'}, p_{1+}^j)} \quad 0 \leq R^0 \leq 1$$

A medida se baseia em tabelas de contingência, onde  $p_{11}^{jj'}$  é a porcentagem de pessoas simultaneamente privadas em quaisquer dois indicadores  $j$  e  $j'$ , de modo que  $p_{10}^{jj'}$  representa a porcentagem de pessoas privadas apenas no indicador  $j$ , e  $p_{01}^{jj'}$  corresponde à porcentagem de pessoas privadas apenas no indicador  $j'$ . As distribuições marginais são definidas por  $p_{+1}^{j'}$  e  $p_{1+}^j$ , de modo que estas representam as taxas marginais não censuradas ou censuradas<sup>1</sup>.

Dessa forma, a medida  $R^0$  indica o número de pessoas privadas em ambos os indicadores como uma proporção da menor taxa de privação entre os indicadores. Essa medida está limitada ao intervalo  $0 \leq R^0 \leq 1$ , de forma que, se  $R^0 = 0$ , então não há sobreposição, ou seja, nenhuma pessoa privada em um indicador é privada no outro; e, se  $R^0 = 1$ , todas as pessoas privadas no indicador com a menor taxa de privação também são privadas no outro indicador.

### 2.3.1.4 Análise de robustez de classificação

---

<sup>1</sup> Mais detalhes sobre as taxas de privação não censuradas e censuradas podem ser obtidos na seção 2.4.3.

A análise de robustez foi realizada por meio da aplicação dos coeficientes de correlação de Spearman e Tau-b de Kendall para diferentes combinações de pesos das dimensões e diferentes limites de privação, seguindo os critérios de Alkire *et al.* (2015) e UNDP e OPHI (2019). O objetivo foi verificar a consistência das estimativas do índice, com base nas classificações das Unidades da Federação (UFs) a partir de diferentes parâmetros.

Suponha que o conjunto de classificações entre  $m$  subgrupos populacionais, que, no caso, são as UFs, seja denotado por  $r = (r_1, r_2, \dots, r_m)$ , onde  $r_l$  é a classificação atribuída ao subgrupo  $l$ . Os subgrupos são ordenados segundo o índice de pobreza multidimensional, representado pela incidência de pobreza ajustada  $M_0$ . O conjunto de postos para uma especificação alternativa de parâmetros é denotado por  $r'$ , onde  $r'_l$  é o posto atribuído ao subgrupo  $l$ . O coeficiente de correlação de postos de Spearman pode ser expresso como:

$$R^\rho = 1 - \frac{6 \sum_{l=1}^m (r_l - r'_l)^2}{m(m^2 - 1)}$$

De acordo com Favero e Belfiore (2017), o coeficiente de Spearman varia entre -1 e 1. Se  $R^\rho = 1$ , todos os postos são iguais para  $r_l$  e  $r'_l$ , ou seja, existe uma associação positiva perfeita. Se  $R^\rho = -1$ , há uma associação negativa perfeita. Quando  $R^\rho = 0$ , não há associação entre as variáveis  $r_l$  e  $r'_l$ .

O coeficiente de correlação de Kendall baseia-se no número de pares concordantes e discordantes. Conforme Alkire *et al.* (2015), ao se considerar a classificação dos subgrupos ( $l$ ), um par ( $l, l'$ ) é concordante se as comparações entre as ordenações da especificação inicial e da alternativa forem as mesmas, ou seja,  $r_l > r_{l'}$  e  $r'_l > r'_{l'}$ . Por outro lado, um par é discordante se as comparações entre dois objetos forem alteradas entre a especificação inicial e a alternativa, de tal forma que  $r_l > r_{l'}$  e  $r'_l < r'_{l'}$ . Assim, o coeficiente de Kendall pode ser expresso como:

$$R^\tau = \frac{\# \text{ pares concordantes} - \# \text{ pares discordantes}}{m(m-1)/2}$$

O valor de  $R^\tau$  varia entre -1 e 1. Um valor igual a -1 implica que duas ordenações estão perfeitamente e negativamente associadas entre si. Por outro lado,  $R^\tau = 1$  indica que as ordenações estão perfeitamente e positivamente associadas entre si. Para os testes de robustez

deste estudo, considerou-se o método Tau-b de Kendall<sup>2</sup>, que corrige empates nos postos, conforme proposto por Alkire e Santos (2014).

Para verificar se a escolha dos pesos interfere na classificação das UFs, o índice foi calculado a partir de diferentes combinações de pesos. Foram considerados diversos cenários, iniciando-se com pesos iguais para todas as dimensões no cenário base. Em seguida, foram estruturados cenários alternativos, nos quais um peso maior foi atribuído a uma das dimensões, conforme detalhado no Quadro 3. Posteriormente, analisaram-se eventuais alterações na classificação das UFs, com a aplicação dos coeficientes de correlação de Spearman e Tau-b de Kendall na comparação entre os cenários.

Quadro 3 – Análise de robustez para diferentes combinações de pesos das dimensões

<b>Cenários</b>	<b>Distribuição dos pesos</b>
Base	1/3 Dimensão Educação e acesso à internet; 1/3 Dimensão Padrão de vida e serviços básicos; 1/3 Dimensão Emprego e renda.
Peso na Educação e acesso à internet	1/2 Dimensão Educação e acesso à internet; 1/4 Dimensão Padrão de vida e serviços básicos; 1/4 Dimensão Emprego e renda.
Peso no Padrão de vida	1/4 Dimensão Educação e acesso à internet; 1/2 Dimensão Padrão de vida e serviços básicos; 1/4 Dimensão Emprego e renda.
Peso no Emprego e renda	1/4 Dimensão Educação e acesso à internet; 1/4 Dimensão Padrão de vida e serviços básicos; 1/2 Dimensão Emprego e renda.

Fonte: Elaborado pela autora.

Outra forma de testar a robustez é pela avaliação sob diferentes valores do limite de privação ( $k$ ). De acordo com UNDP e OPHI (2019), quando esse limite aumenta (diminui), menos (mais) pessoas serão identificadas em situação de pobreza multidimensional. Portanto, para os testes adicionais, foram consideradas estimações variando o valor de  $k$  no intervalo de 5% a 70%.

Vale ressaltar que um limite de 5% implica estar privado em pelo menos um indicador da dimensão Padrão de vida e serviços básicos. Já o valor de  $k = 33,33\%$  (medida considerada no cenário base, com pesos iguais) equivale à privação total em uma dimensão. Por fim, um limite de privação de 70% corresponde a estar privado em pelo menos duas das três dimensões do índice.

<sup>2</sup> Mais detalhes sobre a correção dos empates nos postos podem ser obtidos em Siegel e Castellan Jr. (2006).

As estimativas de pobreza para limites de privação superiores a 80% implicam redução considerável. Santos e Villatoro (2016) observam que a análise da robustez para valores de  $k$  acima desse nível torna-se menos efetiva, pois a classificação das UFs passa a ter menor capacidade discriminatória.

### 2.3.1.5 Análise de dominância

Por fim, os testes de robustez foram complementados pela análise de dominância estocástica. De acordo com Alkire *et al.* (2015), a dominância estocástica é utilizada para testar a robustez de comparações par a par com relação à escolha do limite de pobreza. A ferramenta se baseia no conceito de dominância estocástica do contexto de pobreza unidimensional.

No contexto multidimensional, uma pessoa é identificada como pobre se a pontuação de privação for maior ou igual à linha de corte de pobreza  $k$ . Considerando-se uma função de distribuição acumulada complementar  $\bar{F}_y = 1 - F_y$ , para qualquer valor  $b$ ,  $\bar{F}_y$  representa a proporção da população com valores maiores ou iguais a  $b$ . A condição de dominância estocástica de primeira ordem estabelece que qualquer distribuição  $y$  domina, em primeira ordem, a distribuição  $y'$  se, e somente se,  $\bar{F}_y(b) \geq \bar{F}_{y'}(b)$  para todo  $b$  e  $\bar{F}_y(b) > \bar{F}_{y'}(b)$  para algum  $b$ . Para dominância estrita de primeira ordem, a desigualdade estrita deve valer para todo  $b$ .

Considerando duas distribuições de escores de privação,  $c$  e  $c'$ , com função de distribuição acumulada complementar  $\bar{F}_c$  e  $\bar{F}_{c'}$ , para a linha de corte de pobreza  $k$ , se  $\bar{F}_c \geq \bar{F}_{c'}$ , então a distribuição  $c$  não tem uma medida de incidência de pobreza multidimensional (H) menor do que a distribuição  $c'$  em  $k$ . Quando duas funções de distribuição acumulada complementar se cruzam, a dominância de primeira ordem não é satisfeita.

A dominância estocástica de segunda ordem é verificada pela incidência de pobreza multidimensional ajustada ( $M_0$ ). Uma vez que a dominância estocástica de primeira ordem implica a de segunda ordem, se houver dominância de primeira ordem entre duas distribuições, então também haverá dominância da medida  $M_0$  entre elas. No entanto, a presença de dominância em  $M_0$  não garante necessariamente dominância segundo H. Portanto, é recomendável testar a dominância da  $M_0$  entre pares de distribuições.

As condições de dominância podem ser verificadas por meio da representação gráfica da medida de incidência de pobreza multidimensional ( $H$ ) e da incidência de pobreza multidimensional ajustada ( $M_0$ ) entre grupos para diferentes valores da linha de corte de

pobreza ( $k$ ). As condições de dominância foram examinadas a partir da representação gráfica das medidas  $H$  e  $M_0$ , por área urbana e rural dos anos de 2019 e 2023, conforme Serra, Yalonetzky e Maia (2020) e Serra, Maia e Yalonetzky (2023).

### 2.3.2 Parte 2: índice de pobreza multidimensional entre 2019 e 2023

Esta subseção dedica-se à descrição dos procedimentos adotados na análise das variações do índice de pobreza multidimensional entre os anos de 2019 e 2023. Apresentam-se os métodos de inferência estatística utilizados para o exame das mudanças no período e detalham-se as decomposições de Shapley, fundamentadas em Roche (2013), empregadas na análise por subgrupos e por indicadores.

#### 2.3.2.1 Análise das mudanças em $M_0$ , $H$ e $A$ entre 2019 e 2023

Inicialmente, procedeu-se à análise da variação do índice de pobreza multidimensional, determinado pela incidência de pobreza ajustada ( $M_0$ ), e de seus componentes, incidência ( $H$ ) e intensidade ( $A$ ). Analisaram-se também as taxas censuradas (*censored headcount ratio*) e não censuradas (*uncensored headcount ratio*) dos indicadores que os compõem, verificando se tais mudanças foram estatisticamente significativas. Os erros-padrão e os intervalos de confiança dos indicadores foram estimados com base no plano amostral dos dados da PNADC utilizados no estudo.

Nas análises de inferência estatística das medidas  $M_0$ ,  $H$  e  $A$ , enfocam-se os escores de privação censurados, de acordo com Alkire *et al.* (2015). Considerando que as estimativas para os anos de 2019 e 2023 são obtidas a partir de amostras, que cada amostra é representada por  $\hat{X}$ , com tamanho  $n$ , e que o índice de pobreza multidimensional estimado de cada ano a partir da equação [3] é denotado por  $\hat{M}_0$ , pela lei dos grandes números e pelo teorema do limite central, quando  $n \rightarrow \infty$ ,  $\sqrt{n}(\hat{M}_0 - M_0) \xrightarrow{d} \text{Normal}(0, \sigma_0^2)$ , a estimativa não viesada da variância de  $\hat{M}_0$  é dada por

$$\hat{\sigma}_0^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n [c_i(k) - \hat{M}_0]^2$$

e a estimativa do erro-padrão é

$$se_{\hat{M}_0} = \frac{\hat{\sigma}_0}{\sqrt{n-1}} = \frac{1}{n-1} \sqrt{\sum_{i=1}^n [c_i(k) - \hat{M}_0]^2}$$

Considerando que H é uma média calculada sobre zeros e uns, ou seja, a média desse indicador é uma proporção, a estimativa não viesada da variância de  $\hat{H}$  é dada por

$$\hat{\sigma}_H^2 = \hat{H}(1 - \hat{H})$$

e a estimativa do erro-padrão é

$$se_{\hat{H}} = \frac{\hat{\sigma}_H}{\sqrt{n-1}} = \sqrt{\frac{\hat{H}(1 - \hat{H})}{n-1}}$$

Da mesma forma, o erro-padrão das taxas de incidência censuradas e não censuradas pode ser obtido por:

$$se_{\hat{h}_j} = \frac{\hat{\sigma}_{\hat{h}_j}}{\sqrt{n-1}} = \sqrt{\frac{\hat{h}_j(1 - \hat{h}_j)}{n-1}}$$

Já a formulação do indicador de intensidade (A) é análoga a  $M_0$ , com a diferença de que o indicador se baseia no número de pobres multidimensionais  $q$ , como definido na equação [2]. Assim, a estimativa do erro-padrão de A é definida como:

$$se_{\hat{A}} = \frac{\hat{\sigma}_A}{\sqrt{q-1}} = \frac{1}{q-1} \sqrt{\sum_{i=1}^q [c_i(k) - \hat{A}]^2}$$

Para examinar se ocorreram mudanças significativas do índice de pobreza multidimensional ( $M_0$ ) entre 2019 e 2023, foi testada a hipótese nula ( $H_0$ ), segundo a qual  $M_0^{2023} - M_0^{2019} = 0$ , o que implica dizer que não houve diferença no período.

A hipótese alternativa ( $H_1$ ) estabeleceu que  $M_0^{2023} - M_0^{2019} \neq 0$ . Dessa forma, um teste bilateral foi realizado para avaliar as hipóteses. O mesmo procedimento foi aplicado aos demais indicadores, incidência (H) e intensidade (A), bem como às taxas de privação censuradas e não censuradas.

Observa-se que a diferença de  $M_0$  utilizada no teste de hipótese refere-se à variação absoluta do indicador no período analisado, definida como  $\Delta M_0 = M_0^{2023} - M_0^{2019}$ . Sendo assim, para complementar a análise da dinâmica da pobreza multidimensional, foi incluída a



$$\Delta M_0 = \underbrace{\left(\frac{A^{t^2} + A^{t^1}}{2}\right) (H^{t^2} - H^{t^1})}_{\text{Efeito incidência da pobreza}} + \underbrace{\left(\frac{H^{t^2} + H^{t^1}}{2}\right) (A^{t^2} - A^{t^1})}_{\text{Efeito intensidade da pobreza}}$$

O termo que corresponde ao efeito incidência da pobreza considera que a intensidade de quem saiu da pobreza é a intensidade média dos dois períodos. Já o termo referente ao efeito intensidade da pobreza assume a média da incidência entre os dois períodos e considera que a mudança na intensidade é dada pela sua diferença (Alkire; Roche; Vaz, 2017).

Além disso, é possível decompor as mudanças na intensidade da pobreza pelas mudanças nas privações experimentadas pelos pobres em cada dimensão ou indicador específico. Considerando que o peso  $w_j$  de cada dimensão é constante ao longo do período e que  $\sum_{j=1}^d w_j = d$ , a variação absoluta da intensidade pode ser decomposta como:

$$\Delta A = \sum_{j=1}^d (w_j/d) (CH_j^2/H^2 - CH_j^1/H^1)$$

onde  $CH_j^t$  é a taxa de incidência censurada da dimensão  $j$  no tempo  $t$  e  $H^t$  representa a proporção de pessoas pobres.

A decomposição integrada combina a decomposição das mudanças na pobreza por subgrupo com a decomposição por seus componentes (incidência e intensidade) e a decomposição por dimensões, sendo expressa da seguinte forma:

$$\Delta M_0 = \sum_{l=1}^m \left(\frac{M_{0l}^{t^2} + M_{0l}^{t^1}}{2}\right) (v_l^{t^2} - v_l^{t^1}) + \sum_{l=1}^m \left(\frac{v_l^{t^2} + v_l^{t^1}}{2}\right) \left(\frac{A_l^{t^2} + A_l^{t^1}}{2}\right) (H_l^{t^2} - H_l^{t^1}) + \sum_{l=1}^m \left(\frac{v_l^{t^2} + v_l^{t^1}}{2}\right) \left(\frac{H_l^{t^2} + H_l^{t^1}}{2}\right) \sum_{j=1}^d (w_j/d) \left(\frac{CH_j^2}{H^2} - \frac{CH_j^1}{H^1}\right)$$

Para a apresentação dos resultados, cada termo analisado a partir da decomposição de Shapley foi dividido pela variação  $\Delta M_0$ , de modo a expressar a contribuição de cada fator como uma proporção da variação total.

## 2.4 Resultados e discussão

Nesta seção, apresentam-se, inicialmente, os resultados dos procedimentos adotados para a seleção das dimensões e dos indicadores utilizados na construção do índice de pobreza multidimensional proposto neste estudo, bem como os resultados dos testes de robustez empregados na validação dos parâmetros do índice. Em seguida, são apresentados os resultados da análise das mudanças no índice de pobreza multidimensional ( $M_0$ ), nos indicadores de incidência (H) e de intensidade (A), entre os anos de 2019 e 2023, assim como os resultados das decomposições realizadas.

#### **2.4.1 Resultados das análises de redundância**

O primeiro passo na construção de um índice de pobreza multidimensional é a definição dos indicadores que irão compor a medida. Nessa fase, é crucial analisar como as diferentes privações se relacionam, a fim de evitar possíveis redundâncias entre os indicadores.

Segundo Alkire *et al.* (2015), a medida de pobreza multidimensional deve ser simples e de fácil comunicação. Na visão do Banco Mundial, ela deve ser parcimoniosa, envolvendo apenas um pequeno número de dimensões, as quais precisam ser selecionadas com critério. Além disso, os indicadores incluídos devem ser amplamente reconhecidos como representativos dos aspectos essenciais do bem-estar (World Bank, 2018).

Inicialmente, foram coletados e analisados 14 indicadores presentes na composição da pobreza multidimensional em diversos estudos nacionais e internacionais, considerando-se também a disponibilidade dos dados na base da PNADC. Em seguida, foi avaliada a tabela de contingência dos indicadores do ano de 2019, na qual são apresentadas as proporções marginais e conjuntas entre pares de indicadores (Tabela 1). Os valores presentes na diagonal indicam a proporção de privação em cada indicador individualmente.

Assim, observa-se que 2,97% das pessoas residiam em domicílios em que havia pelo menos uma criança ou adolescente de 5 a 17 anos que não estava frequentando a escola no ano de 2019. Os demais indicadores educacionais apresentaram resultados maiores no percentual de pessoas privadas: Atraso escolar (7,48%) e Anos de estudo (50,82%).

Tabela 1 – Tabela de contingência entre indicadores selecionados (2019)

Indicadores	Frequência escolar	Atraso escolar	Anos de estudo	TIC	Materiais da moradia	Densidade	Saneamento básico	Acesso a água	Acesso a banheiro	Destinação do lixo	Energia	Ativos	Desemprego/inatividade	Insuficiência de renda
Frequência escolar	<b>2,97</b>													
Atraso escolar	0,48	<b>7,48</b>												
Anos de estudo	2,10	5,69	<b>50,82</b>											
TIC	0,69	1,82	12,92	<b>15,62</b>										
Materiais da moradia	0,20	0,53	2,28	1,31	<b>3,31</b>									
Densidade	0,87	2,12	7,64	2,82	0,90	<b>13,23</b>								
Saneamento básico	1,16	3,13	17,50	6,53	1,74	4,65	<b>27,52</b>							
Acesso a água	0,56	1,43	7,81	4,41	1,12	2,00	5,84	<b>10,00</b>						
Acesso a banheiro	0,24	0,64	2,32	1,83	0,82	0,98	1,67	1,93	<b>2,66</b>					
Destinação do lixo	0,54	1,42	7,96	5,00	1,15	1,85	5,05	5,34	1,97	<b>9,45</b>				
Energia	0,03	0,07	0,22	0,20	0,10	0,12	0,14	0,19	0,14	0,18	<b>0,25</b>			
Ativos	0,06	0,10	0,45	0,44	0,16	0,21	0,32	0,34	0,25	0,34	0,18	<b>0,57</b>		
Desemprego/inatividade	0,35	1,06	6,36	2,64	0,42	1,40	3,18	1,42	0,54	1,53	0,06	0,12	<b>9,34</b>	
Insuficiência de renda	0,45	1,58	5,53	3,09	0,74	2,32	3,55	2,06	1,12	2,24	0,11	0,23	3,12	<b>7,52</b>

Fonte: Elaboração própria, com base nos microdados da PNADC/IBGE (2019).

Em relação aos indicadores da dimensão Padrão de vida, aquele que apresentou um número elevado de privações foi o de Saneamento básico (27,52%). Já os indicadores relacionados à privação de Energia<sup>3</sup>, Ativos<sup>4</sup> e Acesso a banheiro<sup>5</sup> apresentaram percentuais reduzidos, indicando baixa relevância desses itens e justificando sua possível exclusão do cálculo do índice de pobreza multidimensional. Ainda assim, a retirada só foi confirmada após a análise das medidas de redundância.

Antes, porém, é importante destacar alguns pontos sobre os indicadores de Energia e Ativos. Em relação à privação de energia, ressalta-se a ampliação do acesso da população a esse serviço por meio do Programa Luz para Todos, instituído pelo governo federal em 2003 e coordenado pelo Ministério de Minas e Energia. Segundo Serra (2017), a proporção de pessoas com carência desse recurso diminuiu de aproximadamente 17% para 4% entre 2000 e 2010. Nas áreas rurais, o programa já havia alcançado 15,8 milhões de pessoas em 2016.

<sup>3</sup> Neste indicador, foi considerado privado o domicílio que não possuía iluminação elétrica, independentemente da fonte.

<sup>4</sup> Considerado privado o domicílio que não possuía mais do que um item entre geladeira, televisão, telefone fixo ou celular, máquina de lavar roupas, microcomputador e automóvel ou motocicleta.

<sup>5</sup> Considerado privado o domicílio que não tinha ao menos um banheiro de uso exclusivo.

O acesso à energia, por sua vez, tende a favorecer o uso de bens duráveis no domicílio, o que pode explicar, ao menos em parte, o baixo percentual de pessoas privadas no indicador de Ativos (0,57%).

A etapa seguinte consistiu em examinar as sobreposições das medidas de privação por meio da análise de redundância. A Tabela 2 apresenta os resultados do cálculo dessa medida. Observa-se que, na diagonal, o valor de  $R^0 = 1$ , visto que cada indicador é comparado consigo mesmo.

O maior valor de  $R^0$  na comparação entre pares de indicadores ocorreu entre Energia e Anos de estudo, com valor de 0,88. Isso significa que 88% das pessoas privadas no indicador de menor incidência marginal – que, no caso, foi Energia, com apenas 0,25%, conforme demonstra a Tabela 1 – também apresenta privação no indicador Anos de estudo.

Observa-se, também, que o indicador Energia apresentou elevados níveis de sobreposição com outros indicadores, como TICs, Acesso a água, Destinação do lixo e Ativos. Tais dados sugerem, portanto, que o mais adequado seria excluir esse indicador do cálculo da pobreza multidimensional.

Tabela 2 – Medidas de redundância ( $R^0$ ) entre os indicadores selecionados (2019)

Indicadores	Frequência escolar	Atraso escolar	Anos de estudo	TIC	Materiais da moradia	Densidade	Saneamento básico	Acesso a água	Acesso a banheiro	Destinação do lixo	Energia	Ativos	Desemprego/inatividade	Insuficiência de renda
Frequência escolar	1,00													
Atraso escolar	0,16	1,00												
Anos de estudo	0,71	0,76	1,00											
TIC	0,23	0,24	0,83	1,00										
Materiais da moradia	0,07	0,16	0,69	0,40	1,00									
Densidade	0,29	0,28	0,58	0,21	0,27	1,00								
Saneamento básico	0,39	0,42	0,64	0,42	0,53	0,35	1,00							
Acesso a água	0,19	0,19	0,78	0,44	0,34	0,20	0,58	1,00						
Acesso a banheiro	0,09	0,24	0,87	0,69	0,31	0,37	0,63	0,72	1,00					
Destino do lixo	0,18	0,19	0,84	0,53	0,35	0,20	0,53	0,57	0,74	1,00				
Energia	0,11	0,26	0,88	0,82	0,40	0,48	0,59	0,77	0,58	0,74	1,00			
Ativos	0,10	0,18	0,79	0,76	0,28	0,37	0,56	0,59	0,45	0,59	0,74	1,00		
Desemprego/inatividade	0,12	0,14	0,68	0,28	0,13	0,15	0,34	0,15	0,20	0,16	0,23	0,21	1,00	
Insuficiência de renda	0,15	0,21	0,74	0,41	0,22	0,31	0,47	0,27	0,42	0,30	0,46	0,40	0,41	1,00

Fonte: Elaboração própria, com base nos microdados da PNADC/IBGE (2019).

O indicador de Anos de estudo, apesar de apresentar sobreposição elevada com a maioria dos indicadores selecionados, foi mantido devido à sua relevância conceitual e à sua representatividade na composição da medida de pobreza multidimensional, fundamentada na abordagem das capacidades básicas de Sen (2000).

Os demais indicadores educacionais – Frequência escolar e Atraso escolar – apresentaram elevada sobreposição com o indicador de Anos de estudo. Também foi possível notar que Frequência escolar tem uma baixa proporção de pessoas privadas, conforme indicado na Tabela 1. Apesar disso, esses indicadores foram mantidos na composição do índice, em razão da sua relevância na representação das condições de privação entre crianças e adolescentes.

Na mensuração da pobreza multidimensional infantil do UNICEF (2025), o atraso escolar é classificado como privação intermediária, enquanto a frequência escolar é considerada uma privação extrema. No presente estudo, visando atender ao princípio da parcimônia, ambos foram integrados em um único indicador, denominado “Frequência e atraso escolar”, conforme apresentado no Quadro 2.

O indicador de Acesso a banheiro também apresentou um valor elevado de  $R^0$  com o indicador de Acesso a água. Cabe salientar que a proporção de pessoas privadas no indicador de Acesso a banheiro foi de apenas 2,66%. Outro indicador com número reduzido de pessoas privadas e com elevada sobreposição com outros indicadores foi o de Ativos.

Após a etapa de análise da tabela de contingência e da medida de redundância, decidiu-se pela exclusão definitiva dos indicadores de privação de Energia, Acesso a banheiro e Ativos do cálculo do índice de pobreza multidimensional, de forma a garantir a robustez da medida. Sendo assim, apenas os indicadores apresentados no Quadro 2 da subseção 2.3.1.2 foram considerados para compor o índice.

#### ***2.4.2 Resultados dos testes de robustez de classificação e dominância***

As Tabelas 3 e 4 apresentam os coeficientes de correlação de Spearman e Kendall (Tau-b) referentes às classificações das UFs, para o ano de 2019, considerando diferentes parâmetros. Os elevados coeficientes obtidos evidenciam que a posição das UFs sofreu poucas alterações, mesmo com as mudanças nas especificações. Os resultados de 2023 (Tabelas A1 e A2 do Apêndice) também foram satisfatórios. Dessa forma, considera-se a robustez dos critérios adotados para a construção do índice de pobreza multidimensional.

Tabela 3 – Correlação entre as classificações das Unidades da Federação para as diferentes ponderações (2019)

Cenários	Coefficientes	Cenário base (pesos iguais)	Peso na Educação e acesso à internet	Peso no Padrão de vida
Peso na Educação e acesso à internet	Spearman	0,974		
	Kendall (Tau-b)	0,892		
Peso no Padrão de vida	Spearman	0,962	0,929	
	Kendall (Tau-b)	0,869	0,795	
Peso no Trabalho e renda	Spearman	0,978	0,956	0,922
	Kendall (Tau-b)	0,903	0,852	0,783

Fonte: Elaboração própria, com base nos microdados da PNADC/IBGE.

Nota: Resultados estimados para  $k = 0,33$ .

Tabela 4 – Correlação entre as classificações das Unidades da Federação para diferentes limites de privação ( $k$ ) e diferentes estruturas de pesos (2019)

Cenário base	Coefficiente	Cenário base $k = 0,33$	Peso na Educação e acesso à internet $k = 0,33$	Peso no Padrão de vida $k = 0,33$	Peso no Trabalho e renda $k = 0,33$
$k = 0,05$	Spearman	0,951	0,958	0,960	0,922
	Kendall (Tau-b)	0,840	0,858	0,869	0,778
$k = 0,10$	Spearman	0,965	0,967	0,955	0,939
	Kendall (Tau-b)	0,869	0,875	0,863	0,806
$k = 0,2$	Spearman	0,977	0,972	0,963	0,953
	Kendall (Tau-b)	0,909	0,880	0,880	0,846
$k = 0,4$	Spearman	0,995	0,968	0,964	0,977
	Kendall (Tau-b)	0,960	0,863	0,886	0,886
$k = 0,5$	Spearman	0,993	0,955	0,958	0,980
	Kendall (Tau-b)	0,937	0,829	0,863	0,909
$k = 0,6$	Spearman	0,979	0,929	0,948	0,974
	Kendall (Tau-b)	0,892	0,783	0,818	0,886
$k = 0,7$	Spearman	0,941	0,893	0,938	0,923
	Kendall (Tau-b)	0,806	0,721	0,812	0,778

Fonte: Elaboração própria, com base nos microdados da PNADC/IBGE (2019).

Quanto aos resultados das diferentes atribuições de pesos entre o cenário base e os cenários alternativos, verificou-se que mais de 80% dos pares das UFs foram concordantes, variando os pesos entre 1/2 e 1/4 para as dimensões consideradas.

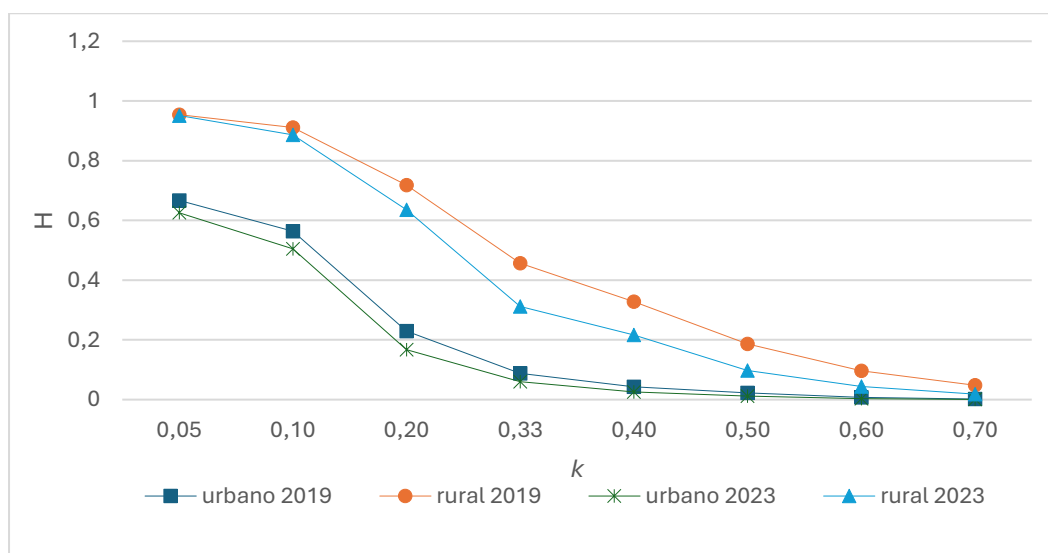
Além disso, os coeficientes de Kendall (Tau-b) apresentaram valores acima de 0,80 para  $k = 0,10$  a  $k = 0,50$  no cenário base (pesos iguais), quando comparados aos coeficientes dos cenários alternativos de estruturação de pesos. Isso significa que mais de 80% das comparações são concordantes em cada caso, confirmando a robustez da adoção de  $k = 0,33$ .

As condições de dominância foram examinadas a partir da representação gráfica das medidas  $H$  e  $M_0$ , por área urbana e rural, com a adoção de diferentes linhas de corte de pobreza ( $k$ ). De forma complementar, foram incluídas as curvas dos anos de 2019 e 2023, com o objetivo de verificar, também, a robustez das mudanças no período.

Tomados par a par, os resultados obtidos mostram que as curvas de incidência de pobreza ( $H$ ) e de incidência de pobreza multidimensional ajustada ( $M_0$ ) dos diferentes grupos, segmentados por área (rural e urbana) e por ano (2019 e 2023), não se cruzam, embora ocorram sobreposições em valores extremos da linha de corte de pobreza ( $k$ ). Dessa forma, as condições de primeira e segunda ordem são satisfeitas.

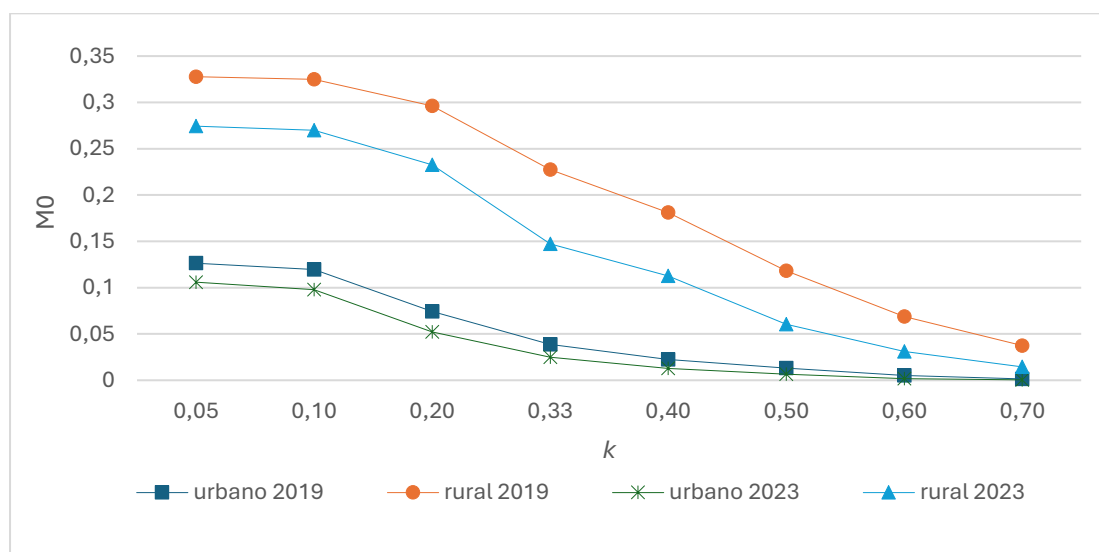
Pode-se afirmar que a pobreza multidimensional de 2023 é menor do que a de 2019 e que a pobreza rural é superior à urbana, independentemente da definição do critério de corte de pobreza adotado e independentemente do período considerado.

Figura 1 – Incidência de pobreza multidimensional ( $H$ ) para diferentes linhas de corte de pobreza ( $k$ ), por área (2019 e 2023)



Fonte: Elaboração própria, com base nos microdados da PNADC/IBGE.

Figura 2 – Incidência de pobreza multidimensional ajustada ( $M_0$ ) para diferentes linhas de corte de pobreza ( $k$ ), por área (2019 e 2023)



Fonte: Elaboração própria, com base nos microdados da PNADC/IBGE.

Os resultados corroboram os estudos de Serra, Yalonetzky e Maia (2021) e Serra, Maia e Yalonetzky (2023), que identificaram que, independentemente dos valores atribuídos a  $k$ , os índices de pobreza rural foram superiores aos de pobreza urbana no Brasil.

#### 2.4.3 Resultados das mudanças em $M_0$ , $H$ e $A$ entre 2019 e 2023

Os resultados da Tabela 5 evidenciam redução estatisticamente significativa da pobreza multidimensional no Brasil e em todas as regiões do país entre os anos de 2019 e 2023, registrando-se queda nos valores de  $M_0$  e nas medidas de incidência ( $H$ ) e intensidade ( $A$ ). A redução, em termos absolutos e relativos, do índice  $M_0$  foi mais expressiva na região Norte. Por UF, apenas Distrito Federal e Mato Grosso não apresentaram mudanças significativas no  $M_0$  durante o período, conforme os resultados da Tabela A3 disponível no Apêndice.

De acordo com o resultado da medida de incidência ( $H$ ), estima-se que, em 2019, cerca de 14% da população brasileira se encontrava em situação de pobreza multidimensional, enquanto em 2023 essa proporção caiu para aproximadamente 9%. No entanto, a redução foi menor na medida de intensidade ( $A$ ), sugerindo que a diminuição da pobreza multidimensional pode estar mais associada à queda no número de pobres multidimensionais do que à redução das privações enfrentadas.

Tabela 5 – Mudança no índice de pobreza multidimensional ( $M_0$ ), incidência (H) e intensidade (A) da pobreza no Brasil e regiões (2019 e 2023)

	2019	IC	2023	IC	Variação	
					Absoluta	Rel. (%)
<b>Índice de pobreza multidimensional (<math>M_0</math>)</b>						
Brasil	0,066	(0.064, 0.067)	0,041	(0.04, 0.042)	-0,025***	-38,05
Centro-Oeste	0,036	(0.033, 0.039)	0,022	(0.019, 0.024)	-0,014***	-39,68
Nordeste	0,127	(0.123, 0.131)	0,080	(0.077, 0.082)	-0,047***	-37,3
Norte	0,148	(0.14, 0.155)	0,089	(0.081, 0.096)	-0,059***	-40,05
Sudeste	0,028	(0.025, 0.03)	0,017	(0.016, 0.018)	-0,011***	-38,68
Sul	0,031	(0.029, 0.033)	0,020	(0.018, 0.021)	-0,011***	-35,3
<b>Incidência de pobreza multidimensional (H)</b>						
Brasil	0,141	(0.138, 0.144)	0,092	(0.09, 0.095)	-0,049***	-34,66
Centro-Oeste	0,084	(0.077, 0.091)	0,053	(0.048, 0.058)	-0,031***	-37,17
Nordeste	0,264	(0.256, 0.271)	0,177	(0.171, 0.183)	-0,087***	-33
Norte	0,298	(0.283, 0.312)	0,186	(0.173, 0.199)	-0,111***	-37,44
Sudeste	0,065	(0.059, 0.07)	0,041	(0.038, 0.044)	-0,024***	-36,3
Sul	0,073	(0.068, 0.078)	0,049	(0.045, 0.053)	-0,024***	-33,1
<b>Intensidade da pobreza (A)</b>						
Brasil	0,466	(0.463, 0.468)	0,441	(0.438, 0.445)	-0,024***	-5,19
Centro-Oeste	0,424	(0.416, 0.432)	0,407	(0.401, 0.414)	-0,017**	-3,98
Nordeste	0,481	(0.478, 0.484)	0,450	(0.446, 0.454)	-0,031***	-6,43
Norte	0,496	(0.488, 0.504)	0,475	(0.464, 0.486)	-0,021**	-4,16
Sudeste	0,425	(0.42, 0.43)	0,409	(0.404, 0.415)	-0,016***	-3,73
Sul	0,420	(0.415, 0.426)	0,407	(0.401, 0.412)	-0,014***	-3,28

Fonte: Elaboração própria, com base nos microdados da PNADC/IBGE.

Nota: \*\*\*  $p < 0,001$ ; \*\*  $p < 0,01$ ; \*  $p < 0,05$ ; .  $p < 0,1$ .

Os intervalos de confiança (IC) foram calculados com 95% de confiança.

Uma redução nos níveis de  $M_0$  geralmente é acompanhada de uma queda mais acentuada na incidência do que na intensidade. Uma primeira explicação para esse comportamento reside no fato de que a variação da intensidade tem menor amplitude. Por exemplo, a medida de incidência pode variar entre 0% e 100%, enquanto a de intensidade pode variar apenas entre 33% e 100% se o limite de pobreza for  $k = 0,33$ , como é o caso deste estudo. A segunda explicação decorre do fato de que aqueles que saíram da pobreza tendem a estar mais próximos ao limite de pobreza ( $k = 0,33$ ). Portanto, pode haver aumento da privação média entre os indivíduos que permaneceram pobres (UNDP; OPHI, 2019).

A intensidade, em termos absolutos e relativos, diminuiu na região Nordeste, passando de 48,1% em 2019 para 45% em 2023. Todos os estados da região apresentaram

redução significativa. Em 11 estados brasileiros, porém, não houve mudanças estatisticamente significativas na intensidade, de acordo com os resultados da Tabela A5 disponível no Apêndice

Para avaliar as mudanças nas condições de privação em cada indicador que integra as dimensões de Educação e acesso à internet, Padrão de vida e Trabalho e renda, foram calculadas as taxas de privação não censuradas (*uncensored headcount ratio*), que representam a proporção da população total privada em determinado indicador, e as taxas de privação censuradas (*censored headcount ratio*), que correspondem à proporção da população residente em domicílios que são, simultaneamente, classificados como multidimensionalmente pobres e privados no indicador analisado.

Considerando que  $g^0$  representa a matriz de privação (apresentada na subseção 2.3.1.1), conforme Alkire *et al.* (2015), a taxa de privação não censurada (*uncensored headcount ratio*) pode ser obtida por  $h_j = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n g_{ij}^0$ . Por sua vez, a taxa de privação censurada (*censored headcount ratio*) é definida pela equação  $h(k) = \mu(g_j^0(k))$ , sendo que  $g^0(k)$  corresponde à matriz de privação censurada, ou seja, considera apenas os indivíduos identificados como pobres.

Outro aspecto relevante para a análise do período refere-se à contribuição de cada indicador na composição do índice de pobreza multidimensional ( $M_0$ ), a qual pode ser mensurada através da equação  $\phi_j^0 = w_j h_j(k) / M_0$ , em que  $w_j$  representa o peso atribuído a cada indicador, conforme o Quadro 2 (Alkire *et al.*, 2015). Dessa forma, foram calculadas as contribuições de cada indicador para os anos de 2019 e 2023. Os resultados estão expostos na Tabela 6.

Tabela 6 – Nível e variação das taxas de privação não censuradas e censuradas no Brasil (2019 e 2023)

(continua)

Indicadores	Taxa não censurada		Variação		Taxa censurada		Variação		Contribuição em $M_0$ (%)	
	2019	2023	Absoluta	Rel. (%)	2019	2023	Absoluta	Rel. (%)	2019	2023
Frequência e atraso escolar	0,10	0,07	-0.031***	-30,8	0,05	0,02	-0.021***	-46,1	7,6	6,6
Anos de estudo	0,51	0,45	-0.061***	-12,0	0,13	0,08	-0.047***	-37,8	21,2	21,3
TIC	0,16	0,07	-0.086***	-55,1	0,08	0,03	-0.05***	-61,8	13,6	8,4
Materiais da moradia	0,03	0,03	-0.002	-4,9	0,02	0,01	-0.005***	-32,2	1,7	1,8
Densidade	0,13	0,12	-0.017***	-12,6	0,04	0,02	-0.017***	-41,0	4,3	4,1

(conclusão)

Indicadores	Taxa não censurada		Variação		Taxa censurada		Variação		Contribuição em Mo (%)	
	2019	2023	Absoluta	Rel. (%)	2019	2023	Absoluta	Rel. (%)	2019	2023
Saneamento básico	0,28	0,27	-0.001	-0,4	0,08	0,06	-0.026***	-31,8	8,3	9,1
Acesso a água	0,10	0,09	-0.013***	-13,1	0,05	0,03	-0.021***	-39,2	5,5	5,4
Destinação do lixo	0,09	0,08	-0.014***	-14,9	0,06	0,03	-0.023***	-40,1	5,9	5,7
Desemprego e inatividade	0,09	0,09	0.002	1,6	0,06	0,05	-0.006***	-9,6	15,3	22,4
Insuficiência de renda	0,08	0,04	-0.03***	-40,4	0,07	0,04	-0.028***	-43,3	16,5	15,1

Fonte: Elaboração própria, com base nos microdados da PNADC/IBGE.

Nota: \*\*\*  $p < 0,001$ ; \*\*  $p < 0,01$ ; \*  $p < 0,05$ ; .  $p < 0,1$ .

De forma geral, os indicadores referentes à dimensão Padrão de vida e serviços básicos apresentaram menor participação no índice de pobreza multidimensional, em comparação com os indicadores das dimensões Educação e acesso à internet, e Emprego e renda. Em 2023, a contribuição de cada dimensão foi a seguinte: Padrão de vida e serviços básicos somou 26,1%, Educação alcançou 36,3% e Emprego e renda totalizou 37,5%.

O trabalho de Serra (2017) já havia constatado o maior progresso dos indicadores de Padrão de vida comparativamente aos indicadores de Educação entre 2000 e 2010. Fahel, Teles e Caminhas (2016) também observaram que o indicador Anos de escolaridade foi aquele que teve maior contribuição para a pobreza multidimensional para o período de 2002 a 2013.

Quanto à evolução, observa-se que não houve mudança significativa nas privações referentes aos Materiais da moradia, ao Saneamento básico e à situação de Desemprego e inatividade para a população total (Taxa de privação não censurada) entre 2019 e 2023. Porém, observa-se redução significativa em todas as privações dos pobres multidimensionais (Taxa de privação censurada) em cada indicador.

O indicador que apresentou melhoria substantiva durante o período foi o de acesso à internet, denominado Tecnologia da Informação e Comunicação (TIC). Em 2019, a proporção de pessoas privadas no indicador era 16%, recuando para 7% em 2023. Essa melhoria alcançou também os pobres multidimensionais, chegando a uma variação relativa de 61,8% na taxa de privação censurada.

De acordo com o IBGE (2024), de forma geral, houve crescimento contínuo no percentual da população que obteve acesso a esse serviço durante o período, passando de 79,5% em 2019 para 88,0% em 2023. Em torno de 89,6% das pessoas que residiam nas áreas urbanas utilizou a internet em 2023; nas áreas rurais, esse percentual foi de 76,6%.

Observa-se ainda uma melhoria nos indicadores educacionais de Frequência e atraso escolar, e de Anos de estudo dos adultos. Tais resultados são particularmente relevantes quando se considera que a educação foi um dos setores mais afetados pela crise sanitária da covid-19, que levou à suspensão das aulas presenciais nas escolas em 2020, o que ocasionou perdas de aprendizagem aos estudantes dos níveis Fundamental e Médio (Bof; Moraes, 2023). Apesar disso, houve poucas alterações sobre a contribuição desses indicadores no índice de pobreza multidimensional para o ano de 2023 – apenas o indicador de Frequência e atraso escolar apresentou leve redução na composição do índice.

Em relação aos indicadores da dimensão Padrão de vida e serviços básicos, houve redução estatisticamente significativa das privações dos pobres multidimensionais, verificada pela evolução da taxa de privação censurada. No entanto, observaram-se poucas mudanças em relação à contribuição desses indicadores na composição do índice. Além disso, destaca-se uma contribuição maior do indicador de Saneamento básico para o ano de 2023, o que pode estar associado à redução da contribuição de outros indicadores.

Quanto aos indicadores da dimensão de Emprego e renda, é importante destacar a redução nas taxas de privação censuradas, ainda que o indicador de Desemprego e inatividade tenha sido o que obteve menor variação em termos relativos. Além disso, a sua contribuição no índice para o ano de 2023 passou a ser a maior.

Quanto ao indicador de Insuficiência de renda, nota-se uma redução relevante de pessoas privadas de renda durante o período. Tal movimento pode estar associado às mudanças no programa de transferência de renda durante o prazo considerado. Importante destacar que 2020 e 2021 foram anos particularmente críticos, em decorrência da crise que se estabeleceu com a pandemia de covid-19. A implementação do Auxílio Emergencial para mitigar os efeitos da recessão econômica levou à queda dos indicadores de pobreza monetária em 2020, mas o quadro se agravou no ano seguinte, com taxas de pobreza em patamares elevados (Silva *et al.*, 2024; Souza, 2023).

Já no período pós-2021, houve mudanças importantes nos programas de transferência de renda, que se refletiram na redução dos indicadores de pobreza monetária. Primeiramente, a substituição do Bolsa Família pelo Auxílio Brasil, em 2021, levou a um aumento nos valores dos benefícios pagos, bem como à flexibilização dos critérios de elegibilidade e das condicionalidades. Depois, com a retomada do Programa Bolsa Família, em 2023, observou-se um novo desenho institucional, além da ampliação da cobertura, do aumento no valor das transferências e da focalização em famílias em situação de pobreza extrema (Miro; Barreto; França, 2025).

A Tabela 7 mostra os resultados da mudança do índice de pobreza multidimensional por subgrupos populacionais. Durante o período, observa-se que o índice é mais elevado nas áreas rurais, em conformidade com os resultados previamente discutidos na subseção 2.4.2, particularmente no que se refere à análise de dominância. Em relação à escolaridade, os subgrupos com maior prevalência de pobreza são aqueles sem instrução ou com Fundamental incompleto. As crianças menores de 14 anos são as mais impactadas, assim como a população preta ou parda. Ainda, a incidência é ligeiramente mais elevada entre homens do que entre mulheres.

Tabela 7 – Variação total da pobreza em nível nacional e entre diferentes subgrupos da população (2019 e 2023)

País e subgrupos	2019			2023			Variação absoluta		
	M <sub>0</sub>	H	A	M <sub>0</sub>	H	A	M <sub>0</sub>	H	A
Brasil	0,066	0,141	0,466	0,041	0,092	0,441	-0,025***	-0,049***	-0,024***
<b>Áreas</b>									
Rural	0,227	0,457	0,498	0,147	0,312	0,472	-0,08***	-0,145***	-0,026***
Urbana	0,039	0,088	0,438	0,025	0,060	0,418	-0,014***	-0,028***	-0,02***
<b>Sexo</b>									
Homem	0,068	0,146	0,467	0,042	0,094	0,444	-0,026***	-0,051***	-0,023***
Mulher	0,064	0,137	0,464	0,040	0,090	0,439	-0,024***	-0,047***	-0,026***
<b>Escolaridade</b>									
Sem instrução	0,133	0,283	0,469	0,088	0,196	0,449	-0,044***	-0,086***	-0,02***
Fund. incompleto	0,110	0,232	0,474	0,071	0,157	0,450	-0,039***	-0,075***	-0,024***
Fund. completo	0,055	0,121	0,454	0,035	0,081	0,430	-0,02***	-0,039***	-0,024***
Médio completo	0,022	0,052	0,425	0,016	0,039	0,410	-0,006***	-0,013***	-0,015***
Superior completo	0,004	0,011	0,390	0,004	0,010	0,376	0	0	-0,015**
<b>Faixa etária</b>									
0-6 anos	0,087	0,179	0,483	0,054	0,118	0,454	-0,033***	-0,061***	-0,029***
7-14 anos	0,100	0,204	0,492	0,061	0,131	0,466	-0,039***	-0,073***	-0,026***
15-24 anos	0,068	0,145	0,471	0,038	0,086	0,448	-0,03***	-0,059***	-0,023***
25-34 anos	0,055	0,118	0,464	0,034	0,078	0,438	-0,021***	-0,04***	-0,026***
35-49 anos	0,054	0,116	0,468	0,034	0,078	0,442	-0,02***	-0,039***	-0,026***
50-64 anos	0,070	0,156	0,447	0,049	0,115	0,428	-0,02***	-0,04***	-0,019***
65+ anos	0,037	0,092	0,399	0,022	0,056	0,395	-0,015***	-0,037***	-0,004*
<b>Cor</b>									
Branco	0,036	0,081	0,444	0,023	0,054	0,423	-0,013***	-0,027***	-0,021***
Preto ou pardo	0,088	0,187	0,473	0,054	0,121	0,448	-0,034***	-0,066***	-0,025***

Fonte: Elaboração própria, com base nos microdados da PNADC/IBGE.

Nota: \*\*\*  $p < 0,001$ ; \*\*  $p < 0,01$ ; \*  $p < 0,05$ ; .  $p < 0,1$ .

De um modo geral, observa-se uma redução da pobreza multidimensional dos subgrupos, com destaque para a área rural. Em 2019, o  $M_0$  nas áreas rurais era de 0,227, passando para 0,147 em 2023. A queda foi mais acentuada na incidência (H), que diminuiu de 45,7% para 31,2% no mesmo período. Outro destaque refere-se à queda na incidência do grupo sem instrução, que recuou de 28,3% para 19,6%.

O único subgrupo que não apresentou mudanças significativas em  $M_0$  e em H durante o período foi das pessoas com nível de formação Superior completo. Todavia, cabe ressaltar que esse é o subgrupo com menor índice de pobreza multidimensional. Além disso, apenas 1% das pessoas com nível Superior completo estão em situação de pobreza. A intensidade (A) também é inferior à de outros subgrupos, indicando menos privações.

#### ***2.4.4 Decomposições de Shapley das mudanças em $M_0$***

Nesta seção, apresenta-se uma análise integrada da redução da pobreza multidimensional entre 2019 e 2023, com a aplicação da metodologia de decomposição de Shapley sugerida por Roche (2013). A decomposição permitiu analisar a redução da pobreza a partir dos subgrupos populacionais da Tabela 7, das regiões e das UFs, e identificar quais dimensões e indicadores contribuíram para a redução da intensidade nos subgrupos.

Na Tabela 8, estão discriminados os resultados das decomposições. A apresentação segue os formatos utilizados por Roche (2013) e Pradhan e Pradhan (2024). Inicialmente, analisa-se a contribuição geral de cada subgrupo para a redução da pobreza multidimensional ( $M_0$ ) no Brasil, considerando que essa contribuição é decomposta, num primeiro nível, pelo efeito demográfico (decorrente de dinâmicas migratórias ou de diferenças na taxa de mortalidade e/ou natalidade) e pelo efeito intragrupo. Em seguida, examinam-se os efeitos intragrupos, decompostos pelos efeitos de incidência e de intensidade. Posteriormente, avalia-se quais foram as dimensões que contribuíram para a diminuição da intensidade da pobreza entre os pobres.

A última coluna de cada subgrupo, intitulada “Total”, apresenta os resultados consolidados, que correspondem à contribuição integral (100%) para a variação na medida de incidência de pobreza ajustada ( $M_0$ ) do país. Observa-se que os resultados das decomposições realizadas por subgrupos são semelhantes, embora não idênticos, aos obtidos quando se considera o país como um grupo único (Brasil), cujos valores estão disponíveis na primeira coluna.

Tabela 8 – Decomposição de Shapley da variação na pobreza multidimensional (M<sub>0</sub>) no Brasil (2019 e 2023)

(continua)

	Brasil	Região						Área			Sexo		
		CO	NE	N	SE	S	Total	Rural	Urbano	Total	Homem	Mulher	Total
<b>2019</b>													
Proporção na população (%)	100	7,76	27,07	8,51	42,17	14,49	100	14,39	85,61	100	48,85	51,15	100
M <sub>0</sub>	0,066	0,036	0,127	0,148	0,028	0,031	0,066	0,227	0,039	0,066	0,068	0,064	0,066
H	0,141	0,084	0,264	0,298	0,065	0,073	0,141	0,457	0,088	0,141	0,146	0,137	0,141
A	0,466	0,424	0,481	0,496	0,425	0,420	0,466	0,498	0,438	0,466	0,467	0,464	0,466
<b>2023</b>													
Proporção na população (%)	100	7,95	26,92	8,61	41,89	14,63	100	12,92	87,08	100,00	48,77	51,23	100,00
M <sub>0</sub>	0,041	0,022	0,080	0,089	0,017	0,020	0,041	0,147	0,025	0,041	0,042	0,040	0,041
H	0,092	0,053	0,177	0,186	0,041	0,049	0,092	0,312	0,060	0,092	0,094	0,090	0,092
A	0,441	0,407	0,450	0,475	0,409	0,407	0,441	0,472	0,418	0,441	0,444	0,439	0,441
<b>Decomposição de Shapley</b>													
<b>Contribuição (%) para ΔM<sub>0</sub></b>													
<b>(Brasil =100)</b>													
	<b>100</b>	<b>4,23</b>	<b>51,67</b>	<b>19,74</b>	<b>18,18</b>	<b>6,18</b>	<b>100</b>	<b>54,74</b>	<b>45,26</b>	<b>100</b>	<b>51,11</b>	<b>48,89</b>	<b>100</b>
Efeito demográfico (%)	0,00	-0,22	0,65	-0,49	0,24	-0,14	0,05	10,99	-1,86	9,12	0,16	-0,15	0,01
Efeito intragrupo (%)	100,00	4,44	51,02	20,23	17,94	6,32	99,95	43,75	47,12	90,88	50,94	49,05	99,99
Efeito incidência (%)	88,71	4,08	43,68	18,52	16,52	5,83	88,63	38,37	42,03	80,40	45,62	43,09	88,72
Efeito intensidade (%)	11,29	0,36	7,34	1,71	1,42	0,49	11,32	5,38	5,10	10,48	5,32	5,95	11,27
<b>Padrão de vida e serviços básicos</b>													
	<b>1,86</b>	<b>0,19</b>	<b>1,38</b>	<b>-0,54</b>	<b>0,72</b>	<b>0,05</b>	<b>1,81</b>	<b>-1,33</b>	<b>1,98</b>	<b>0,65</b>	<b>0,75</b>	<b>1,09</b>	<b>1,85</b>
Densidade	0,90	-0,01	0,46	0,14	0,29	-0,03	0,85	-0,04	0,98	0,95	0,49	0,41	0,90
Materiais da moradia	-0,13	-0,02	0,14	-0,15	0,01	-0,14	-0,15	-0,23	0,01	-0,21	-0,09	-0,05	-0,14
Saneamento básico	-0,79	0,00	-0,37	-0,35	0,02	-0,09	-0,79	-1,47	0,62	-0,85	-0,44	-0,35	-0,79
Acesso a água	0,83	0,13	0,53	-0,12	0,16	0,12	0,81	0,21	0,16	0,37	0,27	0,55	0,82
Destinação do lixo	1,06	0,09	0,62	-0,05	0,23	0,19	1,08	0,19	0,20	0,39	0,52	0,54	1,06
<b>Educação e acesso à internet</b>													
	<b>17,42</b>	<b>0,67</b>	<b>10,27</b>	<b>2,47</b>	<b>2,87</b>	<b>1,13</b>	<b>17,41</b>	<b>8,18</b>	<b>8,71</b>	<b>16,89</b>	<b>8,49</b>	<b>8,91</b>	<b>17,40</b>
Frequência e atraso escolar	2,91	0,09	1,94	0,35	0,53	-0,03	2,88	1,00	1,96	2,96	1,52	1,39	2,91
Anos de estudo	2,19	0,12	1,02	0,19	0,74	0,14	2,22	0,20	1,82	2,02	0,95	1,24	2,18
TIC	12,32	0,46	7,31	1,93	1,60	1,01	12,31	6,98	4,93	11,91	6,02	6,29	12,31
<b>Emprego e renda</b>													
	<b>-8,00</b>	<b>-0,50</b>	<b>-4,31</b>	<b>-0,22</b>	<b>-2,18</b>	<b>-0,68</b>	<b>-7,90</b>	<b>-1,46</b>	<b>-5,60</b>	<b>-7,06</b>	<b>-3,92</b>	<b>-4,05</b>	<b>-7,97</b>
Desemprego e inatividade	-12,76	-0,58	-7,72	-1,69	-2,05	-0,65	-12,69	-5,19	-6,92	-12,11	-6,14	-6,60	-12,74
Insuficiência de renda	4,76	0,08	3,41	1,47	-0,13	-0,04	4,80	3,73	1,32	5,06	2,23	2,54	4,77

(continua)

	Escolaridade*						Faixa etária							
	SI	FI	FC	MC	SC	Total	0-6	7-14	15-24	25-34	35-49	50-64	65+	Total
<b>2019</b>														
Proporção na população (%)	6,90	33,24	14,01	27,39	11,46	92,99	9,74	11,46	15,84	15,96	21,81	15,65	9,55	100
M <sub>0</sub>	0,133	0,110	0,055	0,022	0,004	0,066	0,087	0,100	0,068	0,055	0,054	0,070	0,037	0,066
H	0,283	0,232	0,121	0,052	0,011	0,141	0,179	0,204	0,145	0,118	0,116	0,156	0,092	0,141
A	0,469	0,474	0,454	0,425	0,390	0,466	0,483	0,492	0,471	0,464	0,468	0,447	0,399	0,466
<b>2023</b>														
Proporção na população (%)	7,21	29,82	13,66	29,51	13,46	93,66	9,04	11,05	14,77	15,42	22,50	16,46	10,77	100
M <sub>0</sub>	0,088	0,071	0,035	0,016	0,004	0,041	0,054	0,061	0,038	0,034	0,034	0,049	0,022	0,041
H	0,196	0,157	0,081	0,039	0,010	0,092	0,118	0,131	0,086	0,078	0,078	0,115	0,056	0,092
A	0,449	0,450	0,430	0,410	0,376	0,441	0,454	0,466	0,448	0,438	0,442	0,428	0,395	0,441
<b>Decomposição de Shapley</b>														
<b>Contribuição (%) para <math>\Delta M_0</math></b>														
<b>(Brasil =100)</b>														
	<b>11,10</b>	<b>61,77</b>	<b>11,52</b>	<b>5,40</b>	<b>-0,18</b>	<b>89,61</b>	<b>14,35</b>	<b>19,04</b>	<b>20,53</b>	<b>13,84</b>	<b>16,61</b>	<b>11,07</b>	<b>4,57</b>	<b>100</b>
Efeito demográfico (%)	-1,38	12,31	0,63	-1,61	-0,32	9,64	1,96	1,34	2,26	0,96	-1,22	-1,91	-1,44	1,95
Efeito intragrupo (%)	12,48	49,46	10,89	7,01	0,14	79,97	12,39	17,70	18,26	12,89	17,83	12,98	6,00	98,05
Efeito incidência (%)	11,14	43,70	9,56	6,24	0,06	70,70	10,75	15,77	16,62	11,31	15,63	11,35	5,89	87,31
Efeito intensidade (%)	1,34	5,76	1,33	0,77	0,08	9,27	1,64	1,93	1,65	1,58	2,19	1,63	0,12	10,73
<b>Padrão de vida e serviços básicos</b>														
	<b>0,20</b>	<b>0,55</b>	<b>0,24</b>	<b>0,19</b>	<b>0,12</b>	<b>1,30</b>	<b>0,29</b>	<b>0,23</b>	<b>-0,10</b>	<b>0,35</b>	<b>0,34</b>	<b>0,15</b>	<b>0,06</b>	<b>1,32</b>
Densidade	0,08	0,38	0,13	0,11	0,00	0,70	0,14	0,02	0,12	0,10	0,11	0,09	-0,01	0,57
Materiais da moradia	-0,01	-0,07	-0,04	-0,06	0,00	-0,17	0,00	-0,01	-0,08	-0,03	0,00	-0,04	-0,03	-0,19
Saneamento básico	-0,17	-0,67	-0,02	0,00	0,04	-0,82	-0,03	-0,10	-0,12	-0,02	-0,14	-0,29	-0,13	-0,83
Acesso a água	0,13	0,34	0,12	0,06	0,03	0,68	0,06	0,12	0,04	0,11	0,20	0,15	0,08	0,77
Destinação do lixo	0,18	0,57	0,04	0,07	0,04	0,91	0,12	0,19	-0,05	0,19	0,17	0,24	0,15	1,01
<b>Educação e acesso à internet</b>														
	<b>2,16</b>	<b>8,57</b>	<b>2,03</b>	<b>1,91</b>	<b>0,22</b>	<b>14,88</b>	<b>2,04</b>	<b>3,03</b>	<b>2,42</b>	<b>2,12</b>	<b>3,85</b>	<b>3,10</b>	<b>0,62</b>	<b>17,17</b>
Frequência e atraso escolar	0,31	1,63	0,27	0,30	0,02	2,53	0,09	0,46	0,28	0,25	0,69	0,42	0,12	2,30
Anos de estudo	0,09	0,47	0,35	0,42	0,09	1,42	0,38	0,46	0,20	0,27	0,71	0,29	0,01	2,32
TIC	1,76	6,47	1,40	1,19	0,10	10,93	1,57	2,10	1,94	1,60	2,46	2,39	0,48	12,55
<b>Emprego e renda</b>														
	<b>-1,02</b>	<b>-3,36</b>	<b>-0,94</b>	<b>-1,33</b>	<b>-0,26</b>	<b>-6,92</b>	<b>-0,68</b>	<b>-1,33</b>	<b>-0,67</b>	<b>-0,89</b>	<b>-2,00</b>	<b>-1,62</b>	<b>-0,56</b>	<b>-7,75</b>
Desemprego e inatividade	-1,62	-6,46	-1,54	-1,41	-0,11	-11,14	-1,54	-2,01	-1,56	-1,81	-2,72	-1,92	-0,27	-11,83
Insuficiência de renda	0,60	3,10	0,60	0,08	-0,15	4,22	0,87	0,68	0,89	0,93	0,72	0,30	-0,29	4,08

(conclusão)

	Cor		
	Branco	Preto/ pardo	Total
<b>2019</b>			
Proporção na população (%)	43,00	56,99	99,99
M <sub>0</sub>	0,036	0,088	0,066
H	0,081	0,187	0,141
A	0,444	0,473	0,466
<b>2023</b>			
Proporção na população (%)	43,11	56,85	99,97
M <sub>0</sub>	0,023	0,054	0,041
H	0,054	0,121	0,092
A	0,423	0,448	0,441
<b>Decomposição de Shapley</b>			
<b>Contribuição (%) para <math>\Delta M_0</math></b>			
<b>(Brasil =100)</b>	<b>22,25</b>	<b>77,81</b>	<b>100,05</b>
Efeito demográfico (%)	-0,14	0,39	0,25
Efeito intragrupo (%)	22,38	77,42	99,80
Efeito incidência (%)	20,00	68,61	88,61
Efeito intensidade (%)	2,38	8,81	11,19
<b>Padrão de vida e serviços básicos</b>			
	<b>0,76</b>	<b>1,03</b>	<b>1,80</b>
Densidade	0,34	0,54	0,89
Materiais da moradia	-0,08	-0,07	-0,15
Saneamento básico	-0,09	-0,71	-0,81
Acesso a água	0,21	0,61	0,81
Destinação do lixo	0,38	0,66	1,05
<b>Educação e acesso à internet</b>			
	<b>4,35</b>	<b>13,04</b>	<b>17,39</b>
Frequência e atraso escolar	0,81	2,08	2,89
Anos de estudo	0,69	1,49	2,19
TIC	2,84	9,47	12,31
<b>Emprego e renda</b>			
	<b>-2,73</b>	<b>-5,26</b>	<b>-7,99</b>
Desemprego e inatividade	-3,24	-9,49	-12,74
Insuficiência de renda	0,51	4,23	4,74

Fonte: Elaboração própria, com base nos microdados da PNADC/IBGE.

\*Legenda: SI – Sem instrução; FI – Fundamental incompleto; FC – Fundamental completo; MC – Médio completo; SC – Superior completo.

Cabe destacar que, ao se considerar apenas um único grupo, a variação da pobreza é explicada integralmente pelo efeito intragrupo. No caso do Brasil, a redução da pobreza correspondeu a 88,71% pelo efeito incidência e a 11,29% pelo efeito intensidade

De acordo com Roche (2013), a contribuição de cada subgrupo depende da velocidade da redução da pobreza, do nível inicial de pobreza e do tamanho e crescimento populacional. Analisando-se os resultados por região, verifica-se que o Nordeste foi a que mais contribuiu para a redução da pobreza multidimensional no Brasil durante o período, com uma contribuição geral de 51,67%. A contribuição pelo efeito intragrupo foi de 51,02%, enquanto o efeito demográfico foi de apenas 0,65%. Entre as UFs, a Bahia foi a que apresentou maior contribuição na redução da pobreza, com 11,91%, seguida do Pará, com 10,94%, e Maranhão, com 10,10%. Os resultados por UF estão disponíveis na Tabela A6 do Apêndice.

O efeito demográfico, segundo Roche (2013), corresponde às mudanças na pobreza decorrentes de variações na participação da população, as quais resultam de um crescimento populacional mais rápido ou mais lento em relação a outros subgrupos. Nesse aspecto, tanto nas regiões quanto nas UFs, houve poucas alterações demográficas, de modo que os resultados dos efeitos demográficos são ínfimos.

Por outro lado, quando se parte para a análise das áreas urbanas e rurais, verifica-se que a dinâmica demográfica foi de suma importância para a área rural se destacar na redução da pobreza. A área rural contribuiu com 43,75% (efeito intragrupo) para a redução da pobreza do país. Porém, na contribuição geral, o acréscimo de 10,99% pelo efeito demográfico. Quando se analisa a composição populacional durante o período, é possível observar que a proporção da população rural diminuiu de 14,39% para 12,92%. Nota-se, todavia, um efeito demográfico negativo (-1,86%) para a área urbana, implicando, assim, uma menor contribuição na redução da pobreza geral quando comparada à área rural, apesar de um efeito intragrupo superior.

Tais resultados corroboram as evidências apontadas por Silva *et al.* (2024) sobre a redução da pobreza monetária rural, acompanhada da diminuição da população. Os autores observaram que, entre 2012 e 2022, a população rural no Brasil diminuiu em 3,5%, sendo que a população pobre rural reduziu 16% (de 18,758 milhões para 15,637 milhões).

Quanto aos demais subgrupos, verifica-se que, por sexo, os homens tiveram maior contribuição para a redução da pobreza, com efeito intragrupo de 50,94%, embora constituam uma parcela menor da população em comparação às mulheres. Por cor, a contribuição foi expressiva entre a população preta e parda (77,42% pelo efeito intragrupo), algo já esperado, uma vez que a pobreza incide, de forma mais acentuada, sobre esse grupo populacional.

Em relação à escolaridade, a maior contribuição para a redução da pobreza no Brasil foi a do grupo composto por pessoas com nível Fundamental incompleto (efeito intragrupo de 49,46%). Além disso, nota-se um efeito demográfico de 12,31% associado à diminuição da proporção da população com esse nível de escolaridade, de cerca de 33% em 2019 para 29,8% em 2023.

Quanto aos subgrupos por faixa etária, a maior contribuição para a redução da pobreza ocorreu entre pessoas de 15 a 24 anos. Porém, chamam a atenção os efeitos demográficos relativos a essa faixa etária, que representaram 2,26% da redução da pobreza. A proporção desse grupo na população total passou de 15,8% para 14,7%. Por outro lado, os efeitos demográficos foram negativos nas faixas acima de 35 anos, enquanto a participação desses grupos na população total aumentou entre 2019 e 2023.

Tais evidências podem estar relacionados ao processo de envelhecimento da população brasileira. De acordo com Neri e Hecksher (2021), a população de 15 a 29 anos de idade vem diminuindo sua participação relativa na população – as estimativas revisadas do IBGE de 2018 apontam que, até 2030, a participação desse grupo girará em torno de 20%. O estudo de Neri e Hecksher (2021) apresenta ainda dados sobre a redução da fecundidade e projeções de encolhimento da base da pirâmide etária populacional brasileira, estimando que haverá percentuais menores de pessoas nas faixas etárias abaixo de 50 anos até 2060.

Em seguida, analisou-se quanto do efeito intragrupo decorreu de um efeito marginal na redução da incidência da pobreza e quanto foi resultante da redução da intensidade da pobreza entre os pobres. Por região, dos 51,02% referentes ao efeito intragrupo que o Nordeste apresentou na redução da pobreza do Brasil, 43,68% resultaram do efeito incidência, enquanto 7,34% foram advindos do efeito intensidade. Nota-se, por esses resultados, que os avanços em termos de redução da pobreza no país foram proeminentes na região Nordeste não só em termos de saída de pessoas da situação de pobreza, mas também no que se refere à redução da intensidade.

Contudo, observaram-se reduzidas contribuições provenientes do efeito intensidade de algumas UFs (ver Tabela A6 do Apêndice). Por exemplo, Santa Catarina contribuiu com apenas 0,003%, Mato Grosso com 0,01%, Distrito Federal com 0,03% e Mato Grosso do Sul com 0,03%. Ressalta-se que não foram identificadas mudanças estatisticamente significativas nas medidas de intensidade dessas UFs durante o período, conforme a Tabela A5 do Apêndice. Cabe enfatizar que esse resultado pode estar relacionado tanto à estabilidade nas condições de privações quanto a um aumento da privação média entre os indivíduos que continuaram em situação de pobreza nesses estados.

Na área urbana, a contribuição pelo efeito incidência foi mais relevante (42,03%), enquanto pelo efeito intensidade houve pouca diferença em relação à área rural. Por sexo, observou-se maior contribuição pelo efeito incidência dos homens, indicando que mais indivíduos desse grupo saíram da pobreza, como já evidenciado na Tabela 7. Por cor, o efeito incidência da população preta e parda foi expressivo, contribuindo com 68,61% para a redução da pobreza multidimensional no Brasil, além da contribuição de 8,81% do efeito intensidade. Em relação à faixa etária, o grupo de 15 a 24 anos apresentou maior contribuição a partir do efeito incidência. Por outro lado, pelo efeito intensidade, a maior contribuição ocorreu na faixa de 35 a 49 anos.

Por escolaridade, observa-se maior contribuição pelo efeito incidência (43,7%) e efeito intensidade (5,76%) do grupo com Fundamental incompleto. Porém, cabe fazer um destaque para o grupo com nível Superior completo. Nota-se que sua principal contribuição foi proveniente do efeito intensidade, o que está em conformidade com a Tabela 7, na qual somente a variação na medida de intensidade (A) mostrou-se significativa para o período analisado.

Por fim, a decomposição de Shapley proposta por Roche (2013) possibilitou avaliar a contribuição de cada indicador (dimensão) para as mudanças da medida de incidência de pobreza ajustada ( $M_0$ ), por meio da redução da intensidade das privações entre os pobres.

Considerando, por exemplo, a decomposição de Shapley por região, observa-se que, do total de 11,32% em que o efeito intensidade contribuiu para a redução da pobreza no Brasil, 17,4% foram a partir do efeito sobre a dimensão Educação e acesso à internet e 1,81% foi pelo efeito sobre a dimensão Padrão de vida e serviços básicos, enquanto, na dimensão Emprego e renda, observou-se contribuição negativa de -7,90%. De acordo com Roche (2013), a decomposição a partir das dimensões ou indicadores mostra como o perfil das privações entre os pobres mudou.

A análise das mudanças nas taxas de privação não censuradas (*uncensored headcount ratio*) e censuradas (*censored headcount ratio*) da Tabela 6 já oferecia um indicativo sobre quais indicadores poderiam estar associados à redução da pobreza multidimensional no Brasil durante o período analisado.

Na seção anterior, observou-se uma melhoria expressiva do indicador de privações de acesso à internet (TIC) no Brasil. A decomposição mostrou que, no Nordeste, por exemplo, a redução da intensidade está relacionada principalmente à contribuição desse indicador e do indicador de insuficiência de renda.

De forma geral, os indicadores da dimensão Educação e acesso à internet contribuíram positivamente para a redução da intensidade da pobreza nos subgrupos durante o

período analisado. Por outro lado, observaram-se poucos avanços nos indicadores de Padrão de vida e serviços básicos. Destinação do lixo, Acesso a água e Densidade ajudaram a reduzir a intensidade da pobreza, mas o indicador de Saneamento básico contribuiu negativamente em todos os subgrupos, indicando maiores privações nesse indicador como efeito da redução dos demais.

Em relação à dimensão Emprego e renda, observou-se contribuição positiva do indicador de Insuficiência de renda para a diminuição da intensidade nos subgrupos e na maioria das UFs. As maiores contribuições ocorreram para o Nordeste, tanto para a área rural quanto para a população preta e parda.

Em contrapartida, a contribuição negativa no indicador de Desemprego e inatividade aponta que não houve maior redução da pobreza no país em razão do pouco avanço observado nas privações desse indicador durante o período. Cabe ressaltar que, na análise da Tabela 6 sobre as mudanças nas taxas de privação censuradas, registrou-se uma tímida redução das privações nesse indicador, ao passo que, em 2023, sua contribuição na composição do índice de pobreza multidimensional aumentou.

Dessa forma, os resultados da decomposição de Shapley evidenciam que a principal situação de privação enfrentada pelos pobres no Brasil diz respeito ao acesso ao mercado de trabalho, considerando todas as regiões e subgrupos analisados. As maiores contribuições negativas desse indicador foram observadas para a população preta e parda, para a região Nordeste e para a área urbana.

## **2.5 Considerações finais**

O presente estudo se propôs à construção de um Índice de Pobreza Multidimensional (IPM), valendo-se da metodologia de Alkire e Foster (2011), e à análise de seus componentes entre os anos de 2019 e 2023 no Brasil. Uma das principais vantagens da aplicação dessa metodologia foi a possibilidade de decompor a medida de pobreza multidimensional por subgrupos populacionais e pelas dimensões que a compõem. Ao analisar as mudanças da pobreza ao longo do tempo, essa propriedade permitiu compreender em que medida as mudanças nas privações associadas a cada dimensão (indicador) contribuíram para o quadro de pobreza no Brasil durante o período, bem como identificar de que forma essas transformações se manifestaram entre as diferentes regiões do país, UFs e subgrupos populacionais.

Os resultados fornecem evidências da diminuição da pobreza multidimensional no Brasil entre 2019 e 2023. Essa redução ocorreu em todas as regiões do país e, de forma geral, nos subgrupos populacionais analisados. As decomposições realizadas mostraram que a queda da pobreza foi impulsionada principalmente pela diminuição do número de pessoas em situação de pobreza na região Nordeste e pela redução da pobreza entre a população preta e parda e entre pessoas com Ensino Fundamental incompleto. Destacou-se, ainda, a relação entre a diminuição da população rural observada no período e a queda na pobreza rural.

Ademais, a abordagem possibilitou identificar quais carências afetam prioritariamente a população pobre e quais as mudanças ocorridas. Entre os principais avanços identificados, destacam-se as melhorias no acesso à internet e a redução da insuficiência de renda associada à pobreza extrema. Apesar desses progressos, o país ainda enfrenta grandes desafios para aprimorar a qualidade de vida da população. Entre as principais carências evidenciadas neste estudo, sobressaem aquelas relativas ao acesso ao mercado de trabalho.

Além disso, a pesquisa revelou uma distribuição desigual das privações enfrentadas pelos pobres em diferentes regiões e subgrupos populacionais. Nesse aspecto, ressalta-se que as políticas públicas devem considerar essas diferenças. Por exemplo, a política de enfrentamento à pobreza no Nordeste deve priorizar melhorias no acesso ao mercado de trabalho, e não apenas focalizar na privação de renda. Na região Norte, as condições de habitação e saneamento básico são as demandas mais urgentes. Nas demais regiões, possivelmente ainda sob efeito da crise decorrente da pandemia de covid-19, observou-se que as privações em trabalho e renda impactaram a intensidade da pobreza durante o período. Ou seja, cada uma das regiões e subgrupos populacionais requer políticas específicas, que levem em conta as diferentes dimensões para a redução das privações.

O estudo aponta, ainda, outros elementos para futuras pesquisas sobre a dinâmica da pobreza no Brasil nos próximos anos. Um deles diz respeito à tendência de diminuição da população rural e seus impactos na pobreza rural e urbana. Outro aspecto refere-se ao envelhecimento populacional e seus reflexos sobre as privações enfrentadas pela população idosa, bem como sobre o acesso a serviços básicos.

Em razão de restrições associadas à disponibilidade de dados, dimensões relevantes da pobreza multidimensional, tais como saúde, violência, exposição a riscos ambientais e proximidade com zonas contaminadas, não puderam ser incorporadas ao índice construído neste estudo. A ausência dessas dimensões impõe limitações sobre o alcance analítico do índice proposto, uma vez que tais fatores impactam o bem-estar, as oportunidades e a capacidade dos indivíduos.

No entanto, os resultados obtidos indicam a importância da adoção de uma medida oficial de pobreza multidimensional, que contemple, de forma mais abrangente, os múltiplos aspectos associados à qualidade de vida da população brasileira. Experiências de países que já adotaram um índice de pobreza multidimensional evidenciam que esse instrumento tem contribuído para o aprimoramento do desenho, do monitoramento e da focalização de políticas públicas de enfrentamento à pobreza (Serra; Maia; Yalonetzky, 2023; UNDP; OPHI, 2019). Assim, a implementação de um índice multidimensional oficial no Brasil poderia representar um avanço significativo no combate à pobreza, ao oferecer uma compreensão mais ampla do fenômeno e, sobretudo, ao favorecer a integração de estratégias e políticas públicas focalizadas em territórios e subgrupos específicos, contribuindo, portanto, para a implementação de ações mais eficazes voltadas à superação desse grave problema social.

### **3 FATORES INDIVIDUAIS E CONTEXTUAIS ASSOCIADOS ÀS MEDIDAS DE POBREZA MONETÁRIA E MULTIDIMENSIONAL NO BRASIL**

#### **3.1 Introdução**

Quem é pobre e como medir a pobreza? Essas são questões que permearam a literatura sobre pobreza e desenvolvimento econômico durante muito tempo. O uso de medidas de pobreza monetária, que é um indicador unidimensional, ainda é bastante frequente para se analisar o fenômeno. Nelas, o ponto de partida para a mensuração da pobreza é a insuficiência de renda, uma vez que os recursos monetários constituem o meio pelo qual as famílias acessam, via mercados, os bens e serviços que lhes proporcionam bem-estar.

Contudo, existe um consenso crescente de que as medidas de pobreza multidimensional podem descrever o bem-estar social de indivíduos e famílias de forma mais completa e fidedigna. A pobreza medida por essa perspectiva utiliza indicadores não monetários, que objetivam refletir o baixo padrão de vida de uma parcela da população, bem como a privação das capacidades e dos direitos básicos (Barros; Carvalho; Franco, 2006; Feres; Villatoro, 2013; Medeiros, 2012; Sen, 2000).

A partir de 1970, o entendimento acerca da pobreza não monetária ganhou impulso, levando ao desenvolvimento de novas abordagens para a medição da pobreza, para além dos critérios de renda. Em relatórios de organismos internacionais, como OIT, ONU, UNESCO e outros, passou-se a dar ênfase às ‘necessidades básicas’, incluindo educação, habitação, saneamento, entre outras. De acordo com Spicker, Leguizamón e Gordon (2007), o conceito de necessidades básicas estruturou o debate sobre o desenvolvimento humano e estabeleceu os fundamentos para a literatura latino-americana sobre a pobreza. Além disso, a abordagem das capacidades de Sen contribuiu de forma significativa para o entendimento da pobreza como um fenômeno complexo e multidimensional.

No que se refere às medidas de caráter multidimensional, o grande problema esteve atrelado ao desenvolvimento de indicadores sintéticos que fossem conceitual e operacionalmente satisfatórios. Os esforços nesse sentido tiveram como resultado a criação do Índice de Desenvolvimento Humano (IDH) pelo Programa das Nações Unidas para o Desenvolvimento (PNUD) em 1990. Embora tenha incorporado outros indicadores relativos às condições de vida, não se restringindo apenas à renda, o índice não permitia que as incidências de pobreza dos países pudessem ser monitoradas e comparadas. Posteriormente, o PNUD propôs um novo índice, denominado Índice de Pobreza Humana (IPH), e suas variantes IPH-1,

para países em vias de desenvolvimento, e IPH-2, para países industrializados, porém com grandes limitações quanto aos aspectos metodológicos (Rocha, 2006; Feres; Mancero, 2001).

As iniciativas para o desenvolvimento de índices que refletissem a pobreza multidimensional deram origem, na década de 1980, à metodologia das Necessidades Básicas Insatisfeitas (NBI) na América Latina. Em período mais recente, resultaram no Índice de Pobreza Multidimensional (MPI global), desenvolvido pela Oxford Poverty and Human Development Initiative (OPHI), em colaboração com o PNUD, em 2010, com base na abordagem das capacidades de Sen e estruturado na metodologia Alkire e Foster (2011).

Além das discussões acerca do conceito e das formas de mensuração, outra vertente de estudos sobre pobreza refere-se à investigação de seus determinantes. As abordagens teóricas que buscam compreender a pobreza por essa perspectiva estão agrupadas em três categorias: nível macro ou estrutural, nível micro ou individual e nível contextual. A perspectiva em nível macro ou estrutural entende que certos fatores do sistema econômico, político e social contribuem para que as pessoas tenham acesso limitado a oportunidades e recursos. Já a abordagem do nível individual sustenta que a pobreza pode ser atribuída a características e comportamentos individuais. Por fim, a abordagem contextual busca compreender a pobreza considerando os fatores contextuais ou de vizinhança (Peng *et al.*, 2019).

De um modo geral, observa-se um amplo volume de estudos sobre pobreza no Brasil voltados à mensuração e ao monitoramento, com crescente desenvolvimento de pesquisas dedicadas à abordagem multidimensional. As análises voltadas aos seus determinantes são mais escassas, porém vêm se ampliando em períodos recentes.

Os estudos sobre os determinantes da pobreza no Brasil abrangem, sobremaneira, aspectos individuais e domiciliares (Balbino; Cruz; Antigo, 2021; Barros; Camargo; Mendonça, 1996; Marcelinho; Cunha, 2024; Mattos; Santos, 2018; Ribas, 2006). Publicações mais recentes têm dado ênfase, também, a fatores contextuais (Medeiros; Oliveira, 2020; Medeiros *et al.*, 2021; Schiavon; Oliveira, 2021), porém limitados à pobreza monetária. Dessa forma, observa-se que há uma lacuna na literatura no que se refere à análise conjunta de fatores individuais e contextuais na investigação dos determinantes da pobreza, considerando, de forma comparativa, as abordagens monetária e multidimensional.

Portanto, de maneira a contribuir com a literatura, este ensaio tem o objetivo de mensurar a pobreza monetária e multidimensional do Brasil e estimar seus determinantes em níveis individuais e contextuais a partir da aplicação do método de regressão logística multinível. Essa abordagem tem a vantagem de proporcionar uma análise sistemática de como covariáveis medidas em diferentes níveis afetam a pobreza e de como as interações entre

covariáveis medidas em níveis distintos podem estar associadas à probabilidade de pobreza de uma família.

O estudo verificou a hipótese de que a pobreza (monetária e multidimensional) é influenciada por fatores em diferentes níveis. Em um primeiro nível, as características individuais e domiciliares são determinantes para a condição de pobreza de uma família. Adicionalmente, essa condição também é explicada por fatores contextuais das localidades onde elas residem, incluindo a composição setorial, as condições do mercado de trabalho e o desenvolvimento social, com efeitos diferenciados para as áreas rurais e urbanas. Dessa forma, o estudo foi conduzido utilizando informações individuais provenientes dos microdados da Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios Contínua (PNADC) para o ano de 2019, e complementado por dados de diversas outras fontes, os quais foram agregados por estratos geográficos de residência das famílias investigadas.

A escolha do ano de 2019 justifica-se pela disponibilidade das bases de dados necessárias à agregação das variáveis por estratos geográficos no momento da realização da pesquisa. Ademais, optou-se por utilizar um ano anterior à pandemia de covid-19, a fim de evitar possíveis distorções decorrentes de efeitos conjunturais e excepcionais sobre os resultados obtidos.

Este capítulo está estruturado em cinco seções, incluindo esta introdução. A segunda seção apresenta uma revisão da literatura sobre os aspectos metodológicos das abordagens monetária e multidimensional da pobreza, os determinantes da pobreza e os estudos empíricos que utilizaram a metodologia de regressão multinível. Em seguida, são apresentadas a metodologia e a descrição dos dados, assim como as variáveis selecionadas. Na quarta seção, expõem-se os resultados da pesquisa e a correspondente discussão. Na quinta e última seção, seguem-se as considerações finais deste estudo.

### **3.2 Revisão da literatura**

Esta seção apresenta uma breve revisão da literatura que fundamenta a análise empírica desenvolvida neste ensaio. Inicialmente, destacam-se as diferenças metodológicas entre as abordagens monetária e multidimensional para a mensuração da pobreza. Em seguida, discutem-se os principais elementos destacados pela literatura acerca dos determinantes da pobreza no Brasil, abrangendo aspectos individuais, domiciliares e contextuais. Por fim, revisam-se estudos empíricos recentes, nacionais e internacionais, que empregam modelos de regressão multinível para a análise dos determinantes da pobreza em diferentes níveis. No

contexto brasileiro, esses estudos têm se concentrado predominantemente na pobreza monetária, o que reforça a necessidade de ampliação da análise para uma perspectiva multidimensional do fenômeno.

### ***3.2.1 As abordagens monetária e multidimensional da pobreza: aspectos metodológicos***

A ampla discussão e a variedade de definições sobre o fenômeno da pobreza levaram ao surgimento de diversas abordagens para a sua medição. Entre elas, destacam-se os métodos diretos e indiretos, as abordagens unidimensional e multidimensional, e as noções de pobreza absoluta e relativa (Feres; Villatoro, 2013).

De acordo com Rocha (2006), a discussão sistemática sobre pobreza teve início nos países desenvolvidos no período do pós-Guerra, com ênfase em seu caráter relativo. A partir de então, os debates passaram a incorporar o tema, levando em consideração os diferentes níveis de desenvolvimento social e produtivo e englobando as noções de pobreza absoluta e relativa.

Entende-se por pobreza absoluta a condição em que as necessidades vinculadas ao mínimo vital não são atendidas, estando associada às questões de sobrevivência física. Já a pobreza relativa está relacionada às necessidades a serem satisfeitas em função do modo de vida predominante em determinada sociedade, onde o mínimo vital já está garantido. Em países de renda média, como o Brasil, a abordagem com foco na pobreza absoluta ainda é importante devido às condições adversas de sobrevivência enfrentadas por uma parcela significativa da população (Rocha, 2006).

Os principais métodos para se medir a pobreza absoluta são os diretos e os indiretos (Feres; Villatoro, 2013). No método direto, são identificados como pobres aqueles que não conseguem satisfazer as suas necessidades básicas, como moradia, alimentação e demais requisitos essenciais. Esse foi um enfoque muito utilizado na literatura latino-americana das Necessidades Básicas Insatisfeitas (NBI), abordagem surgida na década de 1980. De acordo com Feres e Mancero (2001), a metodologia das NBI consistia em verificar se os domicílios atendiam a uma série de necessidades previamente estabelecidas, considerando pobres aqueles que não as satisfaziam.

Já o método indireto baseia-se na definição de linhas de pobreza<sup>6</sup>, que delimitam o valor mínimo de renda ou gasto necessário para garantir um padrão de vida adequado. Assim,

---

<sup>6</sup> As linhas de pobreza mais difundidas – as expressas em dólares por dia – tiveram origem no relatório intitulado *World Development Report 1990*, do Banco Mundial, em que se estabeleceu a linha de pobreza de 1 US\$ PPC/dia, com base nas linhas nacionais de pobreza dos países mais pobres do mundo (Chen; Ravallion, 2008).

é considerado pobre o indivíduo cuja renda se situa abaixo da linha de pobreza estabelecida (Feres; Villatoro, 2013). Nesse caso, o método baseia-se no enfoque monetário da pobreza.

No entanto, a partir do reconhecimento da multidimensionalidade da pobreza, emergiu a necessidade de incorporar outros aspectos, como a privação das capacidades, o acesso limitado a direitos básicos e a restrição ao exercício da cidadania. Assim, o desenvolvimento de metodologias de caráter multidimensional seguiu por dois caminhos: estratégias empíricas e estratégias orientadas por axiomas (Feres; Vilatoro, 2013).

A metodologia Alkire e Foster (2011) ampliou a extensão dos axiomas utilizados na métrica monetária, como as medidas de Foster, Greer e Thorbecke (FGT). Contudo, o avanço da proposta de Alkire e Foster (2011) diz respeito à aplicação de um método direto na identificação e mensuração dos pobres multidimensionais, não se tratando de um agregado de outros indicadores, como o Índice de Pobreza Humana (IPH).

Em relação à mensuração da pobreza, seja na abordagem monetária (unidimensional), seja no método multidimensional, estão previstas duas etapas principais: a identificação de quem é pobre e a agregação da informação sobre a pobreza na população, permitindo, assim, contabilizar o nível de pobreza (Alkire *et al.*, 2015; Medeiros, 2012).

A etapa da identificação consiste em distinguir os pobres do restante da população, sendo que a unidade de análise do estudo pode ser o indivíduo ou a família/domicílio. Considerando as abordagens unidimensional e multidimensional, é importante demarcar as diferenças entre ambas. No método unidimensional, famílias ou pessoas pobres são aquelas em que a variável unidimensional, como, por exemplo, a renda familiar *per capita*, está abaixo de uma linha de pobreza. Estudos com foco na pobreza monetária adotam essa perspectiva (Alkire *et al.*, 2015; Medeiros, 2012).

Por outro lado, na abordagem multidimensional, a pobreza está atrelada a múltiplas variáveis, como, por exemplo, renda, escolaridade, estado de saúde, ocupação, entre outras. Dessa forma, a identificação da população pobre representa um exercício bem mais complexo. Nessa etapa, é importante estabelecer critérios bem definidos, pois uma pessoa privada em quaisquer das dimensões citadas pode não necessariamente ser pobre (Alkire *et al.*, 2015; Medeiros, 2012).

A definição das dimensões relevantes e dos indicadores que devem ser utilizados para representar cada uma delas constitui um grande desafio. Segundo Barros, Carvalho e Franco (2006, p. 9), “de todas as etapas do processo de construção de um indicador de pobreza multidimensional, essa é uma em que a literatura menos avançou”. De acordo com os autores, a literatura ainda não possui uma definição normativa sobre quais dimensões e indicadores são

os mais adequados para caracterizar a pobreza, de modo que essa definição deve seguir uma estratégia eminentemente pragmática e empírica.

Quanto à etapa da agregação, esta visa reunir as informações individualizadas para determinar o nível de pobreza de um grupo ou população, o que requer a definição do índice de pobreza a ser adotado. Na literatura, muitos índices foram formulados para medir a pobreza, seja unidimensional, seja multidimensional. Na abordagem unidimensional, o conjunto de indicadores mais tradicional foi proposto por Foster, Greer e Thorbecke (1984), que introduziram um índice que viria a ficar conhecido como índice FGT, o qual permite, além da identificação da proporção de pobres, calcular a intensidade e a severidade da pobreza.

De outro modo, na mensuração da pobreza multidimensional, identificam-se dois problemas de agregação: um relativo à agregação das dimensões e outro referente à agregação da pobreza das pessoas ou famílias que formam o universo de análise (Barros; Carvalho; Franco, 2006). Nesse caso, após a definição das dimensões e indicadores, é preciso definir como eles serão agregados. Em se tratando de uma agregação linear, basta atribuir um peso a cada indicador e a cada dimensão (Barros; Carvalho; Franco, 2006). Para a agregação da informação sobre a pobreza na população, há diversas metodologias com esse objetivo.

Entre os métodos de agregação da pobreza multidimensional, destacam-se os trabalhos de Bourguignon e Chakravarty (2003), que propuseram uma classe de medidas de pobreza multidimensionais com o objetivo de estender a família de índices de Foster, Greer e Thorbecke (FGT) e abordar as inter-relações entre as dimensões e os indicadores. Atkinson (2003) vinculou a literatura axiomática emergente sobre medidas de pobreza multidimensionais à literatura de “contagem” implementada na Europa, defendendo que as medidas de contagem fossem mais conectadas com a economia do bem-estar. Por fim, Alkire e Foster (2011) propuseram uma medida de pobreza multidimensional baseada nos processos de identificação e agregação, além de buscarem uma medida amparada pelos mesmos axiomas da abordagem unidimensional.

### ***3.2.2 Os determinantes da pobreza no Brasil***

A pobreza não é uma condição facilmente identificável, uma vez que decorre de um conjunto de várias circunstâncias (Spicker; Leguizamón; Gordon, 2007). Diversos fatores podem estar correlacionados, entre eles as características regionais, comunitárias, familiares ou individuais. Compreender esses determinantes permite que se desenvolvam estratégias e políticas voltadas a atenuar ou mesmo eliminar esse problema social, na opinião de Barros,

Camargo e Mendonça (1996).

Na análise de como a pobreza pode estar associada à estrutura familiar, estudos sobre determinantes da pobreza abordam fatores como o tamanho do agregado familiar, a estrutura etária dos membros da família, a educação, o sexo do chefe da família e o grau de participação na força de trabalho. Por exemplo, a quantidade de membros que compõem a família e a idade de cada um fornecem informações sobre a taxa de dependência dos membros do domicílio que não estão ocupados no mercado de trabalho em relação àqueles que estão ocupados. Assim, espera-se que a pobreza possa estar associada a uma alta taxa de dependência no agregado familiar (Haughton; Khandker, 2009). Os estudos de Tran *et al.* (2022) e Garza-Rodriguez (2021) apresentam evidências nesse sentido para outros países.

Nesse aspecto, Barros, Camargo e Mendonça (1996) consideram que os determinantes da pobreza no Brasil estão relacionados à capacidade de geração de renda da família. Os autores apontam uma série de fatores que aumentam a probabilidade de uma família ser pobre, entre eles os fatores demográficos e o grau de utilização da capacidade de geração de renda da família. Um exemplo ilustrado pelos autores é o seguinte: famílias com grande número de crianças e idosos e cujos membros têm baixa produtividade e trabalham em ocupações pouco produtivas, tendem a apresentar maior probabilidade de serem pobres. Além disso, seu nível de pobreza também será maior do que o de famílias com proporção menor de crianças e idosos entre seus dependentes e cujos membros têm baixa qualificação, mas estão ocupados em postos de trabalho de elevada produtividade.

Quanto à idade, a probabilidade de pobreza tende a ser maior entre os mais jovens. Espera-se que a renda de um indivíduo seja baixa quando ele é jovem em razão da pouca experiência profissional, mas que aumente à medida que ele adquire experiência e comece a diminuir na medida em que ele envelhece, devido à queda na produtividade causada pelo declínio das condições de saúde (Garza-Rodriguez, 2021). Sobre esse aspecto, o estudo de Mukherje e Benson (2003) observou que famílias chefiadas por indivíduos mais velhos em áreas rurais do Malawi, mantendo-se as demais variáveis constantes, tendem a ser mais pobres do que aquelas chefiadas por indivíduos mais jovens.

A escolaridade, por sua vez, está relacionada ao capital humano do indivíduo. O aumento do capital humano contribui para uma maior produtividade e renda, de modo que a pobreza apresenta relação inversa com o nível de escolaridade (Garza-Rodriguez *et al.*, 2021). O estudo de Brito e Dathein (2025) mostra que o nível educacional é um fator relevante na redução das chances de pobreza no Brasil. Em 2023, as chances de pobreza dos chefes de família com mais de 13 anos de estudo eram 88,71% menores do que as chances entre aqueles

sem instrução ou com até um ano de estudo.

Outro resultado esperado é que domicílios chefiados por mulheres sejam mais pobres do que os chefiados por homens (Haughton; Khandker, 2009). Analisando dados da Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios (PNAD) de 1992, 1997 e 2002, Ribas (2005) observou que o efeito da diferença de sexo do chefe de família sobre a probabilidade de pobreza relativa urbana é maior que o efeito da diferença de cor. O autor constatou que famílias chefiadas por mulheres apresentaram um risco relativo maior de pobreza do que as chefiadas por negros. O estudo de Marcelinho e Cunha (2024), por sua vez, constatou que as chances de pobreza multidimensional são menores nos domicílios chefiados por mulheres, embora as chances de pobreza monetária sejam maiores, concluindo que este fato pode estar associado aos menores rendimentos que as mulheres recebem em geral.

Haughton e Khandker (2009) apontam, ainda, que as características específicas de cada região correlacionam-se, de diferentes formas, com a pobreza. A incidência de pobreza pode ser alta em áreas caracterizadas por condições climáticas adversas ou áreas isoladas (no caso, áreas rurais), marcadas por serviços públicos inadequados, comunicação e infraestrutura frágeis, bem como mercados subdesenvolvidos. Além disso, a desigualdade em suas diversas formas – de renda, de gênero e de etnia – pode afetar, sobremaneira, a pobreza no nível regional (ou nacional).

De forma geral, a literatura considera a desigualdade como um dos principais determinantes da pobreza no Brasil (Araújo; Marinho; Campêlo, 2017; Araújo; Tabosa; Khan, 2012; Manso; Barreto; Tebaldi, 2006). Barros, Henriques e Mendonça (1999) ressaltam que o país não está entre os mais pobres do mundo, porém o elevado grau de desigualdade na distribuição dos recursos contribui para a intensidade da pobreza. Dessa forma, os autores destacam que a estrutura da desigualdade na distribuição de renda e nas oportunidades de inclusão econômica e social apresenta-se como um dos principais determinantes da pobreza no Brasil.

Além da desigualdade em termos de distribuição de renda, existe também um forte componente regional nessa desigualdade (Manso; Barreto; Tebaldi, 2006; Rocha, 2006). No ano de 2019, por exemplo, a região Nordeste respondeu por 27,2% do total populacional do país, porém concentrou cerca de 56,8% das pessoas em condição de extrema pobreza (pela linha de US\$ 1,90 PPC) e 47,1% das pessoas abaixo da linha de pobreza (US\$ 5,50 PPC). O Sudeste, por outro lado, embora seja a região mais populosa do país, respondeu por 20% da população na condição de extrema pobreza e 27% na condição de pobreza (IBGE, 2020).

O debate predominante sobre a questão regional, baseado no pensamento

estruturalista, parte do pressuposto de que as desigualdades regionais no Brasil têm raízes históricas e, de alguma forma, relacionam-se à persistência da pobreza entre as diferentes áreas do território nacional. A clássica análise de Furtado (2007) em *Formação econômica do Brasil* é fundamental para a compreensão de como a sucessão de acontecimentos históricos, desde o período colonial, levou à decadência econômica e ao atraso estrutural da região Nordeste, bem como à articulação de um novo centro dinâmico nas regiões Sul e Sudeste. Furtado (2002) ressalta que o Brasil se configura como um território dotado de unidade política e cultural, porém descontínuo e heterogêneo do ponto de vista econômico.

Outra visão é sustentada por Pessoa (2001). Ao discutir sobre a desigualdade de renda *per capita* entre as regiões brasileiras, o autor argumenta que uma região é pobre devido a características embutidas nos moradores da região, ou seja, é majoritariamente povoada por indivíduos com características que se correlacionam com baixos níveis de renda. Dessa forma, Pessoa entende que a baixa renda *per capita* de algumas regiões é um problema social, e não regional, defendendo, portanto, que as políticas de desenvolvimento regional sejam focadas no indivíduo, através de investimentos em educação, saúde e infraestrutura (bens públicos), em vez de priorizarem subsídios ao capital privado.

Já na opinião de Rands (2012), as disparidades regionais brasileiras decorrem das diferenças na disponibilidade de capital humano entre as regiões. Essas diferenças surgiram historicamente, perpetuaram-se e, segundo o autor, não há forças de mercado que levem à sua eliminação natural. Em regiões onde os pais apresentam menor nível de escolaridade, têm menos recursos e são mais pobres, as gerações subsequentes terão menor nível de instrução, havendo, assim, uma perpetuação de desigualdades regionais determinadas pela baixa qualificação da população.

As evidências encontradas em estudos sobre determinantes da pobreza no Brasil indicam que, em termos regionais, é menor a probabilidade de pobreza entre as famílias das regiões Sul, Sudeste e Centro-Oeste. Por outro lado, a incidência da pobreza é historicamente mais elevada nas regiões Norte e Nordeste (Rocha, 2006). Em seu estudo, Ribas (2006) atribui esse cenário tanto a efeitos diretos de características não observadas dessas localidades quanto às características próprias das famílias que nelas residem. Já pesquisas que utilizam métodos de análise espacial destacam a heterogeneidade da pobreza no âmbito intrarregional, mesmo em regiões ou estados caracterizados por baixos níveis de pobreza (Silva; Leite, 2017; Silva; Borges; Parré, 2014; Medeiros; Neto, 2011).

Para além das disparidades regionais e intrarregionais, a compreensão da pobreza exige também a distinção entre os contextos urbano e rural, uma vez que ela tende a se

manifestar com maior intensidade no meio rural. Kageyama e Hoffman (2006) observaram que a extrema pobreza, definida pelos autores como a combinação entre baixa renda e ausência dos três equipamentos básicos (água canalizada, banheiro e luz elétrica), estaria associada ao subdesenvolvimento regional, com maior incidência na região Nordeste e em áreas rurais.

Analisando a pobreza sob uma abordagem multidimensional, Costa e Costa (2016) observaram que, nas áreas rurais, as maiores carências se concentraram na região Nordeste; por outro lado, nos espaços urbanos, a situação mais preocupante foi observada na região Sudeste. Dessa forma, os autores ressaltam que as políticas de combate à pobreza devem considerar os diferentes cenários locais, para que as ações sejam definidas de acordo com o perfil produtivo e/ou social das localidades.

### ***3.2.3 Evidências empíricas que utilizam o método de regressão multinível***

As aplicações mais recentes do modelo multinível para o estudo dos determinantes da pobreza indicam que esse método pode ser o mais apropriado quando há diferenças de natureza contextual, regional ou local a serem avaliadas.

Kim, Lee e Lee (2010), por exemplo, investigaram os fatores que contribuem para a pobreza de 13 países ocidentais industrializados com diferentes tipos de regime: liberal, corporativista e social-democrata. De acordo com os autores, os países selecionados eram semelhantes em termos de desenvolvimento econômico e estrutura do mercado de trabalho, no entanto diferentes nos aspectos institucionais e quanto à redistribuição dos recursos econômicos que refletem na pobreza. Assim, os fatores institucionais, o nível de gastos públicos com a seguridade social e o domínio dos partidos de esquerda foram as variáveis utilizadas para representar as diferenças entre os países. O estudo aplicou o modelo multinível para analisar simultaneamente os fatores em níveis micro e macro que podem afetar o *status* de pobreza de uma família. Os resultados encontrados pelos autores revelaram que todas as variáveis em nível micro estiveram significativamente relacionadas à pobreza. Por outro lado, das variáveis de nível macro, apenas a porcentagem do PIB em gastos sociais públicos apresentou relação significativa com o nível de pobreza, inclusive observando-se relação negativa entre ambas. Portanto, evidencia-se que a inclusão das variáveis de nível macro é importante para explicar a incidência da pobreza desses países, dadas as diferenças contextuais observadas.

Chen, Leu e Wang (2019) utilizaram a modelagem multinível para investigar determinantes da pobreza multidimensional em Taiwan. Os dados foram estruturados em dois níveis: indivíduos e cidades/condados. As variáveis de nível micro foram as convencionais para

estudos de determinantes da pobreza. Quanto às variáveis de nível macro, foram considerados: o nível de urbanização, a relação serviço-manufatura, o índice de envelhecimento e a relação emprego-população. Os resultados encontrados pelos autores demonstraram que as múltiplas dimensões de privação variam entre cidades e condados de acordo com fatores de nível micro. Os autores ainda ressaltaram que os resultados da análise pela abordagem multidimensional, com a aplicação da modelagem multinível, permitiram evidenciar a heterogeneidade regional da pobreza multidimensional e que as políticas para a redução da pobreza deveriam ser determinadas de acordo com as características e condições locais.

Tran *et al.* (2022) empregaram a metodologia de modelagem de regressão multinível para examinar a pobreza multidimensional na zona rural do Vietnã. Além de variáveis em nível domiciliar, os autores consideraram também os fatores regionais, incluindo informações de comunas e províncias do Vietnã no estudo. Os resultados encontrados mostraram que variáveis de nível individual, como etnia, educação, capital social, atividades não agrícolas e emprego público, foram importantes na redução da probabilidade de pobreza e no número de dimensões de privação. No nível macro, constatou-se que viver em províncias com maior nível de desenvolvimento econômico, maior densidade populacional e maior integração internacional aumenta as chances de os domicílios escaparem da pobreza multidimensional e de renda. Os autores concluíram, também, que investigar os determinantes da pobreza por meio da metodologia de regressão de nível único pode ocultar efeitos contextuais não observáveis que são relevantes para os formuladores de políticas.

No contexto brasileiro, as aplicações da metodologia multinível para os estudos de pobreza foram realizadas por Medeiros e Oliveira (2020), Medeiros *et al.* (2021) e Schiavon e Oliveira (2021). Medeiros e Oliveira (2020) investigaram a relação entre acesso à infraestrutura e pobreza e se essa relação varia de acordo com as características contextuais dos municípios no que diz respeito às condições de vida da população e à estrutura produtiva e do mercado de trabalho. Os autores consideraram variáveis em dois níveis para estimar o modelo: domiciliar e municipal. Os principais resultados encontrados indicaram que o acesso à infraestrutura diminui o nível de pobreza domiciliar. Por outro lado, a pobreza é reforçada em contextos municipais com maior proporção de residentes em zona rural e trabalhadores do setor agrícola, população mais elevada, menor taxa de fecundidade e alta desigualdade de renda.

Medeiros *et al.* (2021), por sua vez, realizaram um estudo com o objetivo de avaliar o efeito dos investimentos em infraestrutura sobre a pobreza dos domicílios no Brasil. Para isso, basearam suas análises nos microdados do Censo Demográfico de 2010 e em variáveis de infraestrutura nos níveis municipal e estadual. Os autores utilizaram modelos logísticos

multiníveis em três níveis: domicílios (nível 1), características dos municípios (nível 2) e características dos estados (nível 3). Os resultados mostraram que um aumento de 1% na oferta de infraestrutura estadual (composta pelos setores de energia elétrica e telecomunicações) e na oferta de infraestrutura municipal (composta pelos setores de internet e saneamento) reduz em 18% e 7%, respectivamente, a probabilidade de pobreza dos domicílios. Os resultados também indicaram importantes heterogeneidades espaciais na pobreza domiciliar, já que os coeficientes de correlação intraclasses apontaram semelhanças no comportamento de domicílios localizados no mesmo município e de municípios pertencentes ao mesmo estado.

Schiavon e Oliveira (2021) realizaram um estudo sobre a pobreza relativa domiciliar nos municípios brasileiros em diferentes contextos socioeconômicos. Para isso, aplicaram diferentes metodologias, incluindo os modelos multiníveis (hierárquicos), considerando amostras de domicílios em distintas faixas de renda e englobando determinantes de caráter domiciliar e locacional. Os resultados mostraram que as variáveis locais explicam uma parcela significativa da variação da renda domiciliar *per capita*. Além disso, as autoras constataram que a relação entre renda domiciliar *per capita* e fatores locais e locais é heterogênea ao longo da distribuição de renda. Dessa forma, enfatizam a necessidade do uso de especificações e/ou métodos que ponderem a interdependência locacional dos domicílios.

### 3.3 Metodologia

O presente estudo foi desenvolvido em duas etapas. Na primeira, o objetivo foi identificar e mensurar a pobreza em sua forma monetária e multidimensional, com base nos dados da Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios Contínua (PNADC) referentes ao ano de 2019 e disponibilizados pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE). Nessa fase, foram realizadas as estimativas de pobreza para os 146 estratos geográficos, conforme as especificações do IBGE (2022), que passou a disponibilizar os indicadores da PNADC desagregados por estratos de municípios a partir de 2022, ampliando, assim, as possibilidades de análise desses indicadores em mais recortes geográficos<sup>7</sup>.

Para tanto, adotou-se o método FGT, proposto por Foster, Greer e Thorbecke

---

<sup>7</sup> De acordo com o IBGE (2022, p. 3), os estratos foram formados “para que contenham Municípios com alguma similaridade ou com alguma relação entre eles e para que as áreas definidas pelos estratos tenham algum significado geográfico e possam ser utilizadas como domínios de interesse”. Apesar disso, cabe frisar que os estratos podem ocultar, em certa medida, desigualdades intramunicipais relevantes.

(1984), para os procedimentos de identificação e mensuração da pobreza monetária, enquanto para a pobreza multidimensional utilizou-se o método Alkire-Foster (AF). De forma complementar, foram elaborados mapas para a apresentação dos resultados da distribuição da pobreza entre os estratos geográficos.

Na segunda etapa, o propósito foi analisar como fatores individuais e contextuais se relacionam com a probabilidade de uma família estar em situação de pobreza, seja ela na sua forma monetária, seja multidimensional. Para isso, foram estimados múltiplos modelos com base no método de regressão logística multinível em dois níveis, considerando a estrutura hierárquica dos dados analisados. A variável dependente de cada modelo foi a condição de pobreza (monetária ou multidimensional) de uma amostra de 150.362 famílias dos 146 estratos geográficos analisados. As variáveis explicativas de primeiro nível consistiram nas características individuais de cada família, e as variáveis de segundo nível capturaram os aspectos do contexto econômico e social dos estratos municipais onde elas residem.

### ***3.3.1 Etapa 1: identificação e mensuração da pobreza monetária e multidimensional***

Esta subseção descreve os procedimentos metodológicos adotados na identificação e mensuração da pobreza monetária e multidimensional, com ênfase no método FGT (Foster; Greer; Thorbecke, 1984), utilizado neste estudo. Apresenta-se também um esclarecimento sobre a medida de pobreza multidimensional adotada.

#### ***3.3.1.1 O método FGT***

O indicador de pobreza monetária foi calculado com base na medida de rendimento domiciliar *per capita*, a partir dos microdados da PNADC de 2019, e na linha de pobreza definida pelo Banco Mundial de US\$ 6,85 PPC por dia (equivalentes a R\$ 665 por mês, em valores de 2023)<sup>8</sup>.

Considerando um conjunto de indivíduos com rendimentos, indexados por  $i = 1, \dots, I$ , e o rendimento total de um indivíduo  $i$  como a soma dos rendimentos desse indivíduo provenientes de diferentes fontes (trabalho, aposentadorias, transferências), indexadas por

---

<sup>8</sup> A renda domiciliar *per capita* mensal média foi atualizada para valores reais de 2023. Para o cálculo, foi utilizado o deflator disponibilizado na PNADC.

$j=1, \dots, J$ , o rendimento total de um indivíduo  $i$  pode ser expresso como  $Y_i = \sum_{j=1}^J Y_{ij}$ .

A medida de rendimento domiciliar *per capita* para cada indivíduo  $i$  é obtida pela razão entre a soma de rendimentos individuais entre os membros do domicílio pelo número de membros do respectivo domicílio, dado por  $n$ , de modo que:

$$Y_i = \frac{i}{n} \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J Y_{ij}$$

Considerando uma linha de pobreza  $z$  e o rendimento domiciliar *per capita*  $Y_i$ , o indivíduo é considerado pobre se  $y_i < z$ .

A etapa de agregação da medida da pobreza monetária dos 146 estratos geográficos fundamentou-se na abordagem unidimensional proposta por Foster, Greer e Thorbecke (1984), doravante índice FGT, que permite mensurar a proporção de pobres, a intensidade da pobreza e a sua severidade. De forma geral, o índice FGT pode ser obtido a partir da seguinte expressão:

$$P_\alpha = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^q \left( \frac{z - y_i}{lp} \right)^\alpha$$

Nessa expressão,  $N$  é o tamanho da população,  $q$  é o número de pobres,  $z$  é o valor da linha de pobreza e  $y_i$  é a renda domiciliar *per capita*. Vale observar que a expressão leva em conta o hiato de pobreza do indivíduo  $i$ , portanto os pobres serão aqueles em que  $z - y_i > 0$  (Foster; Greer; Thorbecke, 1984; Medeiros, 2012).

O índice  $P_\alpha$  assume diferentes resultados a partir da definição do coeficiente  $\alpha$ , que representa um parâmetro de aversão à pobreza. Quando  $\alpha = 0$ , obtém-se a medida de proporção de pobres. Se  $\alpha = 1$ , tem-se a medida de intensidade da pobreza. Já quando  $\alpha = 2$ , obtém-se a medida de hiato quadrático médio ou severidade da pobreza, que representa a incidência, a intensidade da pobreza e a desigualdade entre os pobres (Foster; Greer; Thorbecke, 1984; Medeiros, 2012).

A medida de interesse do indicador de pobreza monetária foi a proporção de pobres, em que  $\alpha = 0$ . Multiplicado por 100, o indicador fornece a taxa de pobreza monetária na forma percentual.

### 3.3.1.2 O método Alkire-Foster (AF)

A identificação e a mensuração da pobreza multidimensional fundamentaram-se na aplicação da metodologia Alkire e Foster (2011). Os procedimentos para a construção do índice de pobreza multidimensional, incluindo a seleção das dimensões (Educação e acesso à internet, Padrão de vida e serviços básicos, e Emprego e renda) e os correspondentes indicadores, bem como os testes de robustez prévios, estão detalhados na subseção 2.3.1 do primeiro capítulo desta tese. Para este ensaio, foi realizado um teste de robustez adicional que considerou a classificação dos 146 estratos geográficos analisados. Os resultados obtidos (disponíveis nas Tabelas A7 e A8 do Apêndice) indicam a robustez do índice de pobreza multidimensional e sua adequação para o estudo proposto.

### ***3.3.2 Etapa 2: estimação dos modelos de regressão***

Esta subseção apresenta o método de regressão logística multinível empregado neste estudo, bem como os procedimentos adotados para a estimação dos modelos e a descrição das variáveis incluídas na análise.

#### *3.3.2.1 O modelo de regressão logística multinível*

Para analisar a probabilidade de uma família estar em situação de pobreza (monetária ou multidimensional), foram estimados múltiplos modelos pelo método de regressão logística multinível para ambos os casos. A estrutura básica de um modelo multinível pode ser representada da seguinte forma:

$$Y_{ij} = \beta_{0j} + \beta_{1j}X_{ij} + e_{ij} \quad e_{ij} \sim N(0, \sigma_e^2) \quad [1]$$

Nessa expressão,  $y_{ij}$  representa o resultado para o primeiro nível, indexado por  $i$ , com  $i = 1, \dots, n$ , indicando o nível individual (as famílias representadas pelos chefes do domicílio), e o segundo nível, indexado por  $j$ , com  $j = 1, \dots, m$  (referindo-se aos estratos geográficos). O termo  $X_{ij}$ , por sua vez, representa um conjunto de variáveis preditoras para o primeiro nível. O intercepto  $\beta_{0j}$  e a inclinação  $\beta_{1j}$  são variáveis aleatórias, mas nessa estrutura assumem os mesmos valores dentro de cada agrupamento do segundo nível, podendo variar entre os diferentes grupos. No contexto do presente estudo, esses coeficientes são “fixos” para

cada estrato geográfico, mas assumem a forma de coeficientes aleatórios entre os estratos.

Tais coeficientes aleatórios requerem equações para o segundo nível da forma:

$$\beta_{0j} = \gamma_{00} + \gamma_{01}W_j + v_{0j} \quad [2a]$$

$$\beta_{1j} = \gamma_{10} + \gamma_{11}W_j + v_{1j} \quad [2b]$$

Nessas expressões, os coeficientes  $\gamma_{00}$  e  $\gamma_{10}$  representam, respectivamente, os valores esperados do intercepto e da inclinação de cada grupo;  $\gamma_{01}$  e  $\gamma_{11}$  captam o efeito de variáveis contextuais das unidades do segundo nível, dadas por  $W_j$ ; e  $v_{0j}$  e  $v_{1j}$  são componentes aleatórias dos termos de intercepto e inclinação.

Substituindo as expressões [2a] e [2b] em [1], tem-se:

$$Y_{ij} = (\gamma_{00} + \gamma_{01}W_j + v_{0j}) + (\gamma_{10} + \gamma_{11}W_j + v_{1j})X_{ij} + e_{ij}$$

$$Y_{ij} = \underbrace{\gamma_{00} + \gamma_{10}X_{ij} + \gamma_{01}W_j + \gamma_{11}W_jX_{ij}}_{\text{efeitos fixos}} + \underbrace{v_{1j}X_{ij} + v_{0j} + e_{ij}}_{\text{efeitos aleatórios}} \quad [3]$$

Conforme destacado por Goldstein (2011), modelos tradicionais ignoram a interação entre variáveis em diferentes níveis no componente de efeitos fixos e as interações entre termos de erro e variáveis no componente de efeitos aleatórios. Além disso, se as variâncias dos termos aleatórios  $v_{0j}$  e  $v_{1j}$  forem estatisticamente diferentes de zero, procedimentos tradicionais de estimação dos parâmetros do modelo, como mínimos quadrados ordinários, não serão adequados.

Um modelo logístico multinível de dois níveis é equivalente ao modelo [3], com exceção da variável resposta, que passa por uma transformação, como sugerem Guo e Zhao (2000). Supondo que, neste estudo, são utilizadas amostras de dados de famílias (nível 1), agrupadas por estratos geográficos (nível 2), a variável dependente assume a propriedade binária que contém a informação sobre a condição de pobreza ou não para cada família. Dessa forma, define-se a probabilidade de uma família ser pobre como  $p_{ij} = Pr(Y_{ij} = 1)$ , sendo  $p_{ij}$  modelado por uma função de ligação logística. Assim, o modelo de dois níveis [4] pode ser reescrito como:

$$\log \left[ \frac{p_{ij}}{(1 - p_{ij})} \right] = \gamma_{00} + \gamma_{10}X_{ij} + \gamma_{01}W_j + \gamma_{11}W_jX_{ij} + \nu_{1j}X_{ij} + \nu_{0j} \quad [4]$$

Observa-se que a variância residual usual de nível mais baixo  $e_{ij}$  não está incluída na equação do modelo porque faz parte da especificação da distribuição de erros, de acordo com Hox (2017).

A função densidade de probabilidade em [4] é semelhante a uma regressão logística comum. Desse modo, a regressão segue uma estimativa por máxima verossimilhança, e a solução requer macro e microinterações numéricas. O modelo pode ser interpretado em termos de razões de chances e de probabilidades previstas, sendo possível obter também a correlação intraclasse (ICC) (Guo; Zhao, 2000; Hox, 2017).

A correlação intraclasse (ICC) é um parâmetro que pode ser interpretado como a correlação entre dois indivíduos escolhidos aleatoriamente dentro de um mesmo grupo, ou como a fração da variabilidade total atribuível ao nível de grupo, de acordo com Snijders e Bosker (2012). No modelo logístico de dois níveis de intercepto aleatório e com variância do intercepto  $\tau_0^2$ , é obtida pela equação

$$ICC = \rho_I = \frac{\tau_0^2}{\tau_0^2 + \pi^2/3}$$

Para cada abordagem da pobreza (monetária e multidimensional), foram estimados seis modelos distintos. O primeiro foi o modelo multinível nulo, conhecido como modelo somente com intercepto ou modelo vazio, cuja característica é a ausência de variáveis explicativas ao ser estimado. Neste caso, contém apenas grupos aleatórios e variação aleatória dentro dos grupos. O modelo nulo é utilizado como referência para avaliar a adequação da estrutura multinível para o estudo proposto, além de servir como base de comparação para modelos subsequentes (Hox, 2017).

O Modelo 1 foi estimado incluindo apenas variáveis relacionadas às características individuais do chefe de família e do domicílio. Posteriormente, o modelo foi expandido com a estimação do Modelo 2, adicionando-se variáveis contextuais dos estratos geográficos. Nos modelos seguintes, foram incorporados efeitos de interação entre níveis, visando analisar como as variáveis contextuais se relacionam com a área de localização do domicílio (rural/urbana). As interações foram realizadas em blocos temáticos das variáveis contextuais dos estratos geográficos. A organização dos blocos está detalhada na subseção 3.3.2.2.

### 3.3.2.2 Dados e variáveis dos modelos de regressão

A aplicação da metodologia de regressão multinível para estudos de pobreza no Brasil ainda é pouco explorada. Dessa forma, a escolha das variáveis explicativas para compor o estudo foi baseada em referenciais teóricos e empíricos que investigaram, sob diferentes abordagens, a relação entre as condições de vida e pobreza e os fatores individuais e contextuais.

As características individuais das famílias em condição ou não de pobreza tiveram como base os chefes dos domicílios, cujas variáveis se referem a características como sexo, cor, faixa etária, escolaridade e situação conjugal (morando com cônjuge ou companheiro). Além disso, consideraram-se as características do domicílio, como localização (urbana ou rural) e razão de dependência demográfica. As variáveis mencionadas constituem o primeiro nível do modelo multinível, sendo categorizadas como variáveis individuais, conforme descrição presente no Quadro 4.

Quadro 4 – Descrição das variáveis utilizadas nos modelos de regressão logística multinível

(continua)

Variáveis	Descrição	Fonte	Referência
<i>Variáveis dependentes</i>			
Pobreza monetária	Família pobre monetária = 1, 0 caso contrário	PNADC	
Pobreza multidimensional	Família pobre multidimensional = 1, 0 caso contrário	PNADC	
<i>Variáveis individuais</i>			
Sexo	<i>Dummy</i> = 1 se a pessoa de referência/chefe for mulher, 0 se homem	PNADC	Medeiros e Oliveira (2020)
Cor	<i>Dummy</i> = 1 se a pessoa de referência/chefe for autodeclarada preta ou parda (inclui também indígenas), 0 caso contrário (brancos ou asiáticos)	PNADC	Medeiros e Oliveira (2020)
Faixa etária	Conjunto de <i>dummies</i> referentes a grupos etários definidos da seguinte forma: 18-29 anos, 30-49 anos 50-64 anos e 65 anos ou mais. Categoria de referência: 30-49 anos	PNADC	Marcelinho e Cunha (2024)
Escolaridade	<i>Dummies</i> para o nível educacional mais elevado cursado pelo indivíduo: Fundamental completo, Médio completo, Superior completo. Categoria de referência: sem instrução ou Fundamental incompleto	PNADC	Marcelinho e Cunha (2024)
Sit conjugal	<i>Dummy</i> = 1 se a pessoa de referência/chefe mora com companheiro(a), 0 caso contrário	PNADC	Kim, Lee e Lee (2010)
Área	Localização do domicílio: zona rural = 1, zona urbana = 0	PNADC	Marcelinho e Cunha (2024)
Razao dep	(nº de membros de até 14 anos + nº de membros com 65 anos ou mais)/tamanho da família	PNADC	Tran <i>et al.</i> (2022)
<i>Variáveis contextuais</i>			
Va agro per	Valor Adicionado Bruto da agropecuária <i>per capita</i>	IBGE	Medeiros <i>et al.</i> (2021)

(conclusão)

Variáveis	Descrição	Fonte	Referência
Va ind per	Valor Adicionado Bruto da indústria <i>per capita</i>	IBGE	Medeiros <i>et al.</i> (2021)
Va serv per	Valor Adicionado Bruto de serviços <i>per capita</i> (exceto administração, defesa, educação e saúde públicas, e seguridade social)	IBGE	Medeiros <i>et al.</i> (2021)
Tx desocup	Taxa de desocupação das pessoas de 14 anos de idade ou mais (%)	PNADC	Kim, Lee e Lee (2010)
Tx informal	Proporção dos trabalhadores assalariados sem carteira de trabalho assinada, incluindo empregadores sem CNPJ, conta própria sem CNPJ, trabalhadores domésticos sem carteira e trabalhadores familiares auxiliares	PNADC	Schiavon e Oliveira (2021)
Gini	Desigualdade de renda medida pelo índice de Gini da distribuição do rendimento domiciliar <i>per capita</i>	PNADC	Medeiros e Oliveira (2020); Tran <i>et al.</i> (2022)
Ideb_mun	Média do Ideb dos municípios referente ao ensino público de nível Fundamental (anos iniciais e finais) e Médio	INEP	Barros, Camargo e Mendonça (1996)
PBolsa_fam	Percentual de cobertura das famílias do Bolsa Família (dezembro de 2019) com base na estimativa de famílias pobres do Censo do IBGE de 2010	VIS DATA/MDS	Santos (2013)
PBPC	Percentual de beneficiários do BPC inscritos no Cadastro Único	VIS DATA/MDS	Santos (2013)

Fonte: Elaborado pela autora.

As variáveis de segundo nível, denominadas variáveis contextuais, referem-se às estruturas econômicas e sociais dos 146 estratos geográficos. As informações contidas nesse conjunto de variáveis foram obtidas a partir de três blocos de dados contextuais representativos: a) composição setorial – valor adicionado *per capita* dos setores agropecuário, industrial e de serviços; b) condições do mercado de trabalho – taxa de desocupação e informalidade; e c) desenvolvimento social – desigualdade de renda, qualidade da educação (mediante indicadores do Índice de Desenvolvimento da Educação Básica – Ideb) e acesso a políticas de transferência de renda (Bolsa Família e Benefício de Prestação Continuada – BPC). Ressalta-se que, para a estimação dos modelos, procedeu-se à padronização de todas as variáveis contínuas, mantendo-se as variáveis binárias em sua escala original.

### 3.4 Resultados e discussão

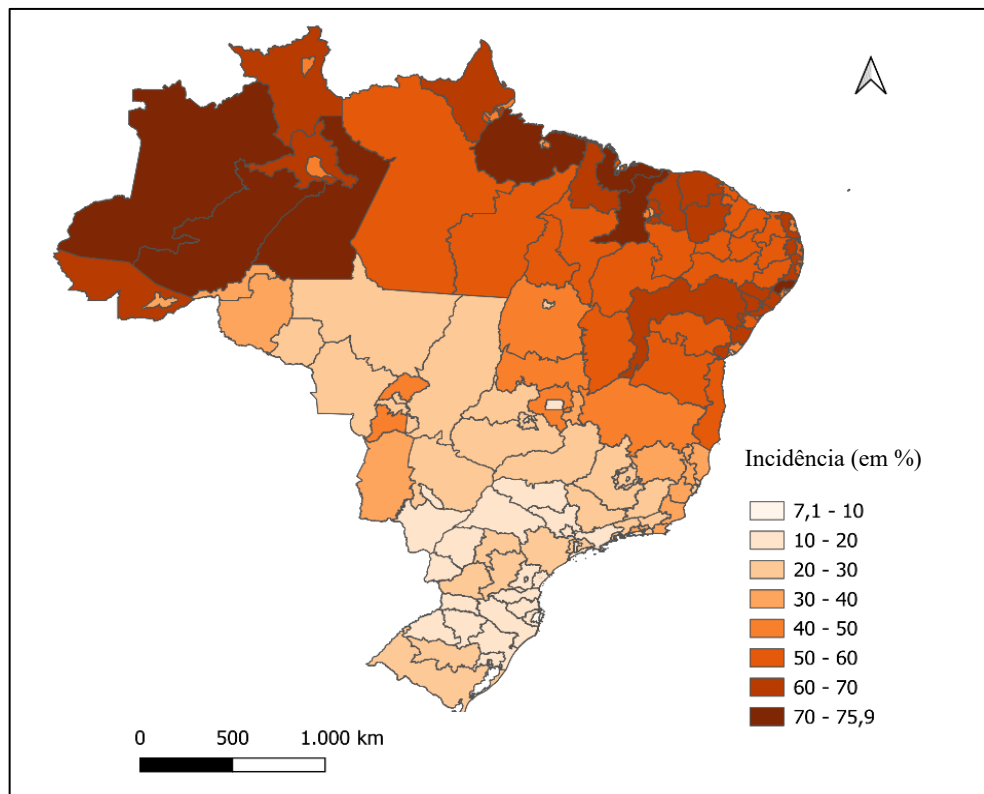
Esta seção está organizada em cinco partes. A primeira apresenta a distribuição da pobreza monetária e multidimensional entre os estratos geográficos por meio de mapas ilustrativos, permitindo identificar as áreas de maior incidência da pobreza no território nacional. A segunda parte reúne as estatísticas descritivas das variáveis utilizadas nos modelos estimados neste estudo. A terceira dedica-se à análise dos resultados, com ênfase na adequação dos modelos multiníveis ao estudo empírico. Na quarta parte, discutem-se os resultados

associados às características individuais e domiciliares, enquanto, na quinta e última parte, são analisados os resultados referentes aos fatores contextuais.

### 3.4.1 Distribuição da pobreza entre os estratos geográficos

As Figuras 3 e 4 mostram a distribuição espacial da incidência da pobreza nas abordagens monetária e multidimensional, respectivamente. Nota-se que as taxas de pobreza em ambas as situações se distribuem de forma heterogênea no território nacional. Os estratos geográficos com maior incidência de pobreza, nas duas abordagens, estão concentrados nas regiões Norte e Nordeste do país, corroborando os resultados de estudos mais recentes que utilizaram medidas monetárias e não monetárias para analisar a pobreza, como os de Serra, Maia e Yalonetzky (2023) e Marcelinho e Cunha (2024).

Figura 3 – Pobreza monetária nos estratos geográficos, Brasil (2019)

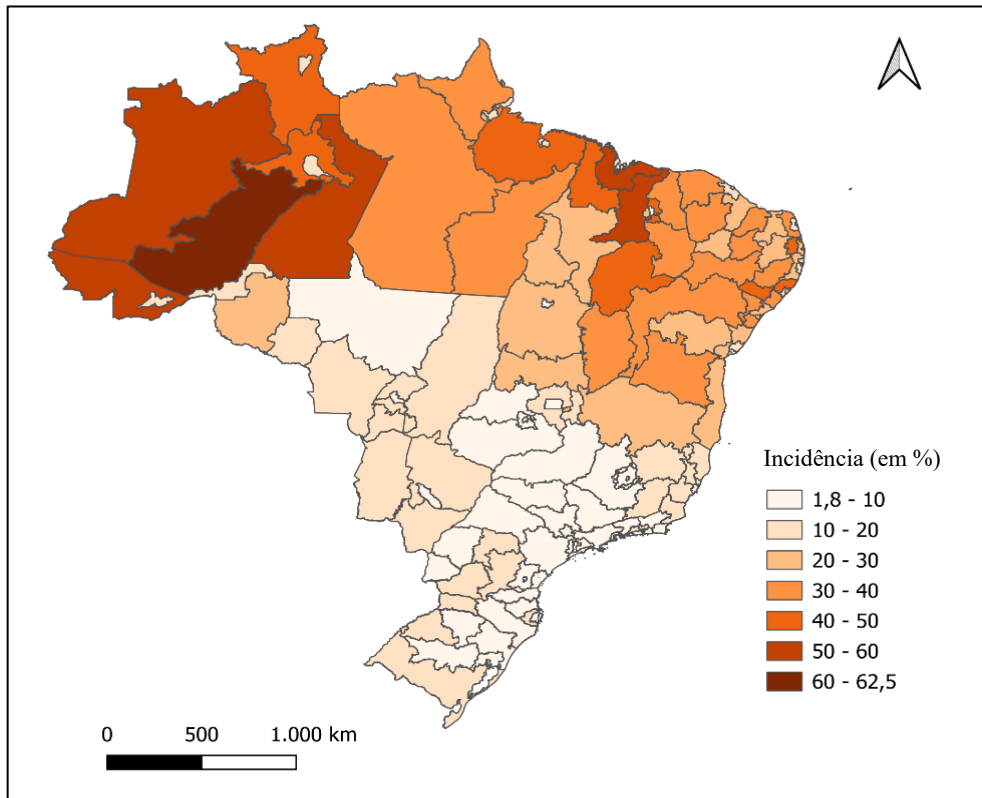


Fonte: Elaboração própria, a partir dos dados da pesquisa.

Segundo Serra, Maia e Yalonetzky (2023), Maranhão e Piauí apresentaram os piores indicadores entre as Unidades da Federação (UFs), conforme os dados de 2019. Porém, quando os dados são desagregados por estratos geográficos, observa-se que a situação no

Maranhão é particularmente mais preocupante no estrato do Litoral e Baixada Maranhense e no Leste Maranhense. Inclusive, o estrato do Litoral e Baixada Maranhense apresentou a maior incidência de pobreza monetária (75,87%) do país e a segunda maior incidência de pobreza multidimensional (57,82%).

Figura 4 – Pobreza multidimensional nos estratos geográficos, Brasil (2019)



Fonte: Elaboração própria, a partir dos dados da pesquisa.

Já no Piauí, os indicadores monetário e multidimensional foram mais elevados no estrato do Entorno Metropolitano de Teresina. O estado de Alagoas também apresenta uma situação preocupante, em especial no estrato do Litoral Norte e Mata de Alagoas.

Os estratos do Vale do Rio Purus (AM), Vale do Rio Juruá e Rio Negro (AM), assim como o Vale do Rio Madeira/Nhamunda (AM), destacam-se por apresentarem os maiores índices de pobreza monetária e multidimensional na região Norte. Ressalta-se que o Vale do Rio Purus registra a mais alta incidência de pobreza multidimensional no país, com 62,46% de sua população vivendo nessa condição.

Na região Centro-Oeste, a pobreza monetária apresentou níveis mais elevados nos estratos Integrada de Brasília em Goiás (43,12%) e Norte de Goiás (41,31%). O Norte de Goiás também apresentou os níveis mais elevados de pobreza multidimensional da região, seguido do

estrato Colar Metropolitano de Cuiabá.

Na região Sudeste, o Norte de Minas Gerais foi o estrato que apresentou os mais elevados níveis de pobreza monetária (47,94%) e multidimensional (24,58%) da região. A pobreza monetária foi acentuada também nos estratos do Arco Metropolitano de Nova Iguaçu (RJ) e Arco Metropolitano de Duque de Caxias (RJ).

O Sul foi a região que apresentou os menores níveis de pobreza. As taxas da medida monetária variaram de 7,11% a 28,79%, enquanto as do índice multidimensional oscilaram entre 1,79% e 17,3%. Os estratos do Centro e Sul Oriental do Paraná (28,79%) e Centro e Sul Ocidental do Paraná (28,15%) foram os que apresentaram os maiores indicadores de pobreza monetária. Já para a pobreza multidimensional, Centro e Sul Ocidental do Paraná (17,3%) e Colar Metropolitano de Florianópolis (14,15%) registraram os maiores índices. Os resultados de todos os estratos estão disponíveis na Tabela A9 do Apêndice.

### 3.4.2 Estatísticas descritivas

As Tabelas 9 e 10 apresentam as estatísticas descritivas das variáveis referentes às características individuais dos chefes das famílias e dos domicílios. Na Tabela 11, estão disponíveis as estatísticas das variáveis contextuais dos estratos geográficos. Observa-se que cerca de 30% da amostra é composta por famílias em situação de pobreza monetária. Na condição de pobreza multidimensional, esse número gira em torno de 19%.

Tabela 9 – Tabela de contingência: famílias em condição de pobreza monetária e multidimensional

		Pobreza monetária		Total
		Não pobre	Pobre	
Pobreza multidimensional	Não pobre	0,633	0,174	0,808
	Pobre	0,064	0,128	0,192
	<b>Total</b>	<b>0,697</b>	<b>0,303</b>	<b>1,000</b>

Fonte: Elaborada pela autora, com base nos microdados da PNADC.

A proporção de famílias simultaneamente pobres nos dois aspectos pode ser verificada na Tabela 9. Nota-se que 12,8% da amostra é composta por famílias em situação de pobreza monetária e multidimensional. Mesmo com a adoção de diferentes dimensões e indicadores para a construção da medida de pobreza multidimensional e da linha de pobreza monetária, o resultado está em concordância com o estudo de Serra, Maia e Yalonetzky (2023),

no qual se observa, com base nos dados de 2019, que, no Brasil, aproximadamente 13% da população é pobre sob as duas óticas.

Tabela 10 – Estatísticas descritivas das variáveis individuais e domiciliares (2019)

Variável	Total		Pobre monetário		Pobre multidim.		Não pobre	
	Média	DP	Média	DP	Média	DP	Média	DP
Pobre monetário	0,303	0,459	1,000	0,000	0,668	0,471	0,000	0,000
Pobre multidimensional	0,192	0,394	0,424	0,494	1,000	0,000	0,000	0,000
Sexo								
homem	0,540	0,498	0,508	0,500	0,589	0,492	0,544	0,498
mulher	0,460	0,498	0,492	0,500	0,411	0,492	0,456	0,498
Cor								
branca	0,395	0,489	0,241	0,427	0,248	0,432	0,475	0,499
preta ou parda	0,605	0,489	0,759	0,427	0,752	0,432	0,525	0,499
Faixa etária								
18 a 29 anos	0,106	0,308	0,156	0,362	0,095	0,293	0,092	0,289
30 a 49 anos	0,402	0,490	0,506	0,500	0,378	0,485	0,378	0,485
50 a 64 anos	0,292	0,455	0,257	0,437	0,364	0,481	0,292	0,455
65+ anos	0,199	0,399	0,082	0,274	0,163	0,370	0,238	0,426
Escolaridade								
Sem instru./Fund. inc.	0,466	0,499	0,604	0,489	0,821	0,384	0,354	0,478
Fundamental completo	0,128	0,335	0,155	0,362	0,085	0,279	0,125	0,330
Médio completo	0,273	0,445	0,218	0,413	0,084	0,277	0,323	0,468
Superior completo	0,133	0,340	0,022	0,148	0,010	0,102	0,198	0,399
Situação conjugal								
companheiro	0,625	0,484	0,665	0,472	0,607	0,488	0,616	0,486
sem companheiro	0,375	0,484	0,335	0,472	0,393	0,488	0,384	0,486
Área								
rural	0,266	0,442	0,408	0,491	0,636	0,481	0,153	0,360
urbana	0,734	0,442	0,592	0,491	0,364	0,481	0,847	0,360
Razão de dependência demográfica	0,306	0,315	0,309	0,245	0,313	0,309	0,300	0,335

Fonte: Elaborada pela autora, com base nos microdados da PNADC.

Observa-se ainda que, em todas as situações, a maioria dos domicílios da amostra é chefiada por homens, na faixa etária de 30 a 49 anos. Além disso, nota-se que a pobreza é prevalente entre os chefes pretos ou pardos, com cerca de 75% das pessoas pobres, em ambas as óticas, fazendo parte desse grupo. Entre os pobres monetários e multidimensionais, a maioria é composta por chefes sem instrução ou com Ensino Fundamental incompleto.

Em relação à situação conjugal, cerca de 62% dos chefes viviam com seus cônjuges, porém, entre os pobres monetários, esse número ficou em torno de 66%. Quanto à localização do domicílio, 73,4% estavam na área urbana. Contudo, entre as famílias em situação de pobreza monetária e multidimensional, 40,8% e 63,6%, respectivamente, moravam nas áreas rurais.

Apenas 15,3% das famílias rurais não se encontravam em situação de pobreza.

Tabela 11 – Estatísticas descritivas das variáveis contextuais (2019)

Variável	Média	DP	Mínimo	Máximo
Va agro per	1.833,87	2.453,41	0,988	12.756,56
Va ind per	5.961,92	4.916,37	548,06	25.490,80
Va serv per	14.406,45	9.592,28	2.132,35	43.131,60
Tx desocup (%)	11,59	3,83	5,04	21,47
Tx informal (%)	44,70	13,54	25,06	80,49
Gini	0,49	0,05	0,37	0,61
Ideb mun	4,75	0,54	3,56	5,68
PBolsa fam (%)	90,14	20,38	45,49	159,21
PBPC (%)	5,96	2,00	1,62	14,35

Fonte: Elaborada pela autora.

Em relação às variáveis contextuais, verifica-se que a atividade econômica com maior valor médio do valor adicionado *per capita* foi o setor de serviços (14.406,45). Por outro lado, os valores médios relativos à atividade agropecuária estão entre os mais baixos, principalmente em estratos geográficos com baixíssima representatividade da agropecuária, alta densidade populacional e essencialmente urbanos. Um exemplo é o caso do estrato de Belo Horizonte, que apresentou o menor valor adicionado *per capita*. Segundo o IBGE, a estimativa populacional nesse estrato foi de cerca de 2,51 milhões de habitantes em 2019, enquanto o valor adicionado da atividade agropecuária, no mesmo período, foi de 2,48 milhões.

De forma geral, as estatísticas descritivas evidenciam uma forte heterogeneidade entre os estratos geográficos quanto à composição setorial, ao mercado de trabalho e aos fatores sociais. Na média, os domicílios da amostra se localizavam em estratos geográficos com 11,59% de taxa de desocupação, taxa de informalidade em torno de 44,7%, índice de Gini em 0,49, taxa de cobertura do Bolsa Família em 90,14% e percentual de 5,96% de beneficiários do BPC no Cadastro Único.

### 3.4.3 Resultados e adequação dos modelos multiníveis

As Tabelas 12 e 13 apresentam os resultados dos modelos logísticos multiníveis para a pobreza monetária e multidimensional, respectivamente. Na etapa inicial da análise, examinou-se a adequação dos modelos a partir da comparação entre as diferentes especificações estimadas.

Tabela 12 – Estimativas das razões de chance de pobreza monetária no Brasil (2019)

Termo	Modelo 0	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 3	Modelo 4	Modelo 5
<i>Efeitos fixos</i>						
(Intercept)	0.42*** (0.37 - 0.48)	0.83** (0.73 - 0.94)	0.76*** (0.72 - 0.81)	0.77*** (0.72 - 0.81)	0.76*** (0.72 - 0.81)	0.76*** (0.72 - 0.81)
Sexo mulher		1.54*** (1.5 - 1.58)	1.54*** (1.5 - 1.58)	1.54*** (1.49 - 1.58)	1.54*** (1.5 - 1.59)	1.54*** (1.5 - 1.58)
Cor preta ou parda		1.33*** (1.29 - 1.37)	1.32*** (1.28 - 1.36)	1.32*** (1.28 - 1.36)	1.32*** (1.28 - 1.36)	1.32*** (1.28 - 1.36)
Faixa etaria18-29		1.43*** (1.37 - 1.49)	1.43*** (1.37 - 1.49)	1.42*** (1.36 - 1.48)	1.42*** (1.37 - 1.49)	1.42*** (1.37 - 1.49)
Faixa etaria50-64		0.52*** (0.5 - 0.54)	0.52*** (0.5 - 0.54)	0.52*** (0.5 - 0.54)	0.52*** (0.5 - 0.54)	0.52*** (0.5 - 0.54)
Faixa etaria65+		0.05*** (0.04 - 0.05)	0.05*** (0.04 - 0.05)	0.05*** (0.04 - 0.05)	0.05*** (0.04 - 0.05)	0.05*** (0.04 - 0.05)
Fundamental.completo		0.62*** (0.6 - 0.65)	0.62*** (0.6 - 0.65)	0.62*** (0.6 - 0.65)	0.62*** (0.6 - 0.65)	0.62*** (0.6 - 0.65)
Medio.completo		0.31*** (0.3 - 0.32)	0.31*** (0.3 - 0.32)	0.31*** (0.3 - 0.32)	0.31*** (0.3 - 0.32)	0.31*** (0.3 - 0.32)
Superior.completo		0.06*** (0.06 - 0.07)	0.06*** (0.06 - 0.07)	0.06*** (0.06 - 0.07)	0.06*** (0.06 - 0.07)	0.06*** (0.06 - 0.07)
Sit conjugal		1.06*** (1.03 - 1.1)	1.06*** (1.03 - 1.1)	1.06*** (1.03 - 1.1)	1.06*** (1.03 - 1.1)	1.06*** (1.03 - 1.1)
Area rural		1.54*** (1.49 - 1.59)	1.53*** (1.49 - 1.58)	1.52*** (1.46 - 1.58)	1.48*** (1.42 - 1.53)	1.51*** (1.45 - 1.57)
Razao dep pad		1.71*** (1.67 - 1.74)	1.71*** (1.67 - 1.74)	1.71*** (1.67 - 1.74)	1.71*** (1.67 - 1.74)	1.71*** (1.67 - 1.74)
Va agro per pad			0.94** (0.9 - 0.98)	0.96 (0.92 - 1.01)	0.94** (0.9 - 0.98)	0.94** (0.9 - 0.98)
Va ind per pad			0.98 (0.93 - 1.03)	0.99 (0.94 - 1.04)	0.98 (0.94 - 1.03)	0.98 (0.93 - 1.03)
Va serv per pad			0.84*** (0.77 - 0.91)	0.85*** (0.78 - 0.92)	0.83*** (0.77 - 0.9)	0.84*** (0.77 - 0.91)
Tx desocup pad			1.2*** (1.14 - 1.26)	1.2*** (1.14 - 1.26)	1.22*** (1.16 - 1.28)	1.2*** (1.14 - 1.26)
Tx informal pad			1.46*** (1.33 - 1.59)	1.45*** (1.33 - 1.58)	1.41*** (1.29 - 1.54)	1.45*** (1.33 - 1.58)
Gini pad			1.12*** (1.06 - 1.18)	1.12*** (1.06 - 1.18)	1.11*** (1.06 - 1.18)	1.1** (1.04 - 1.16)
Ideb mun pad			0.99 (0.94 - 1.04)	0.99 (0.94 - 1.04)	0.99 (0.94 - 1.05)	0.99 (0.93 - 1.04)
PBolsa fam pad			1.07* (1.01 - 1.13)	1.07* (1.01 - 1.13)	1.07* (1.01 - 1.13)	1.07* (1.01 - 1.14)
PBPC pad			1.02 (0.97 - 1.08)	1.03 (0.97 - 1.09)	1.02 (0.97 - 1.08)	1.04 (0.98 - 1.1)
Area rural:Va agro per pad				0.93*** (0.9 - 0.96)		
Area rural:Va ind per pad				0.96* (0.92 - 0.99)		
Area rural:Va serv per pad				0.96 (0.91 - 1.01)		
Area rural:Tx desocup pad					0.96* (0.93 - 0.99)	
Area rural:Tx informal pad					1.09*** (1.06 - 1.12)	
Area rural:gini pad						1.08** (1.03 - 1.13)
Area rural:Ideb mun pad						1.01 (0.97 - 1.05)
Area rural:PBolsa fam pad						0.98 (0.94 - 1.03)
Area rural:PBPC pad						0.93** (0.89 - 0.98)
<i>Efeitos aleatórios</i>						
Var (Estratos de municípios)	0.696	0.521	0.049	0.049	0.049	0.05
ICC	0.175	0.137	0.015	0.015	0.015	0.015
AIC	164055.15	136885.69	136581.48	136546.62	136555.03	136563.25
BIC	164074.99	137014.66	136799.74	136794.64	136793.13	136821.19
logLik	-82025.6	-68429.8	-68268.7	-68248.3	-68253.5	-68255.6

Nota: Valores representam as razões de chance com intervalos de confiança de 95% entre parênteses.

\*\*\*  $p < 0,001$ ; \*\*  $p < 0,01$ ; \*  $p < 0,05$ .

Observações = 150362, Grupos (Estratos geográficos) = 146.

Tabela 13 – Estimativas das razões de chance de pobreza multidimensional no Brasil (2019)

Termo	Modelo 0	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 3	Modelo 4	Modelo 5
<i>Efeitos fixos</i>						
(Intercept)	0.2*** (0.17 - 0.23)	0.31*** (0.27 - 0.35)	0.28*** (0.26 - 0.3)	0.29*** (0.27 - 0.31)	0.29*** (0.27 - 0.31)	0.29*** (0.26 - 0.31)
Sexo mulher		1.04* (1 - 1.08)	1.04* (1 - 1.08)	1.04* (1 - 1.07)	1.04* (1.01 - 1.08)	1.04* (1.002 - 1.07)
Cor preta ou parda		1.22*** (1.17 - 1.27)	1.21*** (1.16 - 1.25)	1.2*** (1.16 - 1.25)	1.21*** (1.16 - 1.25)	1.2*** (1.16 - 1.25)
Faixa etaria18-29		1.14*** (1.08 - 1.21)	1.14*** (1.08 - 1.21)	1.14*** (1.07 - 1.21)	1.14*** (1.08 - 1.21)	1.14*** (1.08 - 1.21)
Faixa etaria50-64		1.31*** (1.26 - 1.36)	1.31*** (1.26 - 1.36)	1.31*** (1.26 - 1.36)	1.31*** (1.26 - 1.36)	1.31*** (1.26 - 1.36)
Faixa etaria65+		0.28*** (0.27 - 0.3)	0.28*** (0.27 - 0.3)	0.28*** (0.27 - 0.3)	0.28*** (0.27 - 0.3)	0.28*** (0.27 - 0.3)
Fundamental.completo		0.3*** (0.28 - 0.31)	0.3*** (0.28 - 0.31)	0.3*** (0.28 - 0.31)	0.3*** (0.28 - 0.31)	0.3*** (0.28 - 0.31)
Medio.completo		0.15*** (0.15 - 0.16)	0.15*** (0.15 - 0.16)	0.15*** (0.15 - 0.16)	0.15*** (0.15 - 0.16)	0.15*** (0.15 - 0.16)
Superior.completo		0.05*** (0.05 - 0.06)	0.05*** (0.05 - 0.06)	0.05*** (0.05 - 0.06)	0.05*** (0.05 - 0.06)	0.05*** (0.05 - 0.06)
Sit conjugal		0.61*** (0.59 - 0.63)	0.61*** (0.59 - 0.63)	0.61*** (0.58 - 0.63)	0.61*** (0.58 - 0.63)	0.61*** (0.59 - 0.63)
Area rural		4.57*** (4.41 - 4.73)	4.53*** (4.38 - 4.69)	4.08*** (3.9 - 4.27)	4.1*** (3.94 - 4.26)	4.34*** (4.16 - 4.54)
Razao dep pad		1.25*** (1.23 - 1.28)	1.25*** (1.23 - 1.28)	1.25*** (1.23 - 1.28)	1.25*** (1.22 - 1.28)	1.25*** (1.23 - 1.28)
Va agro per pad			1.03 (0.98 - 1.09)	1.04 (0.98 - 1.1)	1.04 (0.98 - 1.1)	1.04 (0.98 - 1.1)
Va ind per pad			0.97 (0.91 - 1.04)	1.02 (0.95 - 1.09)	0.98 (0.91 - 1.04)	0.97 (0.91 - 1.04)
Va serv per pad			0.77*** (0.69 - 0.87)	0.8*** (0.71 - 0.9)	0.76*** (0.68 - 0.85)	0.77*** (0.69 - 0.87)
Tx desocup pad			1 (0.93 - 1.07)	1 (0.93 - 1.08)	1.06 (0.99 - 1.14)	1 (0.93 - 1.07)
Tx informal pad			1.34*** (1.19 - 1.52)	1.33*** (1.18 - 1.5)	1.22** (1.08 - 1.38)	1.32*** (1.17 - 1.49)
Gini pad			1.1* (1.02 - 1.19)	1.09* (1.01 - 1.17)	1.09* (1.01 - 1.17)	1.06 (0.99 - 1.15)
Ideb mun pad			0.93* (0.86 - 1)	0.93 (0.87 - 1.01)	0.93 (0.87 - 1)	0.9** (0.83 - 0.97)
PBolsa fam pad			1.02 (0.94 - 1.11)	1.02 (0.95 - 1.11)	1.02 (0.94 - 1.11)	1.01 (0.93 - 1.1)
PBPC pad			0.96 (0.89 - 1.04)	0.97 (0.9 - 1.04)	0.95 (0.88 - 1.03)	0.99 (0.92 - 1.07)
Area rural:Va agro per pad				1.01 (0.98 - 1.05)		
Area rural:Va ind per pad				0.9*** (0.86 - 0.94)		
Area rural:Va serv per pad				0.85*** (0.8 - 0.91)		
Area rural:Tx desocup pad					0.88*** (0.85 - 0.91)	
Area rural:Tx informal pad					1.22*** (1.17 - 1.26)	
Area rural:Gini pad						1.08** (1.03 - 1.14)
Area rural:Ideb mun pad						1.09*** (1.04 - 1.13)
Area rural:PBolsa fam pad						1.03 (0.98 - 1.08)
Area rural:PBPC pad						0.88*** (0.84 - 0.93)
<i>Efeitos aleatórios</i>						
Var (Estratos de municípios)	1.027	0.483	0.095	0.096	0.095	0.095
ICC	0.238	0.128	0.028	0.028	0.028	0.028
AIC	125970.13	101171.7	100967.57	100844.31	100822.41	100918.6
BIC	125989.98	101300.67	101185.83	101092.33	101060.51	101176.54
logLik	-62983.1	-50572.8	-50461.8	-50397.2	-50387.2	-50433.3

Nota: Valores representam as razões de chance com intervalos de confiança de 95% entre parênteses.

\*\*\*  $p < 0,001$ ; \*\*  $p < 0,01$ ; \*  $p < 0,05$ .

Observações = 150362, Grupos (Estratos geográficos) = 146.

O Modelo 0 de cada caso corresponde ao modelo nulo. Considerando que o resultado do coeficiente de correlação intraclasse (ICC) foi de 0,175 para a pobreza monetária e de 0,238 para a pobreza multidimensional, verifica-se que, em ambos os casos, uma parcela relevante da variância da condição de pobreza encontra-se entre os estratos geográficos, justificando o uso da modelagem multinível para este estudo.

Para confirmar a inclusão de uma estrutura de efeitos aleatórios no estudo proposto, foram realizados testes adicionais para avaliar se o modelo mínimo de linha de base de efeitos aleatórios explica significativamente mais variância do que o modelo convencional. Para isso, foram aplicados testes de razão de verossimilhança (um teste qui-quadrado de razão de verossimilhança) comparando-se o modelo logístico convencional com o Modelo 0 para cada abordagem de pobreza. Os resultados dos testes para a modelagem da pobreza monetária ( $\chi^2=20335$ ,  $p < 0,001$ ) e multidimensional ( $\chi^2=21279$ ,  $p < 0,001$ ) reforçam que a adoção da estrutura de efeitos aleatórios é adequada.

À medida que as variáveis explicativas de primeiro nível foram incluídas, foi possível observar uma redução do ICC no Modelo 1 em ambos os casos, além da redução das medidas do Critério de Informação de Akaike (AIC)<sup>9</sup> e do Critério de Informação Bayesiano (BIC). Ainda assim, os valores do ICC estimados indicaram que aproximadamente 13% da variância na probabilidade de pobreza monetária e multidimensional entre os domicílios é explicada por diferenças entre os estratos geográficos, mesmo após o controle pelas variáveis individuais.

A análise foi ampliada com a inclusão dos fatores contextuais no Modelo 2. Neste caso, nota-se uma redução no valor do ICC quando comparado ao Modelo 1, além da redução das medidas do AIC e do BIC. Os resultados mostram que essas características são determinantes para a condição de pobreza das famílias, tanto no aspecto monetário quanto em termos multidimensionais. Na perspectiva de renda, o trabalho de Schiavon e Oliveira (2020) já havia ressaltado a relevância de se considerar as diferenças locais na determinação do nível de renda no Brasil com o uso de uma metodologia multinível.

Nos Modelos 3, 4 e 5, foram incluídas interações entre a variável dicotômica de primeiro nível “área” (rural/urbana) e as variáveis de segundo nível dos estratos geográficos, com o objetivo de analisar se as características desses estratos – tais como composição setorial, condições do mercado de trabalho e desenvolvimento social – impactam de forma distinta a

---

<sup>9</sup> O AIC é um estimador de erro de previsão que cumpre o papel de indicador da qualidade relativa de diferentes modelos estatísticos ao serem aplicados sobre um conjunto de dados. O modelo preferido será aquele com o valor mínimo de AIC. Sendo  $k$  o número de parâmetros e  $\hat{L}$  o valor da função de verossimilhança maximizada no modelo, o valor do AIC é dado por:  $AIC = 2k - 2 \ln(\hat{L})$ .

probabilidade de uma família estar em situação de pobreza, conforme a localização do seu domicílio, seja em área rural ou urbana. Com base nos resultados do AIC e BIC, verificou-se que o Modelo 3 foi o que apresentou melhor ajuste para estimar os determinantes da pobreza monetária no Brasil, enquanto o Modelo 4 foi o mais adequado para a pobreza multidimensional.

#### ***3.4.4 Características individuais e domiciliares***

Quanto às variáveis de primeiro nível, que se referem às características individuais do chefe da família e do domicílio, os resultados obtidos mostraram significância em todos os modelos estimados, tanto para a pobreza monetária quanto para a pobreza multidimensional. Além disso, o sinal e os valores permaneceram consistentes em todos os modelos, indicando a robustez dos resultados.

De modo geral, os resultados apontam que as chances de pobreza monetária e multidimensional diminuem para chefes autodeclarados brancos, de maior faixa etária e com maior nível de escolaridade, corroborando os estudos de Marcelinho e Cunha (2024), Medeiros e Oliveira (2020), e Schiavon e Oliveira (2020).

Os resultados indicam que domicílios chefiados por mulheres apresentam maiores chances de se encontrarem em situação de pobreza do que aqueles chefiados por homens. As estimativas apontam 54% mais chances de pobreza monetária, o que se alinha às evidências existentes na literatura. Na perspectiva multidimensional, as chances são 4% maiores.

Os resultados concordam parcialmente com o estudo de Marcelinho e Cunha (2024), que também revelou maiores chances de pobreza monetária para domicílios chefiados por mulheres. No entanto, em relação à pobreza multidimensional, as autoras identificam maiores chances de pobreza entre os homens. Cabe destacar que Marcelinho e Cunha (2024) utilizaram exclusivamente indicadores não monetários para estimar a pobreza multidimensional no Brasil, enquanto a presente pesquisa incorpora um indicador de extrema pobreza monetária na dimensão Emprego e renda. Sendo assim, a adoção de critérios distintos para estimar a pobreza multidimensional pode ter contribuído para a divergência entre os resultados dos dois estudos, ao passo que a inclusão de um indicador monetário evidencia a desigualdade de rendimentos sob a perspectiva de gênero, refletindo-se em maiores chances de pobreza entre mulheres.

Em relação à cor ou raça, os resultados indicam que os chefes que se autodeclararam como pretos ou pardos têm maiores chances de se encontrarem em situação de pobreza, tanto

no aspecto monetário quanto no multidimensional, em comparação a chefes autodeclarados brancos. No entanto, a chance de ocorrência é maior para a pobreza monetária. Schiavon e Oliveira (2020) destacam que domicílios chefiados por pessoas negras ou pardas estão entre os que apresentam as menores rendas *per capita* do Brasil. Essa condição pode estar associada à desigualdade de oportunidades racial e à discriminação no mercado de trabalho. O estudo de Osório (2019), por sua vez, constatou que houve diminuição da desigualdade racial da pobreza no período de 2004 a 2014. Apesar disso, o autor ressalta que a desigualdade nesse aspecto continuou elevada: em 2014, as chances de pretos serem pobres eram 2,1 vezes maiores que as dos brancos, enquanto as dos pardos eram 2,6 vezes maiores.

Outro aspecto importante da pobreza observado nos modelos estimados diz respeito à dependência demográfica nos domicílios. Quanto maior o número de dependentes em relação ao tamanho das famílias, maior o risco de pobreza, principalmente no aspecto monetário (Tran *et al.*, 2022).

Já em relação aos domicílios em que há presença do cônjuge, os resultados entre pobreza monetária e multidimensional divergiram. Verificou-se que os domicílios cujos chefes moram com companheiro(a) têm 39% menos chances de pobreza multidimensional em comparação a domicílios em que não há a presença do cônjuge, em consonância com a literatura nacional e internacional. Por outro lado, as chances de pobreza monetária aumentam em 6%. Este resultado contrasta com os estudos brasileiros que realizaram pesquisas semelhantes.

Nesse aspecto, é importante destacar que a linha de pobreza adotada no presente estudo corresponde à linha para o contexto de países de renda média-alta, diferentemente de outros estudos brasileiros, que adotaram linhas mais próximas à da extrema pobreza monetária, como é o caso de Medeiros e Oliveira (2020) e Marcelino e Cunha (2024). Por essa razão, foram realizadas estimações adicionais dos modelos multiníveis, utilizando-se a linha de extrema pobreza monetária do Banco Mundial (disponível no Apêndice) para verificar possíveis associações nesse sentido. Os resultados mostraram que a presença do cônjuge reduz a chance de extrema pobreza monetária em 46%, evidenciando que famílias monoparentais se apresentam mais vulneráveis a essa condição.

Quanto ao local de residência, constatou-se que as famílias residentes na área rural têm 54% mais chances de pobreza monetária em relação àquelas que moram nas áreas urbanas. Já no aspecto multidimensional, as chances de pobreza são 4,5 vezes maiores. Os resultados, de certa forma, apresentaram o comportamento esperado, dadas as evidências já apontadas nas estatísticas descritivas da Tabela 10, em que se observou que cerca de 63,6% dos pobres multidimensionais da amostra residiam nas áreas rurais.

Além disso, a pobreza multidimensional é mais acentuada nessas áreas, em razão da menor disponibilidade de infraestrutura domiciliar e das restrições de acesso dessa população a equipamentos sociais fundamentais para a superação das privações, como ensino de qualidade, unidades de saúde e rede adequada de saneamento básico, em comparação às áreas urbanas (Favareto, 2018).

### **3.4.5 Fatores contextuais**

A análise dos fatores contextuais dos estratos geográficos foi realizada em blocos temáticos segundo a composição setorial, as condições do mercado de trabalho e o desenvolvimento social. No que diz respeito à composição setorial dos estratos geográficos, os resultados do Modelo 2 evidenciam que o setor de serviços é o que está mais associado à redução das chances de pobreza. Dado o aumento de um desvio padrão no valor adicionado *per capita* do setor de serviços, as chances de uma família ser pobre, em termos multidimensionais, nos estratos geográficos seriam reduzidas em cerca de 23%; na perspectiva monetária, as chances seriam de 16%. Ademais, as chances de pobreza monetária são menores em estratos com maior valor adicionado *per capita* da agropecuária. Já o setor industrial não apresentou significância em ambos os casos.

A associação entre a composição setorial e a redução da pobreza é discutida na literatura, em especial em estudos que tratam da relação entre crescimento econômico e redução da pobreza. Ravallion e Datt (1996), por exemplo, constataram que o crescimento da produção nos setores primário e terciário reduziu a pobreza na Índia, tanto nas áreas urbanas quanto nas rurais, enquanto o crescimento do setor secundário não teve relevância.

Já o trabalho de Loayza e Raddatz (2010), a partir de dados de 55 países, concluiu que o crescimento em setores mais intensivos de mão de obra não qualificada apresentou maior contribuição para a redução das taxas de pobreza, ressaltando a contribuição da agricultura, construção e indústria. O estudo de Araújo e Silva (2013), analisando a pobreza no Nordeste entre 1995 e 2009, constatou que os setores agrícolas, a administração pública, a indústria de transformação, o comércio e reparação e a construção foram os que mais contribuíram para a redução da pobreza na região durante o período.

A pesquisa de Brito e Dathein (2025) constatou que, entre os setores de ocupação que mais estiveram associados a uma redução das chances de pobreza em 2023, estão serviços imobiliários, serviços financeiros, serviços de informação, indústria extrativa, serviços públicos, indústria de transformação, serviços de transporte, indústria de utilidades, indústria

da construção civil e outros serviços.

Em relação às condições do mercado de trabalho dos estratos geográficos, os resultados indicam que as chances de pobreza em ambas as situações são maiores em domicílios localizados em estratos cujas taxas de informalidade são elevadas. O aumento de um desvio padrão na taxa de informalidade eleva as chances de pobreza monetária em 46% e de pobreza multidimensional em 34%. Quanto à taxa de desocupação, esta apresentou significância apenas para o aspecto monetário. De certa forma, este resultado é esperado, visto que a taxa de desocupação afeta diretamente a renda das famílias e pode ter um impacto apenas temporário, enquanto a informalidade constitui uma característica crônica das ocupações na realidade brasileira.

Na avaliação de Neri (2006), a informalidade é mais frequente e mais persistente que o desemprego, estando mais associada à pobreza no Brasil. Enquanto o desemprego pode ser uma situação passageira para os indivíduos, a depender das flutuações econômicas, a informalidade, por outro lado, é o principal meio de sobrevivência dos trabalhadores que não conseguem ocupações melhores. No longo prazo, implica ausência de proteção dos direitos trabalhistas e previdenciários.

No que tange às variáveis representativas do desenvolvimento social dos estratos geográficos, observou-se que apenas a desigualdade de renda, medida pelo índice de Gini, apresentou significância em ambos os aspectos da pobreza – um maior valor do índice de Gini está associado a um aumento das chances de pobreza. Trata-se de um resultado esperado e em conformidade com a literatura, dado que o Brasil ainda enfrenta elevados graus de desigualdade, apesar das reduções observadas por Barros *et al.* (2007, 2010), as quais contribuíram para a diminuição da pobreza na primeira década dos anos 2000.

Observou-se ainda que a cobertura do Bolsa Família foi estatisticamente significativa apenas para a pobreza monetária, e seu resultado indica a focalização da política nos estratos geográficos em que a probabilidade de pobreza é mais elevada. Nesse aspecto, a pesquisa corrobora os achados de Souza, Hecksher e Osorio (2022), que observaram que as transferências sociais são bem focalizadas e apresentam maior impacto nas linhas de pobreza com valores mais baixos. Porém, os autores enfatizam que as políticas de combate à pobreza ainda são insuficientes para a erradicação da pobreza no Brasil.

Já a qualidade da educação, expressa pelo Ideb dos municípios, revelou-se significativa apenas para a redução das chances de pobreza multidimensional. O incremento de um desvio padrão nesse indicador resulta em uma redução de 7% nas chances de uma família estar nessa condição. A associação do Ideb apenas à perspectiva multidimensional ocorre

porque ele está diretamente relacionado à educação de crianças e jovens, contemplada em uma das dimensões do índice de pobreza multidimensional utilizado neste estudo. Todavia, ressalta-se a necessidade de aprofundamento das pesquisas sobre o Ideb, analisando sua relação não somente com a pobreza multidimensional, mas também com a pobreza infantil. Na avaliação de Barros, Camargo e Mendonça (1996), um sistema de ensino de boa qualidade é fundamental, pois possibilita romper o mecanismo intergeracional de reprodução da pobreza.

No Modelo 3, a interação entre níveis foi estimada com as variáveis contextuais que compõem o bloco “composição setorial”. Observa-se que a variável referente ao setor de serviços se manteve significativa para ambos os aspectos da pobreza, porém os resultados diferiram de acordo com as interações. Na modelagem da pobreza monetária, não houve diferença estatisticamente significativa entre domicílios urbanos e rurais; já no caso da pobreza multidimensional, a interação apresentou significância, sugerindo que o efeito de redução da probabilidade de pobreza é mais forte nas áreas rurais quanto maior for o valor adicionado *per capita* do setor de serviços.

Em relação ao setor agropecuário, nota-se que, com a inclusão da interação, o aumento do valor adicionado *per capita* desse setor está associado à redução das chances de pobreza monetária apenas no contexto rural. De modo semelhante, o setor industrial apresentou efeito estatisticamente significativo apenas na interação com a área rural, indicando que o aumento no valor adicionado *per capita* reduz a probabilidade de pobreza tanto monetária quanto multidimensional para esse contexto.

No Modelo 4, a interação entre níveis teve como foco as variáveis do bloco “condições do mercado de trabalho”. O aumento da taxa de desocupação aumenta as chances de pobreza monetária de forma geral, no entanto, para o contexto rural, esse efeito se mostrou mais reduzido. Por outro lado, a modelagem da pobreza multidimensional indica que o aumento da taxa de desocupação dos estratos geográficos está associado a menores chances de pobreza.

Primeiramente, é importante esclarecer o que representa a taxa de desocupação medida pelo IBGE. Ela é um indicador que se refere às pessoas que estão ativamente buscando emprego e disponíveis para trabalhar, o que é diferente da situação de desalento, em que se mede a quantidade de indivíduos que desistiram de continuar a procurar por emprego. Dessa forma, é possível inferir que, nos estratos mais dinâmicos e com melhores condições socioeconômicas, a taxa de desocupação tende a ser mais elevada, indicando que há mais pessoas procurando emprego, incluindo indivíduos que migraram de outras localidades em busca de oportunidades – o que pode estar associado a menores chances de pobreza multidimensional no contexto rural. De qualquer modo, o resultado da interação com essa

variável apresentou um efeito contraintuitivo, que requer uma investigação mais aprofundada.

A interação com a taxa de informalidade revelou que as chances de pobreza, tanto monetária quanto multidimensional, são ainda maiores para o contexto rural frente a um aumento da taxa de informalidade dos estratos geográficos.

Por sua vez, o Modelo 5 incluiu a interação entre a área (rural/urbana) e as variáveis do bloco “desenvolvimento social”. A interação revelou diferenças em relação aos resultados de algumas variáveis quando se consideram os contextos rural e urbano. Observou-se que, para o contexto rural, as chances de pobreza são ainda maiores quanto maior for a desigualdade de renda dos estratos geográficos, medida pelo índice de Gini.

Em relação à cobertura do Bolsa Família, os resultados indicam que não houve diferença estatisticamente significativa entre domicílios urbanos e rurais. Verificou-se ainda que a qualidade do ensino, medida pelo Ideb, está associada a menores chances de pobreza multidimensional, porém em áreas rurais esse efeito é menor que em áreas urbanas. Ainda, quanto ao percentual de beneficiários do BPC no Cadastro Único, essa variável se mostrou estatisticamente significativa com a interação, estando associada a menores chances de pobreza monetária e multidimensional em áreas rurais.

Por fim, considerando os modelos com os melhores ajustes, as estimativas do modelo de pobreza monetária (Modelo 3) indicam que as chances de pobreza são maiores nos domicílios cujos chefes de família são mulheres, de cor preta ou parda, de menor faixa etária, menor nível de escolaridade, morando com o cônjuge, com maior número de dependentes e localizados em área rural. Além disso, as chances de pobreza são mais elevadas em estratos geográficos com altas taxas de desocupação, informalidade e níveis de desigualdade. Porém, os resultados também indicam que a probabilidade de pobreza é menor em estratos geográficos onde o setor de serviços apresenta maior dinamismo. No contexto rural, menores chances de pobreza também estão associadas ao maior valor adicionado *per capita* dos setores agropecuário e industrial nos estratos.

Quanto à pobreza multidimensional (Modelo 4), os resultados apontam que as chances de pobreza são maiores nos domicílios chefiados por mulheres, de cor preta ou parda, com idade entre 50 e 64 anos, sem instrução ou com apenas o Fundamental incompleto, sem companheiro, com elevado número de dependentes e localizados em áreas rurais. Além disso, a pobreza tende a ser mais prevalente em estratos geográficos caracterizados por elevados níveis de desigualdade e informalidade, sendo essa condição ainda mais acentuada nas áreas rurais à medida que aumentam os níveis de informalidade. Em contrapartida, os resultados indicam que a probabilidade de pobreza é menor em estratos geográficos onde o setor de serviços apresenta

maior dinamismo.

### 3.4 Considerações finais

O presente trabalho teve como objetivo mensurar a pobreza monetária e multidimensional do Brasil e estimar seus determinantes em níveis individuais e contextuais a partir da aplicação do método de regressão logística multinível, utilizando os microdados da PNADC relativos ao ano de 2019 e informações referentes à composição setorial, às condições do mercado de trabalho e ao desenvolvimento social, agrupadas de acordo com 146 estratos geográficos do IBGE (2022).

A pesquisa analisou a hipótese de que tanto a pobreza monetária quanto a multidimensional são afetadas por fatores em diferentes níveis. No primeiro nível, as características individuais das famílias são determinantes para o quadro de pobreza. No segundo nível, aspectos do contexto onde essas famílias vivem, como composição setorial dos estratos geográficos, condições do mercado de trabalho e grau de desenvolvimento social, também são relevantes para explicar a situação de pobreza, apresentando impactos distintos em áreas rurais e urbanas.

Os resultados dos testes iniciais das estimações dos modelos de regressão logística multinível confirmaram a hipótese para ambas as condições de pobreza (monetária e multidimensional). Verificou-se que fatores não observáveis nos diferentes estratos geográficos explicam cerca de 17,5% da variação no risco de pobreza monetária e 23,8% no risco de pobreza multidimensional, conforme valores obtidos pelo ICC. Com isso, constatou-se que os fatores contextuais são relevantes para a análise dos determinantes da pobreza.

Além disso, a aplicação de interação entre níveis, envolvendo a variável área de localização do domicílio (rural/urbana) e as variáveis contextuais dos estratos geográficos, confirmou a hipótese de que os fatores contextuais apresentam efeitos diferenciados para as áreas rurais e urbanas. Observou-se que o melhor ajuste do modelo da pobreza monetária foi obtido após a interação da área de localização do domicílio (rural/urbana) com o bloco de variáveis referentes à composição setorial, enquanto o modelo da pobreza multidimensional apresentou melhor ajuste com o bloco associado às condições do mercado de trabalho.

Constatou-se também que os fatores contextuais mais relevantes à probabilidade de pobreza monetária e multidimensional são aqueles referentes à informalidade e à desigualdade de renda. Já a taxa de desocupação no mercado de trabalho é relevante para explicar o risco de pobreza monetária.

Ademais, verificou-se que o aumento do valor adicionado *per capita* do setor de serviços nos estratos geográficos está associado a uma diminuição das chances de pobreza monetária e multidimensional entre as famílias dessas localidades. Da mesma forma, os setores agropecuário e industrial desempenham papel significativo nas áreas rurais ao contribuírem para a redução das chances de pobreza monetária das famílias residentes nessas áreas.

Constatou-se, portanto, que uma das principais vantagens da aplicação do método multinível foi estimar a contribuição de fatores contextuais não observáveis para as chances de uma família estar em situação de pobreza, evidenciando efeitos que dificilmente seriam captados por abordagens tradicionais. É importante salientar, no entanto, que a utilização de estratos geográficos definidos a partir de agregados municipais ainda representa uma limitação metodológica na análise dos determinantes contextuais deste estudo, uma vez que esse nível de agregação pode ocultar heterogeneidades relevantes presentes nos contextos locais.

Apesar disso, os resultados obtidos ressaltam a necessidade de implementação de políticas de enfrentamento à pobreza que considerem tanto as características individuais das famílias quanto os diferentes contextos socioeconômicos existentes no país. Recomenda-se que tais políticas incorporem as especificidades locais relacionadas ao perfil econômico e social e promovam o acesso à educação, à infraestrutura e às oportunidades no setor formal. Ademais, faz-se necessário que as políticas avancem para além da perspectiva estritamente de renda, adotando um caráter multidimensional.

## 4 UMA NOTA SOBRE FATORES ASSOCIADOS À POBREZA RURAL NO BRASIL

### 4.1 Introdução

A erradicação da pobreza extrema até 2030, conforme estabelecido no Objetivo de Desenvolvimento Sustentável 1 (ODS 1) pela Organização das Nações Unidas (ONU), representa um dos maiores desafios da atualidade, tanto em escala global quanto no contexto brasileiro. O tema torna-se ainda mais complexo quando se considera que a extrema pobreza é um fenômeno predominantemente rural, conforme a Food and Agriculture Organization (FAO, 2021).

Com base em dados harmonizados de domicílios de 89 países, Castañeda *et al.* (2018) constataram que a incidência de extrema pobreza é significativamente maior em áreas rurais. Mais de quatro em cada cinco pessoas extremamente pobres nos países analisados vivem nessas áreas.

Porém, de acordo com FAO (2021), a maioria das análises sobre pobreza, especialmente as que consideram a abordagem monetária, não reconhecem a diversidade das áreas rurais. Essas áreas podem apresentar diferenças consideráveis em termos de características agroecológicas, níveis de organização institucional, atividades econômicas e relação com os mercados. Dessa forma, a pobreza no meio rural tem especificidades a serem consideradas nos estudos de pobreza (FAO, 2021; FAO; OPHI, 2022).

Segundo Favareto (2018), dois importantes aspectos diferenciam as condições dos pobres rurais daqueles que vivem em áreas urbanas. O primeiro é que grande parte da população rural pobre não participa totalmente dos mercados, incluindo os mercados de produtos agrícolas, o mercado de trabalho ou o mercado de bens e serviços. Isso, de algum modo, confere a esse grupo alguma flexibilidade e autonomia na gestão do trabalho e no uso dos recursos naturais. No entanto, as limitações materiais são onerosas para essa população, geralmente resultando em privações básicas ou severas. O segundo aspecto apontado pelo autor é que as populações rurais, especialmente os pobres rurais, geralmente residem em áreas mais dispersas e distantes da infraestrutura urbana, o que frequentemente dificulta o acesso aos equipamentos sociais necessários para superar privações, como hospitais, redes adequadas de saneamento básico e instituições de ensino de qualidade. Dessa forma, muitas regiões rurais passam a depender das conexões com os centros urbanos, sejam eles próximos ou distantes.

Outro ponto relevante refere-se aos rendimentos dos pobres rurais. Esses rendimentos, de um lado, dependem de atividades agrícolas, que podem ser bastante variadas

(lavouras, pecuária, pesca, aquicultura, entre outras). No entanto, por se basearem em recursos naturais, essas atividades tornam-se extremamente vulneráveis a choques climáticos e a eventos meteorológicos (FAO, 2021). Ademais, a diversificação das fontes de renda por meio de atividades não agrícolas representa um elemento igualmente relevante para essas comunidades. Contudo, a rentabilidade dessas atividades pode ser limitada por diversos fatores, como o acesso insuficiente à infraestrutura básica, aos mercados e aos serviços públicos. A migração sazonal, seja dentro do próprio meio rural, seja em direção às cidades, constitui uma estratégia de sobrevivência recorrente entre a população rural de baixa renda (FAO, 2021).

Helfand e Pereira (2012) sugerem que os principais determinantes da pobreza rural no Brasil estão relacionados à insuficiência de terra, aos baixos níveis de produtividade, ao capital produtivo insuficiente, aos altos custos de transação no acesso a mercados, decorrentes do déficit educacional nas áreas rurais, e a obstáculos no acesso ao emprego (agrícola e não agrícola).

Maluf e Mattei (2011) ressaltam, por sua vez, que a pobreza rural no Brasil está relacionada ao processo de industrialização e urbanização ocorrido na segunda metade do século XX, cujos efeitos se estenderam às áreas rurais. Esse processo resultou em maior concentração fundiária, aumento do desemprego devido à adoção intensiva de tecnologias modernas, relações precárias de trabalho e intensificação da migração das áreas rurais para as urbanas.

Todavia, no contexto rural brasileiro, o fortalecimento de políticas de apoio aos agricultores familiares e a ampliação das políticas públicas de transferência de renda, tais como previdência rural e Bolsa Família, são destacados pela literatura como fatores associados à redução da pobreza rural no Brasil na primeira década dos anos 2000 (Maluf; Mattei, 2011; Del Grossi, 2012).

Outra vertente de estudos tem dado destaque ao papel das ocupações não agrícolas na redução da pobreza rural no Brasil (Lima; Santos, 2009; Cruz *et al.*, 2020; Sakamoto; Nascimento; Maia, 2016). Esses trabalhos ressaltam a importância das ocupações na composição do rendimento das famílias rurais brasileiras, evidenciando que as atividades não agrícolas apresentam maiores níveis de remuneração para essas famílias, em comparação às atividades estritamente agrícolas. Além disso, a maior inserção de famílias rurais nessas atividades depende da proximidade com localidades com maior dinamismo econômico.

Nesse contexto, o objetivo do presente estudo é investigar os fatores individuais e contextuais associados à pobreza rural, mensurada por meio do indicador de extrema pobreza. Para atingir esse objetivo, o estudo se fundamenta na aplicação do modelo de regressão logística

em uma abordagem multinível ou hierárquica, combinando informações em dois níveis: características dos domicílios e de seus chefes, com base nas informações contidas nos microdados da Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios Contínua (PNADC) referente ao ano de 2019, e variáveis agregadas por estratos geográficos, também definidos no contexto da PNADC. As variáveis agregadas por estratos geográficos são oriundas de fontes diversas: dados da PNADC (informalidade, índice de Gini), contas regionais do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE) (Valor Adicionado Bruto da agropecuária), dados administrativos de programas sociais (cobertura do Benefício de Prestação Continuada – BPC e do Bolsa Família), Censo Agropecuário (índice de Gini fundiário) e Atlas digital de Desastres no Brasil (ocorrência de estiagens e secas).

Considerando as evidências na literatura sobre a contribuição das ocupações não agrícolas para a renda e a pobreza em áreas rurais, uma ênfase especial é dada para essa variável. Assim, um dos objetivos específicos do estudo consiste em verificar o quanto esse fator pode contribuir para a redução da pobreza nas áreas rurais mais vulneráveis. Explorando a possibilidade de verificar efeitos diferenciados, viabilizada pela aplicação do modelo multinível, realizou-se a inclusão de um coeficiente de inclinação aleatória (*random slope*) para essa variável. A hipótese a ser testada é se a contribuição desse tipo de ocupação para as chances de um domicílio ser pobre são homogêneas entre os estratos ou se depende das características estruturais de cada localidade.

O presente ensaio está dividido em cinco partes, começando por esta introdução. A segunda seção apresenta uma análise dos fatores individuais e contextuais relacionados à pobreza rural no Brasil, além de uma revisão de estudos recentes sobre o tema. Na terceira seção, detalha-se a metodologia utilizada no desenvolvimento da pesquisa. A quarta parte apresenta e discute os resultados obtidos, enquanto a quinta seção expõe as considerações finais.

#### **4.2 Revisão da literatura**

Esta seção apresenta uma breve revisão da literatura voltada à identificação dos fatores individuais, domiciliares e contextuais relevantes para a análise dos determinantes da pobreza, considerando as especificidades do meio rural brasileiro. Na sequência, são examinados estudos empíricos sobre a pobreza rural no Brasil, complementados por pesquisas que investigam o papel das ocupações não agrícolas na sua redução.

#### **4.2.1 Fatores associados à pobreza rural no Brasil**

Apesar das múltiplas especificidades inerentes à pobreza no meio rural brasileiro (Maluf *et al.*, 2011; Buainain *et al.*, 2012; Miranda; Tiburcio, 2013), o presente estudo direciona sua análise para os seguintes aspectos, a fim de compreender a associação desses fatores com o cenário da extrema pobreza rural: a) estrutura familiar; b) participação da família em atividades não agrícolas; c) dinamismo do setor agropecuário nas diferentes regiões do país; d) desigualdade fundiária; e d) exposição a eventos climáticos.

Quanto às características familiares, o estudo de Buainain, Dedecca e Neder (2013), utilizando dados da Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios (PNAD) de 2009, observou que a extrema pobreza nas áreas rurais se concentrava entre a população mais jovem, abaixo de 17 anos de idade, evidenciando que a baixa idade seria um traço marcante da pobreza rural. Por outro lado, a menor incidência de pobreza entre indivíduos em idade mais avançada estaria associada aos rendimentos com aposentadoria, propiciados pela extensão da previdência social para os trabalhadores rurais por conta própria na década de 1990, em decorrência da ampliação dos direitos previdenciários da população rural a partir da Constituição de 1988 (Beltrão; Oliveira; Pinheiro, 2000).

O estudo de Buainain, Dedecca e Neder (2013) revela também que, em relação à inserção produtiva, a pobreza rural seria prevalente em famílias que residem, em sua maioria, em minifúndios e que apresentam baixa inserção produtiva, não integrada aos mercados. Em relação ao trabalho, verificou-se que as famílias pobres eram compostas de trabalhadores assalariados com níveis muito reduzidos de trabalho formal. Quanto à renda, observou-se um número relevante de domicílios pobres, com rendimentos provenientes apenas de transferências governamentais. Ademais, as famílias pobres rurais eram, em geral, mais jovens, com grande parcela de domicílios chefiados por mulheres.

Quanto ao papel crescente das ocupações não agrícolas na renda das famílias rurais, o tema é parte central das discussões sobre pluriatividade, a qual combina atividades agrícolas e não agrícolas como estratégia de reprodução social das famílias. De acordo com Schneider (2009), a pluriatividade no meio rural é um fenômeno que pressupõe a combinação de pelo menos duas atividades, sendo uma delas a agricultura exercida por famílias rurais.

As mudanças nas formas de ocupação no meio rural e o crescimento da pluriatividade podem ser explicados, em um primeiro momento, pela modernização técnico-produtiva da agricultura. Além disso, destacam-se os processos de terceirização e de expansão da prestação de serviços no meio rural, a queda persistente das rendas agrícolas, as

transformações no mercado de trabalho e o estímulo a atividades não agrícolas – como o turismo, as pequenas e médias indústrias e a preservação ambiental –, bem como características próprias da agricultura familiar (Schneider, 2009).

A relevância das ocupações não agrícolas para as populações rurais brasileiras foi destacada por Silva, Del Grossi e Campanhola (2002). Os autores observaram que o que manteve as pessoas no campo brasileiro entre 1981 e 1999 não foram as atividades agropecuárias, mas sim as ocupações não agrícolas, assim como a ampliação da cobertura da previdência social nas áreas rurais. Nesse contexto, a produção agrícola passou a ocupar cada vez menos o tempo total de trabalho das famílias rurais.

Em relação à estrutura fundiária brasileira, esta é marcada por forte concentração, herança do padrão de ocupação territorial estabelecido no período colonial. Esse quadro foi aprofundado com o processo de modernização da agricultura brasileira, iniciada em meados da década de 1960, que reforçou a concentração da propriedade da terra e intensificou a exclusão no meio rural.

De acordo com Graziano Neto (1985), o processo de ocupação do território brasileiro ocorreu por meio da divisão do espaço em grandes faixas, inicialmente doze, a partir do litoral. Essas áreas, denominadas Capitâneas, foram doadas a fidalgos da Coroa portuguesa, que recebiam plenos poderes de mando sobre as terras concedidas. A Coroa e os próprios donatários realizaram, posteriormente, novas distribuições de terras a cristãos que as solicitassem, constituindo as sesmarias. Em pouco tempo, quase todo o território brasileiro (principalmente a parte costeira) foi dividido em grandes latifúndios. Assim, a primeira atividade agrícola no país – a produção açucareira – estruturou-se sobre a grande propriedade. Com a utilização do trabalho escravo, e tendo no engenho seu elemento central e na grande propriedade seu alicerce, a economia açucareira consolidou-se rapidamente, transformando-se na base da economia colonial e mantendo essa posição até o final do século XVII.

Com o processo de modernização da agricultura brasileira, ocorrido em meados de 1960, a concentração da propriedade da terra e a exclusão no meio rural foram intensificadas. Segundo Graziano Neto (1985), esse processo privilegiou alguns produtores (os grandes), algumas atividades (os produtos de exportação) e algumas regiões (o Centro-Sul). Na opinião do autor, a transformação ocorrida não se refletiu em mudanças na estrutura agrária, mas apenas reforçou o padrão injusto de distribuição da posse da terra.

Outro aspecto decorrente da modernização da agricultura no Brasil refere-se à intensificação das desigualdades regionais na produção agropecuária. O crescimento da produção, impulsionado pelo uso de tecnologias modernas, refletiu-se em maior concentração

da produção e da renda bruta no meio rural entre as regiões brasileiras. O Centro-Oeste e o Sul destacam-se como as regiões mais dinâmicas da produção agrícola, com predominância da produção em larga escala no Centro-Oeste, enquanto a produção em pequena escala é mais característica do Sul. Já no Nordeste, observa-se maior desigualdade, com grande parte da produção baseada no baixo conteúdo tecnológico e em baixa produtividade, embora também se identifique o desenvolvimento de setores modernos em alguns polos da região (Fishlow; Vieira Filho, 2017).

A vulnerabilidade a eventos climáticos figura, também, entre os aspectos que merecem atenção nas investigações sobre pobreza rural. De acordo com Lemos (2020), a vulnerabilidade a que estão submetidos grupos sociais em locais sujeitos a riscos naturais tende a ser generalizada, de modo que tanto populações mais ricas quanto mais pobres podem ser afetados pelos efeitos dessas catástrofes. No entanto, os impactos recaem de forma mais intensa sobre os mais pobres.

Entre os eventos climáticos mais severos para a população rural, destaca-se a seca. A ocorrência desse fenômeno afeta várias partes do mundo. No Brasil, manifesta-se em todas as regiões, comprometendo, sobremaneira, a produção agrícola e o abastecimento de água. Contudo, é na região Nordeste que as secas assumem um quadro mais dramático, com maior frequência e intensidade, em razão das características ambientais e climáticas da região, que favorecem a recorrência desse fenômeno (Lemos, 2020).

Os impactos socioeconômicos ocasionados pela seca podem ser devastadores, principalmente em territórios com elevada ocupação e alta demanda hídrica. A escassez de água pode gerar consequências desastrosas às atividades e relações humanas, como impactos diretos e indiretos na produção agrícola e outras atividades econômicas, conflitos pelo acesso à água, subemprego ou desemprego, relações políticas marcadas pela exploração da fragilidade das pessoas atingidas pela seca em favor de interesses políticos e migrações (Nunes; Medeiros, 2020).

Dessa forma, de acordo com Magalhães (2016), as secas têm tido, historicamente, grande influência sobre todos os aspectos da vida rural na região Nordeste. Embora elas aconteçam com maior intensidade no Semiárido e no Agreste, todas as regiões acabam sendo afetadas. Lemos (2020) ressalta que, além dos desafios climáticos, a vulnerabilidade das populações rurais no Semiárido é agravada pela degradação ambiental causada pelo homem, pelo descaso das políticas públicas – que restringem o acesso a serviços essenciais, como educação, água encanada, saneamento e manejo adequado de resíduos sólidos – e pelos elevados níveis de concentração fundiária.

#### ***4.2.2 Estudos empíricos sobre pobreza rural no Brasil no período recente***

De modo geral, os estudos registram uma diminuição da pobreza rural no Brasil ao longo do tempo, sobretudo nos anos 2000, enfatizando o papel da inserção das famílias rurais em atividades não agrícolas e das políticas de transferência de renda. Ainda assim, a maior incidência de pobreza continua a ser registrada nas regiões Norte e Nordeste.

Helfand, Rocha e Vinhais (2009) analisaram a redução da pobreza rural entre os anos de 1992, 1998 e 2005, considerando os componentes de crescimento e de desigualdade de renda. Entre 1992 e 1998, a queda da pobreza foi integralmente explicada pelo crescimento da renda nas áreas rurais, tendo como principal fonte os rendimentos do trabalho. Já entre os anos de 1998 e 2005, o crescimento da renda explicou 43% da queda na pobreza rural, enquanto a diminuição da desigualdade contribuiu com 55%. Os autores associam a este resultado o crescimento da previdência e das pensões, bem como o aumento de outras rendas, incluindo os programas de transferência de renda, como o Bolsa Família.

Por sua vez, Balbino, Cruz e Antigo (2021) analisaram a pobreza multidimensional e monetária nas áreas rurais e urbanas, no período de 2005 a 2019, considerando as macrorregiões brasileiras. Os autores construíram um índice baseado em três dimensões (educação, condições habitacionais e saúde, e trabalho e riqueza) e treze indicadores. Os resultados indicaram uma queda na pobreza multidimensional em todas as macrorregiões durante o período, associada à eficácia direta e indireta das políticas de crescimento econômico e de redistribuição de renda adotadas no período. No entanto, observou-se que a variação foi menor nas áreas rurais das regiões Norte e Nordeste.

Já Marcelino e Cunha (2023) adotaram as abordagens unidimensional e multidimensional para analisar os determinantes da pobreza entre as áreas rurais e urbanas utilizando dados do ano de 2019. As autoras identificaram que a pobreza se apresenta de forma mais intensa no meio rural em ambas as abordagens e que as chances de pobreza são menores entre os domicílios situados nas áreas metropolitanas. Os resultados também mostraram que residir em domicílios chefiados por pessoas mais jovens, não brancas, não casadas, desempregadas, com menor nível de escolaridade e ser das regiões Norte e Nordeste está associado a maiores chances de pobreza. Em relação a gênero, os resultados apresentaram diferenças entre as duas abordagens: domicílios chefiados por mulheres tiveram menores chances de pobreza multidimensional, enquanto, na perspectiva unidimensional, as chances foram maiores.

Bastos, Mattos e Santos (2018) realizaram um estudo sobre os determinantes da pobreza no meio rural brasileiro no período de 2001 a 2012, com o objetivo de investigar os fatores socioeconômicos, de produtividade, de infraestrutura e os relativos ao tipo de ocupação associados à condição de pobreza nas áreas rurais. Os autores observaram uma queda da pobreza em todas as regiões do país, atribuindo esse resultado a fatores como a expansão das políticas públicas de transferências de renda, além de destacarem a importância das atividades agrícolas e não agrícolas na composição da renda das famílias. Sobre esse aspecto, o resultado do modelo logístico empregado indicou que as famílias não agrícolas possuíam menos chances de serem pobres, assim como as famílias pluriativas ao longo de todo o período analisado. Bastos, Mattos e Santos (2018) observaram ainda que famílias chefiadas por homens, por pessoas pardas e brancas, e com mais anos de estudo possuíam menos chances de pobreza.

Soares *et al.* (2016) analisaram a pobreza rural das regiões Norte e Nordeste utilizando dados de 2004 a 2013 e classificando os domicílios em quatro tipos: agrícolas, pluriativos, domicílios rurais não agrícolas e urbanos não agrícolas. Os resultados mostraram redução da pobreza e extrema pobreza, principalmente entre as famílias agrícolas, mas a extrema pobreza persistiu nos domicílios pluriativos e rurais não agrícolas da região Norte, e nos domicílios pluriativos localizados na região Nordeste. A redução da pobreza foi mais acentuada entre a população residente em domicílios agrícolas com ao menos um assalariado.

Lima e Santos (2009) realizaram um estudo baseado em simulações para estimar a renda média, o nível de pobreza e o de concentração, na presença e na ausência das rendas não agrícolas, considerando os anos de 2003 (ano seco) e 2005 (ano chuvoso) para os estados do Rio Grande do Norte, Paraíba e Ceará. As simulações demonstraram que, se as famílias agrícolas fossem pluriativas, independentemente de o ano ser seco ou chuvoso, poderiam elevar seus rendimentos, contribuindo para a redução dos índices de pobreza, principalmente no caso da pobreza severa. Outro ponto observado no estudo é que as rendas não agrícolas também contribuem para a redução da desigualdade e criam efeitos positivos para a atividade agropecuária.

Cruz *et al.* (2020) realizaram estimativas dos diferenciais de rendimentos entre as atividades agrícolas e não agrícolas do meio rural com dados referentes ao ano de 2015. Os autores constataram que as atividades não agrícolas geram rendimentos maiores quando comparadas às atividades agrícolas. Observaram também que a escolaridade é a variável que melhor explica o fato de as atividades não agrícolas auferirem rendimentos superiores às agrícolas. Dessa forma, concluem que as atividades não agrícolas cumprem um importante papel na geração de renda em áreas rurais.

Por fim, Sakamoto, Nascimento e Maia (2016) analisaram os condicionantes da pluriatividade e da condição não agrícola das famílias rurais e os impactos das atividades não agrícolas na renda dessas famílias com base em dados dos anos de 2001 a 2013. Os resultados destacam que as chances de a família rural possuir atividade não agrícola dependem tanto de fatores endógenos à estrutura familiar, neste caso a presença de filho em idade adulta e escolaridade, quanto de fatores exógenos, como a proximidade do domicílio às áreas urbanas e a região geográfica. Os autores observaram ainda que a propensão à pluriatividade e à atividade exclusivamente não agrícola é maior no estado de São Paulo. Por outro lado, a região Nordeste foi que apresentou maior parcela das famílias rurais e maior propensão à atividade exclusivamente agrícola, o que poderia estar relacionado ao baixo dinamismo da atividade não agrícola frente à agrícola na região.

### **4.3 Metodologia**

Nesta seção, apresentam-se as variáveis utilizadas na análise dos determinantes da pobreza rural, bem como os procedimentos de aplicação do modelo de regressão logística multinível.

#### ***4.3.1 Descrição das variáveis***

Este estudo constitui-se em um desdobramento das análises sobre pobreza apresentadas no segundo capítulo desta tese, no qual foram incorporadas variáveis em nível individual e domiciliar, além de fatores contextuais dos estratos geográficos examinados, tendo por objetivo avaliar os determinantes da pobreza monetária e multidimensional no Brasil a partir dos dados de 2019.

As análises empreendidas permitiram verificar que o contexto rural, especialmente no caso da extrema pobreza rural, apresenta especificidades que merecem atenção. Nesse sentido, foram incluídas três variáveis adicionais voltadas ao meio rural: participação da família em atividades não agrícolas, desigualdade fundiária e indicador de vulnerabilidade ambiental. Com isso, ampliou-se o conjunto de variáveis trabalhadas no capítulo anterior.

A variável dependente adotada corresponde a um indicador binário, assumindo valor 1 quando a família se encontra em situação de pobreza e 0 em caso contrário. A condição de pobreza foi definida a partir da renda domiciliar *per capita* mensal média, atualizada para

valores reais de 2023<sup>10</sup>, inferior à linha de extrema pobreza, estabelecida em US\$ 2,15 PPC por dia (equivalente a R\$ 209 mensais, em valores de 2023).

Após a estimação dos modelos de regressão multinível para a extrema pobreza rural, foram mantidas apenas as variáveis individuais/domiciliares e contextuais que apresentaram significância estatística. Além disso, os estratos geográficos sem representação das áreas rurais foram excluídos da base, totalizando uma amostra de 39.941 observações e 130 estratos geográficos. A descrição detalhada das variáveis consideradas neste ensaio encontra-se no Quadro 5. Para a estimação dos modelos, procedeu-se à padronização de todas as variáveis contínuas, mantendo-se as variáveis binárias em sua escala original.

Quadro 5 – Descrição das variáveis utilizadas no modelo de regressão logística multinível para pobreza extrema rural (continua)

Variáveis	Descrição	Fonte
<i>Variável dependente</i>		
Pobreza monetária	Família pobre monetária = 1, 0 caso contrário	PNADC
<i>Variáveis individuais/ domiciliares</i>		
Sexo	<i>Dummy</i> = 1 se a pessoa de referência/chefe for mulher, 0 se homem	PNADC
Cor	<i>Dummy</i> = 1 se a pessoa de referência/chefe for autodeclarada de cor preta ou parda (inclui também indígenas), 0 caso contrário (brancos ou asiáticos)	PNADC
Faixa etária	Conjunto de <i>dummies</i> referentes a grupos etários definidos da seguinte forma: 18-29 anos, 30-49 anos 50-64 anos e 65 anos ou mais. <i>Categoria de referência: 30-49 anos</i>	PNADC
Escolaridade	<i>Dummies</i> para o nível educacional mais elevado cursado pelo indivíduo: sem instrução, Fundamental incompleto, Fundamental completo, Médio completo, Superior completo. <i>Categoria de referência: Fundamental completo</i>	PNADC
Razao dep	(nº de membros de até 14 anos + nº de membros com 65 anos ou mais) / tamanho da família	PNADC
Ocp não agrícola	Presença de pelo menos um adulto do domicílio ocupado no setor não agrícola	PNADC
<i>Variáveis contextuais</i>		
Va agro per	Valor Adicionado Bruto da agropecuária <i>per capita</i>	IBGE
Tx informal	Proporção dos trabalhadores assalariados sem carteira de trabalho assinada, incluindo empregadores sem CNPJ, por conta própria sem CNPJ, trabalhadores domésticos sem carteira e trabalhadores familiares auxiliares	PNADC
Gini	Desigualdade de renda medida pelo índice de Gini da distribuição do rendimento domiciliar <i>per capita</i>	PNADC

<sup>10</sup> Para o cálculo, foi utilizado o deflator disponibilizado na PNADC.

(conclusão)

Variáveis	Descrição	Fonte
PBolsa fam	Percentual de cobertura das famílias do Bolsa Família (dezembro de 2019) com base na estimativa de famílias pobres do Censo do IBGE de 2010	VIS DATA/ MDS
PBPC	Percentual de beneficiários do BPC inscritos no Cadastro Único	VIS DATA/ MDS
Ambiental	Média de ocorrência de estiagem e seca entre 2016 e 2018	Atlas digital de desastres no Brasil/ MIDR
Gini fundiário	Desigualdade fundiária média dos estratos geográficos	Censo agropecuário de 2017

Fonte: Elaborado pela autora.

#### 4.3.2 O modelo de regressão logística multinível

Assim como no segundo capítulo desta tese, a estratégia empírica do presente ensaio envolveu a estimativa por meio de múltiplos modelos, incorporando variáveis individuais relativas ao chefe da família e às características do domicílio no primeiro nível, além de variáveis referentes aos estratos geográficos, incluídas no segundo nível. Assumindo a probabilidade de uma família ser pobre como  $p_{ij} = Pr(Y_{ij} = 1)$ , sendo  $p_{ij}$  modelado por uma função de ligação logística, o modelo logístico multinível de dois níveis é definido, conforme Guo e Zhao (2000), como:

$$\log \left[ \frac{p_{ij}}{(1 - p_{ij})} \right] = \gamma_{00} + \gamma_{10}X_{ij} + \gamma_{01}W_j + \gamma_{11}W_jX_{ij} + \nu_{1j}X_{ij} + \nu_{0j} \quad [1]$$

Inicialmente, estima-se o modelo nulo, que serve como base para examinar a decomposição da variância segundo a estrutura multinível. Nesse modelo, nenhuma covariável é incluída. Em seguida, calcula-se a correlação intraclasse (ICC). No modelo logístico de dois níveis de intercepto aleatório e com variância do intercepto  $\tau_0^2$ , essa medida, de acordo com Snijders e Bosker (2012), é obtida pela equação:

$$ICC = \rho_I = \frac{\tau_0^2}{\tau_0^2 + \pi^2/3} \quad [2]$$

A primeira ampliação foi realizada por meio da estimação do Modelo 1, com a inclusão apenas das variáveis relacionadas às características individuais do chefe de família e

do domicílio. Posteriormente, o modelo foi expandido, com a estimação do Modelo 2, adicionando-se variáveis contextuais dos estratos geográficos.

Por último, no Modelo 3, foi incorporado um coeficiente de inclinação aleatória (*random slope*) para a variável “Ocp não agrícola”. A ideia é permitir que o efeito dessa variável não seja o mesmo em todos os estratos geográficos. Assim, a existência de pelo menos um adulto ocupado no setor não agrícola do domicílio relaciona-se ao risco de pobreza, levando-se em conta as diferenças entre os estratos geográficos estudados.

#### **4.4 Resultados e discussão**

Esta seção está organizada em quatro partes. A primeira apresenta as estatísticas descritivas das variáveis utilizadas no estudo. A segunda examina os resultados referentes à adequação dos modelos multiníveis ao objetivo proposto. Na terceira, discutem-se os resultados relacionados às características individuais e domiciliares e, na quarta parte, são analisados os fatores contextuais associados à pobreza rural.

##### ***4.4.1 Estatísticas descritivas***

A Tabela 14 mostra as médias e os desvios padrão das variáveis utilizadas no modelo, a partir de três grupos: (i) população total, (ii) extremamente pobres e (iii) não pobres. O primeiro destaque dessa análise descritiva dos dados é a proporção de pessoas, residentes em áreas rurais, em situação de extrema pobreza, estimada em 15,8%.

Observa-se também uma proporção maior de mulheres entre os extremamente pobres do que na população geral, o que sugere uma possível vulnerabilidade adicional de domicílios chefiados por mulheres. Esse dado é consistente com a literatura sobre pobreza no Brasil.

Desigualdades raciais também são marcantes, sendo que a incidência de pobreza extrema está marcadamente concentrada entre pretos e pardos. A proporção de pretos/pardos entre os pobres extremos (82%) é muito superior à proporção populacional (67%). Entre os não pobres, a proporção de pretos/pardos é de 57%.

Tabela 14 – Estatísticas descritivas das variáveis individuais/domiciliares (2019)

Variável	Total		Pobre (extremo)		Não pobre	
	Média	DP	Média	DP	Média	DP
Extrema pobreza	0,158	0,365	1	0	0	0
Sexo						
homem	0,675	0,468	0,624	0,485	0,702	0,457
mulher	0,325	0,468	0,376	0,485	0,298	0,457
Cor						
branca	0,331	0,471	0,179	0,384	0,425	0,494
preta ou parda	0,669	0,471	0,821	0,384	0,575	0,494
Faixa etária						
18 a 29 anos	0,109	0,312	0,181	0,385	0,066	0,248
30 a 49 anos	0,392	0,488	0,573	0,495	0,281	0,449
50 a 64 anos	0,295	0,456	0,227	0,419	0,329	0,470
65+ anos	0,204	0,403	0,018	0,134	0,324	0,468
Escolaridade						
sem instrução	0,161	0,368	0,159	0,366	0,169	0,375
Fundamental incompleto	0,554	0,497	0,598	0,490	0,536	0,499
Fundamental completo	0,116	0,320	0,128	0,334	0,102	0,303
Médio completo	0,140	0,347	0,109	0,312	0,148	0,356
Superior completo	0,028	0,166	0,006	0,075	0,045	0,207
Razão de dependência demográfica	0,326	0,314	0,312	0,250	0,345	0,367
Ocupação não agrícola	0,363	0,481	0,159	0,366	0,402	0,490

Fonte: Elaborada pela autora, com base nos microdados da PNADC.

A incidência de pobreza extrema está muito concentrada na população em idade produtiva jovem e adulta (18-49 anos). Por sua vez, a presença de idosos (65+) entre os indivíduos em extrema pobreza é muito mais baixa (1,8%), possivelmente refletindo o acesso desse grupo a benefícios previdenciários.

No que diz respeito ao nível de instrução ou escolaridade, verifica-se um forte gradiente educacional: quanto mais alto o nível de escolaridade, menor a probabilidade de extrema pobreza. O que mais diferencia pobres extremos de não pobres não é tanto a ausência total de instrução, mas a baixa progressão escolar. Ensino Médio e Superior são quase inexistentes entre os extremamente pobres.

Surpreendentemente, a razão de dependência é levemente menor entre os pobres extremos do que entre os não pobres. Entretanto, é importante destacar que esse resultado pode estar relacionado ao fato de que a variável em questão inclui também pessoas acima de 65 anos e que esse grupo, como mencionado, apresenta o menor percentual de pessoas na situação de extrema pobreza.

Por fim, observa-se que a presença de ocupações não agrícolas no domicílio reduz fortemente a probabilidade de pobreza extrema rural, configurando-se como uma das variáveis com maior contraste entre os resultados obtidos.

Uma vez que a presente análise considera um conjunto de variáveis contextuais, que descrevem características estruturais, produtivas, sociais e ambientais dos estratos geográficos e dos municípios que os compõem, a análise descritiva a partir dos resultados da Tabela 15 também ajuda a entender as razões da heterogeneidade espacial na incidência de pobreza extrema.

Tabela 15 – Estatísticas descritivas das variáveis contextuais das áreas rurais (2019)

Variável	Média	DP	Mínimo	Máximo
Va agro per	2477,17	2476,93	3,41	12.756,56
Tx informal (%)	51,82	14,33	25,06	80,49
Gini	0,48	0,04	0,37	0,59
PBolsa fam (%)	95,65	22,29	45,49	155,91
PBPC (%)	4,89	1,59	1,62	9,85
Gini fundiário	0,75	0,07	0,53	0,94
Ambiental	16,20	28,76	0,00	143,00

Fonte: Elaborada pela autora.

No caso do Valor Adicionado Bruto (VAB) agropecuário *per capita*, a estatística que mais chama a atenção é o desvio padrão, que sinaliza uma altíssima variação, traduzindo uma forte heterogeneidade produtiva.

Há estratos com uma agropecuária quase inexistente (3,41 reais *per capita*) e outros com setores altamente produtivos. Esse nível de dispersão sugere que o dinamismo agropecuário provavelmente tem papel importante na explicação das desigualdades geográficas de incidência de pobreza.

O indicador de informalidade sinaliza que a proporção de ocupados informais é extremamente elevada no rural brasileiro – metade da força de trabalho é informal (51,8%). Em alguns estratos, essa proporção chega a 80%, indicando ambientes de baixo dinamismo econômico e baixa proteção social. Além disso, a variação alta (25-80%) sugere que há localidades com estruturas produtivas muito diferentes, o que reflete o aspecto já constatado na estatística do VAB.

O indicador de concentração fundiária também sinaliza um contexto importante para o estudo. A média do índice de Gini fundiário é extremamente alta (0,75), o que denota

uma concentração severa da terra, infelizmente uma informação relevante no contexto de muitas áreas rurais brasileiras.

#### ***4.4.2 Resultados e adequação dos modelos multiníveis***

A Tabela 16 apresenta os resultados dos modelos logísticos multiníveis para a extrema pobreza rural. Com o propósito de avaliar a importância relativa dos fatores contextuais na explicação da pobreza extrema rural, e de forma a justificar a aplicação do modelo multinível, procedeu-se à análise da variância atribuída ao nível dos estratos geográficos nas diferentes especificações do modelo. Esse procedimento é fundamental para verificar se as diferenças entre os estratos decorrem da composição das famílias que neles residem ou se refletem características estruturais próprias de cada localidade.

A análise da variância do intercepto aleatório e da correlação intraclasse (ICC) mostra quanto da variação na probabilidade de extrema pobreza se deve às diferenças entre os estratos geográficos e quanto da variação é explicada por diferenças entre famílias, internamente aos estratos. A comparação entre a ICC e a variância do intercepto aleatório entre as diferentes especificações permite identificar quanto da desigualdade territorial permanece após a inclusão de variáveis individuais e, posteriormente, de variáveis contextuais.

A primeira referência é o Modelo nulo, que conta apenas com o intercepto aleatório, permitindo que cada estrato geográfico tenha seu próprio nível médio de pobreza extrema. A função principal desse modelo é quantificar a heterogeneidade inicial entre os estratos, antes de levar em conta características dos domicílios e das localidades.

No caso do Modelo nulo, observa-se que 28,7% da variabilidade total da pobreza extrema rural se deve às diferenças entre os estratos. Esse resultado indica que, antes mesmo da inclusão de qualquer variável individual ou contextual, existe uma heterogeneidade territorial substancial na incidência de pobreza extrema. O simples fato de uma família residir em uma determinada localidade já explica quase um terço da variação total do fenômeno. O resultado do Teste de Razão de Verossimilhança comparando o modelo logístico convencional com o Modelo nulo ( $\chi^2 = 4290.8$ ,  $p < 0,001$ ) reforça que a adoção da estrutura de efeitos aleatórios é a mais adequada para o estudo proposto.

Tabela 16 – Estimativas das razões de chance de extrema pobreza monetária rural (2019)

<b>Termo</b>	<b>Modelo 0</b>	<b>Modelo 1</b>	<b>Modelo 2</b>	<b>Modelo 3</b>
<i>Efeitos fixos</i>				
(Intercept)	0.09*** (0.07 - 0.11)	0.21*** (0.17 - 0.27)	0.21*** (0.18 - 0.24)	0.21*** (0.17 - 0.24)
Sexo mulher		1.19*** (1.11 - 1.27)	1.2*** (1.12 - 1.28)	1.19*** (1.11 - 1.28)
Cor preta ou parda		1.17*** (1.08 - 1.28)	1.14** (1.05 - 1.24)	1.14** (1.05 - 1.24)
Faixa etaria18-29		1.16** (1.06 - 1.28)	1.16** (1.06 - 1.27)	1.17** (1.06 - 1.28)
Faixa etaria50-64		0.42*** (0.38 - 0.45)	0.42*** (0.39 - 0.45)	0.42*** (0.38 - 0.45)
Faixa etaria65+		0.01*** (0.01 - 0.02)	0.01*** (0.01 - 0.02)	0.01*** (0.01 - 0.02)
Escolaridade sem.instrucao		1.42*** (1.25 - 1.62)	1.42*** (1.25 - 1.62)	1.41*** (1.24 - 1.61)
Escolaridade fund.incompleto		1.33*** (1.2 - 1.48)	1.33*** (1.2 - 1.47)	1.33*** (1.2 - 1.48)
Escolaridade medio.completo		0.75*** (0.66 - 0.86)	0.75*** (0.66 - 0.86)	0.76*** (0.67 - 0.86)
Escolaridade superior.completo		0.33*** (0.23 - 0.48)	0.33*** (0.23 - 0.48)	0.33*** (0.23 - 0.48)
Razao dep pad		1.48*** (1.41 - 1.55)	1.48*** (1.41 - 1.54)	1.48*** (1.41 - 1.55)
Ocp nao agricola		0.19*** (0.18 - 0.21)	0.19*** (0.18 - 0.21)	0.19*** (0.17 - 0.22)
Va agro per pad			0.78*** (0.71 - 0.86)	0.78*** (0.71 - 0.86)
Tx informal pad			1.3*** (1.12 - 1.52)	1.35*** (1.16 - 1.57)
Gini pad			1.38*** (1.21 - 1.58)	1.35*** (1.18 - 1.54)
PBPC pad			0.75*** (0.64 - 0.89)	0.76** (0.65 - 0.9)
PBolsa fam pad			1.19** (1.05 - 1.36)	1.2** (1.05 - 1.36)
Ambiental pad			1.12** (1.03 - 1.22)	1.1* (1.02 - 1.19)
Gini fundiário pad			1.19** (1.07 - 1.33)	1.18** (1.06 - 1.32)
<i>Efeitos aleatórios</i>				
Var(Intercepto aleatório)	1.327	1.259	0.18	0.222
Var (slope: Ocp nao agricola )				0.134
Corr(Intercepto, Ocp nao agricola)				-0.621
<b>ICC</b>	<b>0.287</b>	<b>0.277</b>	<b>0.052</b>	<b>0.063</b>
<b>AIC</b>	<b>30614.35</b>	<b>24849.33</b>	<b>24680.92</b>	<b>24643.52</b>
<b>BIC</b>	<b>30631.54</b>	<b>24961.07</b>	<b>24852.82</b>	<b>24832.61</b>
<b>logLik</b>	<b>-15305.2</b>	<b>-12411.7</b>	<b>-12320.5</b>	<b>-12299.8</b>

Nota: Valores representam as razões de chance com intervalos de confiança de 95% entre parênteses.  
 \*\*\*  $p < 0,001$ ; \*\*  $p < 0,01$ ; \*  $p < 0,05$ .

Observações = 39941, Grupos (Estratos geográficos) = 130.

O Modelo 1 introduz variáveis individuais e domiciliares, como sexo, raça/cor, escolaridade, razão de dependência e inserção ocupacional. A inclusão desses fatores reduz apenas marginalmente a variância entre os estratos, de 28,7% para 27,7%. Essa pequena queda sugere que as diferenças entre os estratos não decorrem apenas das características dos domicílios e de seus chefes. Isso mostra que, mesmo após o controle por características individuais, os estratos permanecem fortemente distintos no que diz respeito à incidência de pobreza rural.

O Modelo 2, por sua vez, incorpora variáveis contextuais, incluindo indicadores de dinamismo produtivo, informalidade, desigualdade de renda, desigualdade fundiária, cobertura de programas sociais e vulnerabilidade climática. Com essa especificação, observa-se uma queda expressiva na variância municipal, que passa para apenas 5,2%. Tal resultado evidencia que a maior parte da heterogeneidade territorial identificada no Modelo zero é explicada por variáveis estruturais, como informalidade elevada, desigualdade de renda, concentração fundiária e fragilidade econômica local. Esses fatores constituem elementos centrais para se compreender por que alguns estratos apresentam níveis persistentemente mais elevados de pobreza extrema em áreas rurais.

Já o Modelo 3 permite que o efeito da ocupação não agrícola varie entre estratos geográficos por meio da inclusão de uma inclinação aleatória. Esse procedimento capta a heterogeneidade da correlação entre esta variável e a incidência de pobreza rural nos diferentes agregados territoriais. A variância aumenta ligeiramente para 6,3%, o que é esperado, pois a inclusão da inclinação aleatória introduz uma nova fonte de variação entre as unidades geográficas.

Assim, a análise dos componentes de variância evidencia que parte substancial da heterogeneidade geográfica na incidência de pobreza é explicada pelas variáveis contextuais introduzidas na modelagem. Uma vez estabelecido o papel relativo dos níveis individual e municipal na estrutura da pobreza extrema rural, é possível aprofundar essa análise examinando os coeficientes estimados nos modelos. Tal análise permite identificar quais características exercem maior influência sobre as chances de um domicílio rural se encontrar em situação de pobreza extrema.

#### ***4.4.3 Características individuais e domiciliares***

Os coeficientes estimados para as variáveis individuais apresentaram resultados condizentes com a literatura sobre pobreza e sinalizaram que a extrema pobreza em áreas rurais é fortemente determinada pelas características dos domicílios e de seus chefes. Fatores relacionados ao chefe dos domicílios, como sexo, cor/raça, escolaridade e idade, mostraram-se importantes para a definição das chances de um domicílio rural estar em situação de extrema pobreza.

Controlando-se pelos demais fatores, domicílios chefiados por mulheres têm cerca de 19% mais chances de estarem em extrema pobreza do que famílias chefiadas por homens. De forma semelhante, domicílios chefiados por pessoas pretas ou pardas têm 14% mais chances de pobreza extrema em comparação aos chefiados por brancos/asiáticos. Os resultados corroboram os achados de Balbino, Cruz e Antigo (2021), cujo estudo aponta que, pela perspectiva de renda, mulheres, pretos ou pardos, pessoas com menos anos de estudo, moradores das áreas rurais e das regiões Norte e Nordeste estiveram mais propensos à situação de pobreza entre 2005 e 2019.

No que diz respeito à idade do chefe, verifica-se que domicílios chefiados por indivíduos mais jovens (18 a 29 anos) possuem cerca de 17% mais chances de pobreza extrema do que os chefiados por indivíduos com idade entre 30 e 49 anos (grupo de referência). Por sua vez, as chances de pobreza reduzem-se drasticamente em domicílios chefiados por indivíduos com idade superior à do grupo de referência: as chances são 58% menores para aqueles com idade entre 50 e 64 anos e 99% menores para os que possuem 65 anos ou mais. Observa-se também que a idade está bastante correlacionada com determinados tipos de rendimentos, principalmente no que diz respeito às aposentadorias e pensões, que garantem uma renda permanente para esses indivíduos e para os domicílios dos quais são responsáveis (Beltrão; Oliveira; Pinheiro, 2000; Buainain; Dedecca; Neder, 2013).

A escolaridade do chefe, como era esperado, apresenta uma correlação significativa com a situação de pobreza. Considerando como grupo de referência os domicílios chefiados por indivíduos com Ensino Fundamental completo, verifica-se que domicílios em que o chefe não possui instrução apresentam 42% mais chances de estarem em situação de pobreza. Com Fundamental incompleto, 33% mais chances. Por sua vez, os domicílios cujos chefes possuem o Ensino Médio completo apresentam 25% menos chances de estarem em pobreza e, para aqueles que detêm Ensino Superior, as chances são 67% menores. Nesse aspecto, Helfand e Pereira (2012) ressaltam que o capital humano é um dos mais importantes determinantes dos rendimentos auferidos pelas famílias rurais. Porém, os autores ressaltam que a qualidade desses

serviços é extremamente limitada nas zonas rurais, defendendo maiores investimentos na formação de capital humano nas áreas rurais como um mecanismo de superação da pobreza.

No que diz respeito às características agregadas em nível domiciliar, a razão de dependência (padronizada) se mostrou relevante, e o coeficiente estimado indica que um aumento de 1 desvio padrão nessa relação aumenta em 48% as chances de pobreza extrema. Famílias maiores e com membros dependentes (que não proveem renda), como é o caso de crianças, são muito mais vulneráveis.

Outra variável considerada relevante foi a presença de pelo menos um membro adulto ocupado em atividade não agrícola. Nesse caso, as chances de pobreza diminuem 81% se no mínimo um membro exerce outro tipo de atividade, diferente das atividades agrícolas, comuns ao meio rural. Essa variável se mostrou uma das mais relevantes, sinalizando que a diversificação ocupacional é um amortecedor importante contra a pobreza rural.

#### ***4.4.4 Fatores contextuais***

Quanto às variáveis contextuais, que apresentam características dos municípios que compõem os diferentes estratos geográficos, os resultados mostraram que domicílios localizados em estratos geográficos com agropecuária mais dinâmica (de maior valor adicionado) apresentam redução de 22% nas chances de pobreza extrema das famílias.

A informalidade também se mostrou relevante: para cada aumento de 1 desvio padrão na informalidade, as chances de pobreza extrema apresentam um aumento entre 30 e 35%. Por sua vez, o coeficiente associado ao índice de Gini mostrou que existe uma correlação positiva e relevante entre o nível de desigualdade regional e as chances de um domicílio se encontrar em situação de extrema pobreza. A desigualdade também se mostrou relevante no que diz respeito à concentração fundiária. O modelo revelou evidências de que uma maior concentração fundiária aumenta em quase 20% as chances de pobreza extrema.

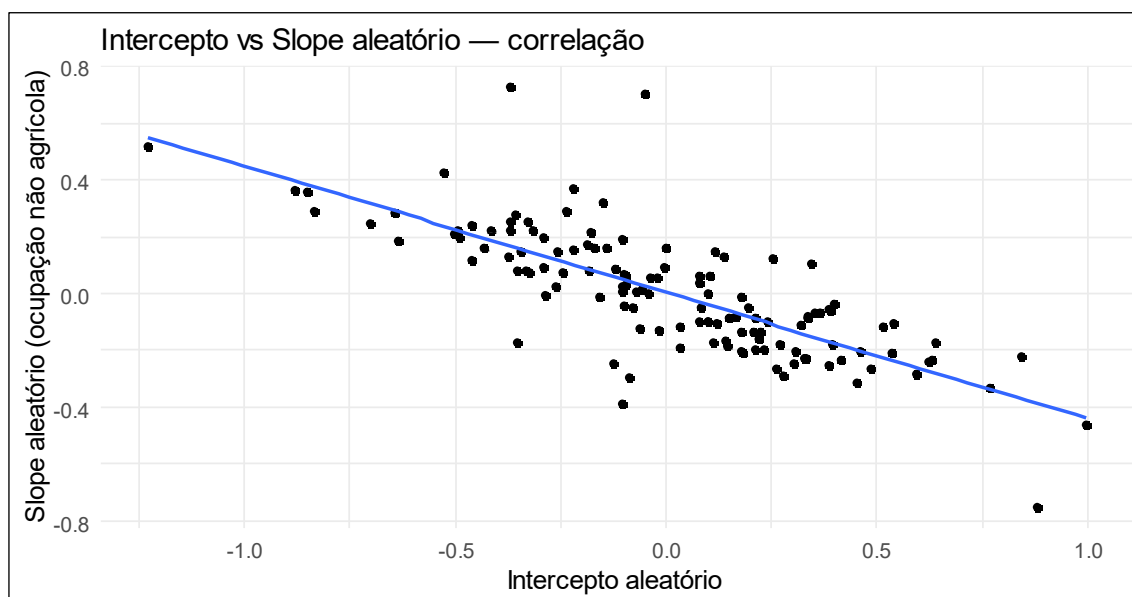
Os resultados também apontam que residir em estratos geográficos com maior proporção de beneficiários pelo BPC também reduz as chances de um domicílio ser classificado em pobreza extrema – ocorre uma redução próxima de 25%. Por outro lado, residir em estratos com maior cobertura do Bolsa Família eleva as chances em aproximadamente 20%. Este resultado, a princípio, parece contraintuitivo, podendo sinalizar uma associação entre a cobertura do programa Bolsa Família e localidades mais pobres.

Por sua vez, a variável ambiental, que indica estratos com maiores ocorrências de períodos de estiagem ou seca, prejudiciais à produção agrícola, revelou que residir em áreas afetadas por esses fenômenos climáticos aumenta as chances de pobreza extrema.

Como apresentado anteriormente, a presença de pelo menos um membro adulto ocupado em atividade não agrícola apresenta uma correlação negativa com as chances de extrema pobreza, de aproximadamente  $-0,62$ . Esse efeito, contudo, pode variar entre os estratos. Com o objetivo de explorar esse resultado com maior profundidade, o Modelo 3 introduz uma inclinação aleatória (*random slope*) para a variável “Ocp não agrícola”, permitindo que o impacto dessa condição ocupacional não seja fixo, mas sim diferenciado entre os estratos.

A Figura 5 ilustra essa heterogeneidade ao apresentar a relação entre o intercepto aleatório – que representa o nível médio de pobreza extrema de cada estrato, após o controle pelas características individuais e contextuais – e a inclinação aleatória associada à ocupação não agrícola.

Figura 5 – Relação entre o intercepto aleatório e a inclinação aleatória



Fonte: Elaborada pela autora.

Esse resultado constitui uma evidência relevante. Em áreas rurais onde a pobreza extrema é estruturalmente mais elevada, provavelmente devido às atividades agropecuárias de menor produtividade e maior instabilidade, a inserção em atividades não agrícolas funciona como um mecanismo fundamental de mitigação da pobreza, desempenhando um papel mais significativo do que em localidades relativamente menos vulneráveis. Em contraste, nos estratos geográficos com menores níveis de pobreza, a contribuição marginal de um trabalhador

não agrícola no domicílio tende a ser menor, dado que essas localidades apresentam contextos produtivos e institucionais mais favoráveis.

De forma mais intuitiva, pode-se inferir que a diversificação das fontes de renda desempenha papel central na redução da probabilidade de pobreza extrema. Esse resultado é coerente com a literatura sobre diversificação de renda no meio rural brasileiro, que destaca o papel do trabalho não agrícola como via de mobilidade econômica em contextos rurais mais pobres (Cruz *et al.*, 2022).

#### **4.5 Considerações finais**

O presente ensaio objetivou apresentar evidências sobre fatores associados à pobreza rural no Brasil. Foi investigada a associação entre variáveis individuais (características dos domicílios e de seus chefes) e contextuais, agregadas ao nível dos estratos geográficos definidos no âmbito da PNADC. Sob essa perspectiva, a estratégia empírica adotou a abordagem de análise multinível.

Os resultados do modelo multinível indicam que a escolha por esse arcabouço metodológico foi acertada. A análise realizada mostrou que, mesmo antes da inclusão de qualquer covariável, quase um terço da variação total na probabilidade de extrema pobreza era explicada pelas diferenças entre os estratos geográficos. Essa é uma evidência importante a favor dessa classe de modelos, pois confirma a forte heterogeneidade territorial já amplamente reconhecida na literatura e evidencia a relevância de se incorporar fatores contextuais na compreensão da pobreza rural brasileira.

No nível contextual, os resultados evidenciam que a extrema pobreza rural está fortemente associada a características estruturais dos estratos geográficos. O dinamismo agropecuário, a informalidade, a desigualdade de renda e a concentração fundiária desempenham papel central na determinação das chances de pobreza extrema, assim como a vulnerabilidade climática, associada à ocorrência de estiagens e secas.

Ademais, políticas sociais de transferência de renda apresentam efeitos distintos: enquanto uma maior proporção de beneficiários do BPC está associada a uma redução da probabilidade de pobreza extrema, a maior cobertura do Bolsa Família está positivamente associada à pobreza, o que sugere que esse indicador reflete a concentração espacial da pobreza nos estratos geográficos, e não necessariamente uma relação causal adversa do programa.

No nível individual, os resultados indicam que domicílios rurais chefiados por mulheres, pessoas pretas ou pardas, indivíduos jovens e com baixa escolaridade apresentam

probabilidade significativamente maior de se encontrarem em situação de extrema pobreza. Tais padrões revelam desigualdades persistentes e sugerem que políticas voltadas à ampliação do capital humano e à redução das desigualdades de oportunidades continuam sendo fundamentais para a redução da pobreza rural no país.

Entre as características domiciliares, foi dada ênfase à presença de membros dos domicílios rurais em ocupações não agrícolas. Os resultados confirmaram a hipótese de que as atividades não agrícolas podem se destacar como uma estratégia de proteção econômica para as famílias rurais. A presença de ao menos um trabalhador não agrícola no domicílio reduz em mais de 80% as chances de pobreza extrema, representando um dos efeitos mais expressivos encontrados neste estudo.

Além disso, ao explorar a abordagem multinível, a inclusão de uma inclinação aleatória para essa variável revelou que a correlação das atividades não agrícolas varia significativamente entre os territórios. Em estratos estruturalmente mais pobres, o trabalho não agrícola desempenha um papel ainda mais decisivo na mitigação da pobreza. Essa heterogeneidade sugere que a diversificação das fontes de renda é particularmente importante em regiões rurais de menor dinamismo produtivo, que coincidem com as áreas onde as atividades agrícolas são mais vulneráveis.

Em conjunto, os resultados deste ensaio contribuem para uma melhor compreensão da complexidade da pobreza rural no Brasil, além de apontarem para a necessidade de políticas públicas sensíveis ao território. Ao evidenciar o papel simultâneo de fatores individuais e contextuais, este estudo reforça a relevância de abordagens integradas e territorialmente orientadas para o enfrentamento da pobreza rural, contribuindo com reflexões importantes para o aprimoramento das políticas de desenvolvimento rural no Brasil. As evidências encontradas indicam que intervenções voltadas à diversificação ocupacional, à redução das desigualdades estruturais e ao fortalecimento da resiliência climática dos territórios rurais permanecem essenciais.

## 5 CONCLUSÃO GERAL

O objetivo geral desta tese foi analisar a pobreza no Brasil a partir de uma abordagem integrada, combinando a construção de um índice de pobreza multidimensional com a investigação dos determinantes individuais, domiciliares e contextuais da pobreza, tanto em perspectiva monetária quanto multidimensional. Dessa forma, o estudo foi composto por três ensaios, que articularam a temática sob diferentes óticas de análise.

O primeiro ensaio se propôs à construção de um índice de pobreza multidimensional referente aos anos de 2019 e 2023, analisando a situação das privações a partir de decomposições por subgrupos e das mudanças ocorridas durante o período. Os resultados indicam que houve diminuição da pobreza multidimensional no Brasil entre 2019 e 2023, em todas as regiões do país e, de forma geral, nos subgrupos populacionais analisados. A queda da pobreza decorre, principalmente, da diminuição do número de pessoas em situação de pobreza na região Nordeste e da redução da pobreza entre a população preta e parda e entre pessoas com Ensino Fundamental incompleto. No contexto rural, a redução da pobreza está associada, também, à diminuição da população rural observada no período. Além disso, observou-se que, entre as principais carências que afetam os pobres multidimensionais, sobressaem aquelas relativas ao acesso ao mercado de trabalho.

No segundo ensaio, o objetivo central foi analisar os determinantes da pobreza monetária e multidimensional, considerando os fatores individuais e contextuais. Esse estudo foi baseado na aplicação do método de regressão logística multinível, revelando-se inédito ao abordar a análise da pobreza a partir das informações dos estratos geográficos do IBGE (2022). Tal estratégia mostrou-se interessante ao proporcionar uma compreensão mais precisa das características das localidades onde residem as famílias mais pobres. Os resultados desse estudo apontam que as probabilidades de pobreza monetária e multidimensional estão associadas às elevadas taxas de informalidade e desigualdade de renda nessas localidades. Além disso, a taxa de desocupação no mercado de trabalho mostrou-se relevante para explicar a probabilidade de pobreza monetária.

Por outro lado, verificou-se que o aumento do valor adicionado *per capita* do setor de serviços nos estratos geográficos está associado à diminuição das chances de pobreza monetária e multidimensional. Da mesma forma, os setores agropecuário e industrial desempenham papel significativo nas áreas rurais, ao contribuírem para a redução da probabilidade de pobreza monetária de famílias residentes nessas áreas.

No terceiro ensaio, o objetivo foi investigar os fatores individuais e contextuais associados à pobreza rural, mensurada por meio do indicador de extrema pobreza, com ênfase no papel da ocupação não agrícola para a redução da pobreza entre as famílias e nas diferenças entre as localidades onde elas residem. Considerando os fatores contextuais, os resultados apontam que a extrema pobreza rural está fortemente relacionada às condições estruturais dos diferentes estratos geográficos. Fatores como o dinamismo agropecuário, a informalidade, a desigualdade de renda, a concentração fundiária e a vulnerabilidade climática (estiagem e seca) desempenham papel significativo na determinação das probabilidades de ocorrência de pobreza extrema.

Ao mesmo tempo, a ocupação não agrícola entre as famílias no meio rural desempenha um papel importante na mitigação da pobreza. Os resultados obtidos nesse estudo sugerem que a diversificação das fontes de renda é particularmente importante em regiões rurais de menor dinamismo produtivo, que coincidem com as áreas onde as atividades agrícolas são mais vulneráveis.

De modo geral, os resultados apresentados nesta tese contribuem para aprofundar o entendimento sobre a pobreza no Brasil no período recente e evidenciam a necessidade de políticas públicas que considerem tanto as particularidades das famílias quanto a diversidade dos contextos socioeconômicos do país. As evidências indicam que o enfrentamento da pobreza requer uma atuação articulada, capaz de ultrapassar a dimensão de renda e adotar uma abordagem multidimensional que contemple, de forma integrada, os fatores individuais e contextuais, visando à melhoria das condições de vida da população.

## REFERÊNCIAS

- ALKIRE, S. *et al.* **Multidimensional poverty measurement and analysis**. Oxford, UK: Oxford University Press, 2015. (Working Paper, 82).
- ALKIRE, S.; FOSTER, J. Counting and multidimensional poverty measurement. **Journal of Public Economics**, [S. l.], v. 95, n. 7-8, p. 476-487, 2011.
- ALKIRE, S.; ROCHE, J. M.; VAZ, A. Changes over time in multidimensional poverty: methodology and results for 34 countries. **World Development**, [S. l.], v. 94, p. 232-249, 2017.
- ALKIRE, S.; SANTOS, M. E. A multidimensional approach: poverty measurement & beyond. **Social Indicators Research**, [S. l.], v. 112, n. 2, p. 239-257, 2013.
- ANGULO SALAZAR, R. C.; DÍAZ CUERVO, Y.; PARDO PINZÓN, R. **Índice de Pobreza Multidimensional para Colombia (IPM-Colombia) 1997-2010**. [S. l.], Departamento Nacional de Planeación – DNP, 2011. (Archivos de Economía, Documento 382)
- ARAÚJO, J. A.; MARINHO, E.; CAMPÊLO, G. L. Crecimento econômico y concentración del ingreso: sus efectos em la pobreza del Brasil. **Revista de la Cepal**, México, v. 123, p. 37-57, dez. 2017.
- ARAÚJO, S. M.; SILVA, M. V. B. Decomposição da pobreza no Nordeste brasileiro por setor de atividade econômica e entre os componentes crescimento e redistribuição da renda no período 1995-2009. **Revista Econômica do Nordeste**, Fortaleza, v. 44, n. 3, p. 693-718, jul./set. 2013
- ARAÚJO, J. A.; TABOSA, F. J. S.; KHAN, A. S. Elasticidade renda e elasticidade desigualdade da pobreza no nordeste brasileiro. **Revista de Política Agrícola**, Brasília, DF, v. 21, n. 1, p. 50-59, 2012.
- BALBINO, T. de F.; CRUZ, A. C. da; ANTIGO, M. F. A pobreza rural e urbana brasileira sob a ótica das privações: uma análise regional a partir de dados domiciliares de 2005 a 2019. **Revista Brasileira de Estudos Regionais e Urbanos**, [S. l.], v. 15, n. 1, p. 28-56, 2021.
- BARROS, R. P. de; CAMARGO, J. M.; MENDONÇA, R. **Determinantes da pobreza no Brasil**. Rio de Janeiro: Ipea, 1996. (Série Seminários, 19).
- BARROS, R. P. de; CARVALHO, M.; FRANCO, S. **Pobreza multidimensional no Brasil**. Rio de Janeiro: Ipea, 2006. (Texto para Discussão, 1.227).
- BARROS, R. P.; HENRIQUES, R.; MENDONÇA, R. S. P. **O Combate à pobreza no Brasil: dilemas entre políticas de crescimento e políticas de redução da desigualdade**. Rio de Janeiro: Ipea, 1999. 63 p
- BASTOS, P. M. A.; MATTOS, L. B.; SANTOS, G. C. Determinantes da pobreza no meio rural brasileiro. **Revista de Estudos Sociais**, [S. l.], v. 20, n. 41, p. 4-30, 2018.

BELTRÃO, K.; OLIVEIRA, F.; PINHEIRO, S. **A população rural e a previdência social no Brasil: uma análise com ênfase nas mudanças constitucionais**. Rio de Janeiro: Ipea, 2000. (Texto para Discussão, 759).

BOF, A. M.; MORAES, G. H. Impactos da pandemia no aprendizado dos estudantes brasileiros: desigualdades e desafios. **Cadernos de Estudos e Pesquisas em Políticas Educacionais: Impactos da Pandemia**, Brasília, DF, v. 7, p. 277-306, 2023. Disponível em: <https://cadernosdeestudos.inep.gov.br/ojs3/index.php/cadernos/artigo/view/5586>. Acesso em: 4 nov. 2024.

BRASIL. **Lei nº 9.394, de 20 de dezembro de 1996**. Estabelece as diretrizes e bases da educação nacional. Brasília, DF: Senado Federal, 2017. Disponível em: [https://www.planalto.gov.br/ccivil\\_03/leis/19394.htm](https://www.planalto.gov.br/ccivil_03/leis/19394.htm). Acesso em: 15 nov. 2024.

BRITO, E. C.; DATHEIN, R. Estrutura econômica e determinantes da pobreza. **Revista de Economia Contemporânea**, Rio de Janeiro, v. 29, p. 1-32, 2025. DOI: <http://dx.doi.org/10.1590/19805527252901>.

BUAINAIN, A. M *et al.* **A nova cara da pobreza rural: desafios para as políticas públicas**. Brasília: IICA, 2012

BUAINAIN, A. M.; DEDECA, C. S.; NEDER, H. Características regionais da pobreza rural no Brasil: algumas implicações para políticas públicas. *In*: MIRANDA, C.; TIBURCIO, B. (org.). **A nova cara da pobreza rural: desenvolvimento e a questão regional**. Brasília: IICA, 2013. p. 57-110.

CAMPOS, A. G. **Bem-estar social nos anos 1990 e 2000: traços utilizados da história brasileira**. Brasília: Ipea, 2015. (Texto para Discussão, 2.025).

CASTAÑEDA, A. *et al.* A new profile of the global poor. **World Development**, [S. l.], v. 101, p. 250-267, 2018.

CHEN, K.; LEU, C.; WANG, T. Measurement and determinants of multidimensional poverty: Evidence from Taiwan. **Social Indicators Research**, v. 145, p. 459-478, 2019.

CHEN, S.; RAVALLION, M. **The developing world is poorer than we thought, but no less successful in the fight against poverty (English)**. Washington, DC: World Bank, 2008. (Policy Research Working Paper, 4703). Disponível em: <http://documents.worldbank.org/curated/en/526541468262138892>. Acesso em: 14 nov. 2024.

CODES, A. L. M. **A trajetória do pensamento científico sobre pobreza: em direção a uma visão complexa**. Brasília, DF: Ipea, 2008. (Texto para Discussão, 1332).

CONSEJO Nacional de Evaluación de la Política de Desarrollo Social. **Metodología para la medición multidimensional de la pobreza en México**. 3.ed. Ciudad de México: CONEVAL, 2019

COSTA, R.; COSTA, G. C. Pobres no campo, ricos na cidade? Uma análise multidimensional da pobreza. **Revista de Economia e Sociologia Rural**, Brasília, DF, v. 54, n. 3, p. 537-560, jul./set. 2016.

CRUZ, M. P. M. *et al.* Diferenciais de rendimentos entre atividades agrícolas e não agrícolas no meio rural do Brasil. **Economia Aplicada**, [S. l.], v. 26, n. 1, p. 31-54, 2022.

DEDECCA, C. S. Contribuições para a agenda da política de combate à pobreza rural. *In*: MIRANDA, C.; TIBURCIO, B. (org.). **A nova cara da pobreza rural: desenvolvimento e a questão regional**. Brasília: IICA, 2013. p. 19-32.

DEL GROSSI, M. D. Pobreza e extrema pobreza no Brasil rural. *In*: BUAINAIN, A. *et al.* (org.). **A nova cara da pobreza rural: desafios para as políticas públicas**. Brasília: IICA, 2012. p. 121-160.

FAHEL, M.; TELES, L. R.; CAMINHAS, D. A. Para além da renda: uma análise da pobreza multidimensional no Brasil. **Revista Brasileira de Ciências Sociais**, [S. l.], v. 31, n. 92, p. 1-21, out. 2016.

FAVARETTO, A. O combate à pobreza rural na América Latina e os Objetivos do Desenvolvimento Sustentável: a necessidade de um enfoque relacional. **Revista Grifos**, Chapecó, v. 27, n. 45, p. 13-52, 2018.

FÁVERO, L. P. L.; BELFIORE, P. P. **Manual de análise de dados: estatística e modelagem multivariada com Excel, SPSS e Stata**. Rio de Janeiro: Elsevier, 2017.

FERES, J. C.; MANCERO, X. **El metodo de las necesidades basicas insatisfechas (NBI) y sus aplicaciones a America Latina**. Santiago de Chile: Cepal; Naciones Unidas, 2001. (Serie Estudios Estadísticos y Prospectivos, 7).

FERES, J. C.; VILLATORO, P. **A viabilidade de se erradicar a pobreza: uma análise conceitual e metodológica**. Brasília, DF: Ministério do Desenvolvimento Social e Combate à Fome; Secretaria de Avaliação e Gestão da Informação, 2013. (Cadernos de Estudos: Desenvolvimento Social em Debate, 15).

FISHLOW, A.; VIEIRA FILHO, J. E. R. **Agricultura e indústria no Brasil: crescimento e modernização**. Rio de Janeiro: Editora da FGV, 2017.

FOOD AND AGRICULTURE ORGANIZATION (FAO). **Rural poverty analysis – From measuring poverty to profiling and targeting the poor in rural areas**. Rome, 2021

FOOD AND AGRICULTURE ORGANIZATION (FAO); Oxford Poverty and Human Development Initiative (OPHI). **Measuring rural poverty with a multidimensional approach: the Rural Multidimensional Poverty Index**. Rome: FAO, 2022. (FAO Statistical Development Series, 19). DOI: <https://doi.org/10.4060/cb8269en>.

FOSTER, J.; GREER, J.; THORBECKE, E. A class of decomposable poverty measures. **Econometrica**, [S. l.], v. 52, n. 3, p. 761-766, 1984.

FURTADO, C. **Formação econômica do Brasil**. 34. ed. São Paulo: Companhia das Letras, 2007.

FURTADO, C. Perspectivas da economia brasileira. In: MONTEIRO FILHA, Dulce Corrêa; MODENESI, Rui Lyrio (Orgs.). **BNDES, um banco de idéias: 50 anos refletindo o Brasil**. Rio de Janeiro : Banco Nacional de Desenvolvimento Econômico e Social, 2002.

GARZA-RODRIGUEZ, J. *et al.* Determinants of poverty in Mexico: A quantile regression analysis. **Economies**, [S. l.], v. 9, n. 2, p. 60, 2021. DOI: <https://doi.org/10.3390/economies9020060>.

GOLDSTEIN, Harvey. **Multilevel statistical models**. New Jersey: John Wiley & Sons, 2011.

GRAZIANO NETO, F. **Questão agrária e ecologia: crítica da moderna agricultura**. 2. ed. São Paulo: Brasiliense, 1985.

GUO, G.; ZHAO, H. X. Multilevel modeling for binary data. **Annual Review of Sociology**, [S. l.], v. 26, n. 1, p. 441-462, 2000.

HAUGHTON, J.; KHANDKER, S. (ed.). **Handbook on poverty and inequality**. Washington, DC: World Bank Publications, 2009.

HELFAND, S. M.; PEREIRA, V. F. Determinantes da pobreza rural e implicações para as políticas públicas no Brasil. In: BUAINAIN, A. *et al.* (org.). **A nova cara da pobreza rural: desafios para as políticas públicas**. Brasília: IICA, 2012. p. 121-160.

HELFAND, S.; ROCHA, R.; VINHAIS, H. Pobreza e desigualdade de renda no Brasil rural: uma análise da queda recente. **Pesquisa e Planejamento Econômico (PPE)**, Rio de Janeiro, v. 39, n. 1, p. 59-80, abr. 2009.

HOX, J. J.; MOERBEEK, M.; VAN DE SCHOOT, R. **Multilevel analysis: techniques and applications**. New York: Routledge, 2017.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. Coordenação de Pesquisas por Amostra de Domicílios. **Acesso à internet e à televisão e posse de telefone móvel celular para uso pessoal 2023**. Rio de Janeiro: IBGE, 2024a. Disponível em: <https://biblioteca.ibge.gov.br/index.php/biblioteca-catalogo?view=detalhes&id=2102107>. Acesso em: 10 set. 2025

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. Coordenação de População e Indicadores Sociais. **Síntese de indicadores sociais: uma análise das condições de vida da população brasileira: 2020**. Rio de Janeiro: IBGE, 2020.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. Coordenação de População e Indicadores Sociais. **Síntese de indicadores sociais: uma análise das condições de vida da população brasileira: 2024**. Rio de Janeiro: IBGE, 2024b.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios Contínua. **Estimativas para estratos de municípios na PNAD Contínua**. Rio de Janeiro: IBGE, 2022. (Nota técnica, 01)

KAGEYAMA, A.; HOFFMANN, R. Pobreza no Brasil: uma perspectiva multidimensional. **Economia e Sociedade**, Campinas, SP, v. 15, n. 1, p. 79-112, 2006.

KIM, K.; LEE, Y.; LEE, Y. A multilevel analysis of factors related to poverty in welfare states. **Social Indicators Research**, [S. l.], v. 99, p. 391-404, 2010.

LEMOS, J. **Vulnerabilidades induzidas no semiárido**. Fortaleza: Imprensa Universitária, 2020.

LIMA, J. R. F.; SANTOS, D. Efeito das rendas não-agrícolas para redução da pobreza e concentração. **Revista Econômica do Nordeste**, Fortaleza, v. 40, n. 2, p. 263-283, abr./jun. 2009.

LOAYZA, N. V.; RADDATZ, C. The composition of growth matters for poverty alleviation. **Journal of Development Economics**. v. 93, n. 1, p. 137-151, 2010. DOI: 10.1016/j.jdeveco.2009.03.008.

MAGALHÃES, A. R. Vida e seca no Brasil. In: NYS, E. de; ENGLE, N. L.; MAGALHÃES, A. R. (org.). **Secas no Brasil: política e gestão proativas**. Brasília: Centro de Gestão e Estudos Estratégicos; Banco Mundial, 2016. p. 20-38.

MALUF, R. *et al.* **Pobreza rural: concepções, determinantes e proposições para a construção de uma agenda de políticas públicas**. Brasília: IICA, 2011.

MALUF, R.; MATTEI, L. Elementos para construção de uma agenda de políticas públicas para o enfrentamento da pobreza rural. In: MIRANDA, C.; TIBURCIO, B. (org.). **Pobreza rural: concepções, determinantes e proposições para a construção de uma agenda de políticas públicas** Brasília: IICA, 2011. p. 15-28.

MANSO, C.A.; BARRETO, F. A.; TEBALDI, E. O desequilíbrio regional brasileiro: novas perspectivas a partir das fontes de crescimento pró-pobre. **Revista Econômica do Nordeste**, Fortaleza, v. 37, n. 3, p. 307-328, 2006.

MARCELINO, G. C.; CUNHA, M. S. da. Pobreza multidimensional no Brasil: evidências para as áreas rurais e urbanas. **Revista de Economia e Sociologia Rural**, Brasília, DF, v. 62, n. 1, p. 1-20, 2023.

MEDEIROS, C. N.; PINHO NETO, V. R. **Os determinantes espaciais da extrema pobreza no estado do Ceará – 2010**. Ceará: IPECE, 2011. (Texto para Discussão, 97).

MEDEIROS, M. **Medidas de desigualdade e pobreza**. Brasília: Editora da UnB, 2012.

MEDEIROS, V.; OLIVEIRA, A. O acesso à infraestrutura e a pobreza no Brasil: uma investigação empírica. **Revista de Economia e Sociologia Rural**, Brasília, DF, v. 58, n. 2, 2020.

MEDEIROS, V. *et al.* Infrastructure and household poverty in Brazil: A regional approach using multilevel models. **World Development**, [S. l.], v. 137, n. 2, p. 105-118, 2021.

MINISTERIO DE DESARROLLO SOCIAL. **Metodología de medición de pobreza multidimensional con entorno y redes**. Santiago, Chile: División Observatorio Social, 2016. (Serie Documentos Metodológicos, 32).

MIRANDA, C.; TIBURCIO, B. **A nova cara da pobreza rural: desenvolvimento e a questão regional**. Brasília: IICA, 2013.

MIRO, V. H.; BARRETO, F. A.; FRANÇA, J. M. S. Pobreza e extrema pobreza têm queda acelerada, com destaque para NO e NE. **Blog do IBRE**, 15 set. 2025. Disponível em: <https://blogdoibre.fgv.br/posts/pobreza-e-extrema-pobreza-tem-queda-acelerada-com-destaque-para-no-e-ne>. Acesso em: 23 set. 2025.

MUKHERJEE, S.; BENSON, T The determinants of poverty in Malawi, 1998. **World Development**, [S. l.], v. 31, n. 2, p. 339-358, 2003. DOI: [https://doi.org/10.1016/S0305-750X\(02\)00191-2](https://doi.org/10.1016/S0305-750X(02)00191-2).

NÁJERA CATALÁN, H. E.; GORDON, D. The importance of reliability and construct validity in multidimensional poverty measurement: an illustration using the multidimensional poverty index for Latin America (MPI-LA). **The Journal of Development Studies**, [S. l.], v. 56, n. 9, p. 1763-1783, 2019. DOI: <https://doi.org/10.1080/00220388.2019.1663176>.

NERI, M. C. **Mapa da nova pobreza**. Rio de Janeiro: FGV Social, 2022.

NERI, M.; HECKSHER, M. **Jovens: projeções populacionais**. Rio de Janeiro: FGV Social, 2021. Disponível em: <https://cps.fgv.br/pesquisas/jovens-projecoes-populacionais-percepcoes-e-politicas-publicas>. Acesso em: 7 set. 2025.

NUNES, L. F. C. V.; MEDEIROS, P. H. A. Análise histórica da severidade de secas no Ceará: efeitos da aquisição de capital hidráulico sobre a sociedade. **Revista de Gestão de Água da América Latina**, Porto Alegre, v. 17, p. 1-14, 2020. DOI: <https://doi.org/10.21168/rega.v17e18>.

OSORIO, R. G. **A desigualdade racial da pobreza no Brasil**. Brasília, DF: Ipea, 2019. (Texto para Discussão, 2.487).

PENG, C. *et al.* Determinants of poverty and their variation across the poverty spectrum: evidence from Hong Kong, a high-income society with a high poverty level. **Social Indicators Research**, [S. l.], v. 144, p. 219-250, 2019. DOI: <https://doi.org/10.1007/s11205-018-2038-5>.

PESSÔA, S. de A. Existe um problema de desigualdade regional no Brasil? *In*: ENCONTRO NACIONAL DE ECONOMIA, 29., 2001, Salvador. **Anais [...]**. Salvador: Associação Nacional dos Centros de Pós-Graduação em Economia, 2001.

PORTELA, A. *et al.* A pobreza multidimensional no Brasil sob a ótica da PNAD Contínua 2017. **Cadernos de Estudos**, Brasília, DF: Ministério da Cidadania; Secretaria de Avaliação e Gestão da Informação, n. 34, p. 52-59, 2019.

PRADHAN, I.; PRADHAN, J. Assessing reduction in multidimensional childhood poverty in Índia: a decomposition analysis. **BMC Public Health**, [S. l.], v. 23, n. 2024, p. 1-19, 2023. DOI: <https://doi.org/10.1186/s12889-023-16869-0>.

RANDS, A. **Desigualdades regionais no Brasil: natureza, causas, origens e solução**. Rio de Janeiro: Elsevier, 2012.

RAVALLION, M. **The economics of poverty**. Oxford, UK: Oxford University Press, 2016.

RAVALLION, M.; DATT, G. How important to India's poor is the sectoral composition of economic growth? **The World Bank Economic Review**, [S. l.], v. 10, n. 1, p. 1-25, Jan. 1996. DOI: <https://doi.org/10.1093/wber/10.1.1>.

RIBAS, R. P. Determinantes da pobreza de privação relativa no Brasil Urbano. **Revista Econômica do Nordeste**, Fortaleza, v. 37, n. 4, out./dez. 2006.

ROCHA, S. On statistical mapping of poverty: social reality, concepts and measurement. In: SEMINAR ON POVERTY STATISTICS, 1997, Santiago. **Anais [...]**. Santiago: [s. n.], 1997.

ROCHA, S. **Pobreza no Brasil: afinal, de que se trata?** 3. ed. Rio de Janeiro: FGV, 2006.

ROCHA, S. Pobreza no Brasil: a evolução de longo prazo (1970-2011). In: FÓRUM NACIONAL O BRASIL DE AMANHÃ, 25., 2013, Rio de Janeiro. **Anais [...]**. Rio de Janeiro: Instituto Nacional de Altos Estudos, 2013.

ROCHE, J.M. Monitoring progress in child poverty reduction: methodological insights and illustration to the case study of Bangladesh. **Social Indicators Research**, [S. l.], v. 112, p. 363-390, 2013. DOI: <https://doi.org/10.1007/s11205-013-0252-8>.

SAKAMOTO, C. S.; NASCIMENTO, C. A.; MAIA, A. G. Famílias pluriativas e não agrícolas no rural brasileiro: condicionantes e diferenciais de renda. **Revista de Economia e Sociologia Rural**, Piracicaba, v. 54, n. 3, p. 561-582, jul./set. 2016.

SANTOS, M. E.; VILLATORO, P. The importance of reliability in the multidimensional poverty index for Latin America (MPI-LA). **The Journal of Development Studies**, [S. l.], v. 56, n. 9, p. 1784-1789, 2019. DOI: <https://doi.org/10.1080/00220388.2019.1663177>.

SCHIAVON, L. C.; OLIVEIRA, A. Pobreza e diversidades locais: uma investigação empírica para o Brasil a partir do Censo 2010. **Revista Brasileira de Estudos Regionais e Urbanos**, Juiz de Fora, v. 15, n. 2, p. 367-391, 2021.

SCHNEIDER, S. A pluriatividade no meio rural brasileiro: características e perspectivas para investigação. **Série FORO**, Quito, v. 1, p. 132-161, 2009.

SEN, A. **Desenvolvimento como liberdade**. São Paulo: Companhia das Letras, 2000.

SEN, A. **Desigualdade reexaminada**. São Paulo: Record, 2001.

SERRA, A. S. **Pobreza multidimensional no Brasil rural e urbano**. 2017. Tese (Doutorado em Desenvolvimento Econômico) – Instituto de Economia, Universidade Estadual de Campinas, Campinas, 2017.

SERRA, A. S.; MAIA, A. G.; YALONETZKY, G. **Mensuração da pobreza no Brasil: uma abordagem multidimensional**. Brasília, DF: Ministério do Desenvolvimento e Assistência Social, Família e Combate à Fome, 2023. 138 f. (Estudo e Pesquisa, 297). Disponível em:

[https://aplicacoes.mds.gov.br/sagi/pesquisas/documentos/estudo\\_pesquisa/estudo\\_pesquisa\\_297.pdf](https://aplicacoes.mds.gov.br/sagi/pesquisas/documentos/estudo_pesquisa/estudo_pesquisa_297.pdf). Acesso em: 26 jan 2025.

SERRA, A. S.; YALONETZKY, G.; MAIA, A. G. Multidimensional poverty in Brazil in the early 21st Century: evidence from the demographic census. **Social Indicators Research**, [S. l.], v. 154, p. 79-114, 2021.

SHORROCKS, A. Decomposition procedures for distributional analysis: a unified framework based on the Shapley value. **Journal of Economic Inequality**, [S. l.], p. 1-28, 1999.

SIEGEL, S.; CASTELLAN JR, J. **Estatística não-paramétrica para ciências do comportamento**. 2 ed. Porto Alegre: Artmed, 2006.

SILVA, A. F. *et al.* Análise da pobreza multidimensional no Brasil no período de 2009 a 2015. **Revista Econômica do Nordeste**, Fortaleza, v. 48, n. 2, p. 9-24, abr./jun. 2017.

SILVA, J.; BRUNO, M.; SILVA, D. Pobreza multidimensional no Brasil: uma análise do período 2004-2015. **Revista de Economia Política**, [S. l.], v. 40, n. 1, p. 138-160, jan./mar. 2020.

SILVA, J. G.; DEL GROSSI, M.; CAMPANHOLA, C. O que há de realmente novo no rural brasileiro. **Cadernos de Ciência & Tecnologia**, Brasília, DF, v. 19, n.1, p. 37-67, jan./abr. 2002.

SILVA, L. N. S.; BORGES, M. J.; PARRÉ, J. L. Distribuição espacial da pobreza no Paraná. **Revista de Economia**, Curitiba, v. 39, n. 3 (ano 37), p. 35-58, set/dez. 2014.

SILVA, S. P.; LEITE, L. M. Transbordamentos de pobreza e desigualdade em Minas Gerais: uma análise espacial considerando o efeito da fronteira interestadual. **Revista Econômica do Nordeste**, Fortaleza, v. 48, n. 3, p. 55-76, jul./set. 2017.

SILVA, V. H. M. C. *et al.* Uma análise sobre a evolução e fatores correlacionados com a pobreza rural no Brasil (2012-2022). In: CONGRESSO DA SOCIEDADE BRASILEIRA DE ECONOMIA, ADMINISTRAÇÃO E SOCIOLOGIA RURAL (SOBER), 62., 2024, Palmas. **Anais [...]** Palmas: UFT, 2024. Disponível em: [https://www.even3.com.br/anais/62-congresso-da-sober-397784/818357-UMA-ANALISE-SOBRE-A-EVOLUCAO-E-FATORES-CORRELACIONADOS-COM-A-POBREZA-RURAL-NO-BRASIL-\(2012-2022\)](https://www.even3.com.br/anais/62-congresso-da-sober-397784/818357-UMA-ANALISE-SOBRE-A-EVOLUCAO-E-FATORES-CORRELACIONADOS-COM-A-POBREZA-RURAL-NO-BRASIL-(2012-2022)). Acesso em: 14 mar. 2025.

SNIJDERS, T. A. B.; BOSKER, R. J. **Multilevel analysis: an introduction to basic and advanced multilevel modeling**. 2. ed. SAGE, 2012.

SOARES, S. *et al.* **Perfil da pobreza: norte e nordeste rurais**. Brasília, DF: Centro Internacional de Políticas para o Crescimento Inclusivo (IPC-IG), 2016. (Working Paper, 138).

SOUZA, P. H; HECKSHER, M.; OSORIO, R. G. **Um país da contramão: a pobreza no Brasil nos últimos dez anos**. Brasília: Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada, 2022.

SPICKER, P. Definitions of poverty: eleven clusters of meaning. *In*: GORDON, D.; SPICKER, P. (org.). **The international glossary on poverty**. New York: Zed Books, 1999. p. 150-162.

SPICKER, P.; LEGUIZAMÓN, S.A.; GORDON, D. **Poverty: an international glossary**. CROP international studies in poverty research [online]. 2nd edition. London: Zed Books, 2007

TOWNSEND, P. **The international analysis of poverty**. Hertfordshire: Harvester Wheatsheaf, 1993.

TRAN, T. Q. *et al.* The influence of contextual and household factors on multidimensional poverty in rural Vietnam: A multilevel regression analysis. **International Review of Economics & Finance**, [S. l.], v. 78, p. 390-403, 2022.

UNICEF BRASIL. **Pobreza multidimensional na infância e adolescência no Brasil: 2017 a 2023**. [S. l.]: UNICEF Brasil, 2025. Disponível em: <https://www.unicef.org/brazil/relatorios/pobreza-multidimensional-na-infancia-e-adolescencia-no-brasil-2017-2023>. Acesso em: 7 jul. 2025.

UNITED NATIONS DEVELOPMENT PROGRAMME. **Global Multidimensional Poverty Index (MPI): unstacking global poverty: data for high impact action**. New York: [s. n.], 2023.

UNITED NATIONS DEVELOPMENT PROGRAMME; OXFORD POVERTY AND HUMAN DEVELOPMENT INITIATIVE. **How to build a national Multidimensional Poverty Index (MPI): using the MPI to inform the SDGs**. Oxford, UK: University of Oxford, 2019.

VIEIRA, C. A.; KUHN, D. D.; MARIN, S. R. Método Alkire-Foster: uma aplicação para a medição de pobreza multidimensional no Rio Grande do Sul (2000-2010). **Planejamento e Políticas Públicas**, Brasília, DF, n. 48, p. 267-299, 2017.

WORLD BANK. **Monitoring global poverty: report of the Commission on Global Poverty**. Washington, DC: World Bank, 2017. DOI: 10.1596/978-1-4648-0961-3.

WORLD BANK. **Poverty and shared prosperity 2018: piecing together the poverty puzzle**. Washington, DC: World Bank, 2018.

WORLD BANK. **World Development Report 2000/2001: attacking poverty**. Washington, DC: World Bank, 2000.

## APÊNDICE

Tabela A1 – Correlação entre as classificações das Unidades da Federação para diferentes ponderações (2023)

Cenários	Coeficientes	Cenário base (pesos iguais)	Peso na Educação e acesso à internet	Peso no Padrão de vida
<b>Peso na Educação e acesso à internet</b>	Spearman	0,987		
	Kendall (Tau-b)	0,932		
<b>Peso no Padrão de vida</b>	Spearman	0,965	0,939	
	Kendall (Tau-b)	0,875	0,829	
<b>Peso no Trabalho e renda</b>	Spearman	0,931	0,908	0,903
	Kendall (Tau-b)	0,812	0,755	0,766

Fonte: Elaboração própria, com base nos microdados da PNADC/IBGE.

Nota: Resultados estimados para  $k = 0,33$ .

Tabela A2 – Correlação entre as classificações das Unidades da Federação para diferentes limites de privação ( $k$ ) e diferentes estruturas de pesos (2023)

Cenário base	Coeficiente	Cenário base	Peso na Educação e acesso à internet	Peso no Padrão de vida	Peso no Trabalho e renda
		$k = 0,33$	$k = 0,33$	$k = 0,33$	$k = 0,33$
$k = 0,05$	Spearman	0,950	0,950	0,970	0,877
	Kendall (Tau-b)	0,835	0,858	0,880	0,692
$k = 0,10$	Spearman	0,968	0,957	0,987	0,900
	Kendall (Tau-b)	0,892	0,869	0,937	0,749
$k = 0,2$	Spearman	0,981	0,968	0,988	0,911
	Kendall (Tau-b)	0,926	0,892	0,926	0,783
$k = 0,4$	Spearman	0,994	0,981	0,971	0,944
	Kendall (Tau-b)	0,960	0,915	0,903	0,840
$k = 0,5$	Spearman	0,985	0,971	0,944	0,943
	Kendall (Tau-b)	0,915	0,880	0,835	0,829
$k = 0,6$	Spearman	0,965	0,963	0,906	0,900
	Kendall (Tau-b)	0,863	0,863	0,749	0,732
$k = 0,7$	Spearman	0,867	0,865	0,860	0,819
	Kendall (Tau-b)	0,698	0,687	0,675	0,658

Fonte: Elaboração própria, com base nos microdados da PNADC/IBGE.

Tabela A3 – Mudança no índice de pobreza multidimensional (M<sub>0</sub>) por Unidade da Federação (2019 e 2023)

UF	2019		2023		Variação	
	M <sub>0</sub>	IC	M <sub>0</sub>	IC	Absoluta	Relativa
Rondônia	0,088	(0.075, 0.102)	0,052	(0.044, 0.061)	-0.036***	-40,79
Acre	0,192	(0.169, 0.215)	0,146	(0.127, 0.166)	-0.046**	-23,85
Amazonas	0,163	(0.146, 0.179)	0,101	(0.091, 0.112)	-0.061***	-37,8
Roraima	0,108	(0.091, 0.125)	0,060	(0.048, 0.072)	-0.048***	-44,3
Pará	0,165	(0.15, 0.179)	0,096	(0.083, 0.11)	-0.069***	-41,59
Amapá	0,100	(0.073, 0.127)	0,061	(0.046, 0.076)	-0.039*	-39,08
Tocantins	0,095	(0.083, 0.107)	0,047	(0.038, 0.055)	-0.048***	-50,94
Maranhão	0,195	(0.185, 0.205)	0,121	(0.113, 0.128)	-0.075***	-38,21
Piauí	0,144	(0.131, 0.156)	0,086	(0.076, 0.096)	-0.058***	-40,18
Ceará	0,106	(0.097, 0.115)	0,069	(0.063, 0.076)	-0.037***	-34,6
Rio Grande do Norte	0,108	(0.094, 0.121)	0,071	(0.058, 0.083)	-0.037***	-34,36
Paraíba	0,120	(0.108, 0.131)	0,073	(0.062, 0.084)	-0.047***	-39,31
Pernambuco	0,115	(0.106, 0.123)	0,071	(0.064, 0.078)	-0.044***	-38,45
Alagoas	0,145	(0.135, 0.156)	0,082	(0.073, 0.09)	-0.064***	-43,96
Sergipe	0,107	(0.096, 0.118)	0,074	(0.064, 0.083)	-0.033***	-31,07
Bahia	0,116	(0.107, 0.126)	0,075	(0.068, 0.082)	-0.041***	-35,6
Minas Gerais	0,044	(0.04, 0.048)	0,023	(0.021, 0.026)	-0.021***	-46,64
Espírito Santo	0,037	(0.032, 0.042)	0,021	(0.017, 0.025)	-0.016***	-43,41
Rio de Janeiro	0,030	(0.026, 0.033)	0,020	(0.018, 0.023)	-0.009***	-31,51
São Paulo	0,018	(0.015, 0.022)	0,012	(0.01, 0.014)	-0.006**	-33,47
Paraná	0,033	(0.029, 0.038)	0,022	(0.019, 0.024)	-0.012***	-35,22
Santa Catarina	0,027	(0.025, 0.03)	0,017	(0.014, 0.019)	-0.011***	-39,05
Rio Grande do Sul	0,030	(0.027, 0.034)	0,020	(0.018, 0.023)	-0.01***	-32,79
Mato Grosso do Sul	0,037	(0.03, 0.043)	0,025	(0.02, 0.03)	-0.012**	-31,45
Mato Grosso	0,044	(0.038, 0.05)	0,035	(0.029, 0.041)	-0.009.	-19,46
Goiás	0,041	(0.036, 0.046)	0,018	(0.015, 0.021)	-0.023***	-56,25
Distrito Federal	0,012	(0.008, 0.017)	0,010	(0.006, 0.013)	-0.003	-21,98

Fonte: Elaboração própria, com base nos microdados da PNADC/IBGE.

Nota: \*\*\*  $p < 0,001$ ; \*\*  $p < 0,01$ ; \*  $p < 0,05$ ; .  $p < 0,1$ .

Os intervalos de confiança foram calculados com 95% de confiança.

Tabela A4 – Mudança na incidência da pobreza multidimensional (H) por Unidade da Federação (2019 e 2023)

UF	2019		2023		Variação	
	H	IC	H	IC	Absoluta	Relativa
Rondônia	0,204	(0.174, 0.233)	0,122	(0.103, 0.14)	-0.082***	-40,29
Acre	0,360	(0.318, 0.402)	0,278	(0.246, 0.31)	-0.082**	-22,74
Amazonas	0,307	(0.279, 0.335)	0,214	(0.194, 0.235)	-0.093***	-30,26
Roraima	0,220	(0.189, 0.252)	0,136	(0.111, 0.161)	-0.084***	-38,19
Pará	0,335	(0.309, 0.362)	0,199	(0.175, 0.224)	-0.136***	-40,62
Amapá	0,220	(0.163, 0.278)	0,141	(0.107, 0.174)	-0.08*	-36,26
Tocantins	0,205	(0.182, 0.229)	0,107	(0.088, 0.126)	-0.098***	-47,9
Maranhão	0,380	(0.362, 0.398)	0,250	(0.236, 0.265)	-0.13***	-34,14
Piauí	0,298	(0.274, 0.323)	0,194	(0.172, 0.216)	-0.104***	-35
Ceará	0,229	(0.211, 0.247)	0,158	(0.143, 0.172)	-0.071***	-31,12
Rio Grande do Norte	0,230	(0.203, 0.258)	0,163	(0.135, 0.19)	-0.068***	-29,39
Paraíba	0,252	(0.228, 0.275)	0,162	(0.139, 0.185)	-0.089***	-35,56
Pernambuco	0,239	(0.222, 0.256)	0,158	(0.142, 0.174)	-0.081***	-33,75
Alagoas	0,301	(0.281, 0.321)	0,180	(0.164, 0.197)	-0.121***	-40,12
Sergipe	0,232	(0.209, 0.254)	0,167	(0.146, 0.187)	-0.065***	-27,93
Bahia	0,246	(0.228, 0.264)	0,170	(0.155, 0.184)	-0.076***	-31,01
Minas Gerais	0,100	(0.091, 0.11)	0,057	(0.05, 0.063)	-0.043***	-43,28
Espírito Santo	0,088	(0.076, 0.099)	0,051	(0.042, 0.059)	-0.037***	-42,18
Rio de Janeiro	0,070	(0.063, 0.078)	0,049	(0.043, 0.055)	-0.021***	-29,97
São Paulo	0,045	(0.036, 0.054)	0,030	(0.026, 0.035)	-0.014**	-31,86
Paraná	0,078	(0.069, 0.088)	0,053	(0.047, 0.06)	-0.025***	-31,95
Santa Catarina	0,068	(0.061, 0.075)	0,041	(0.035, 0.047)	-0.026***	-38,99
Rio Grande do Sul	0,071	(0.064, 0.079)	0,050	(0.043, 0.057)	-0.022***	-30,36
Mato Grosso do Sul	0,089	(0.074, 0.103)	0,062	(0.049, 0.075)	-0.027**	-30,02
Mato Grosso	0,106	(0.091, 0.12)	0,085	(0.071, 0.1)	-0.02*	-19,31
Goiás	0,094	(0.083, 0.106)	0,044	(0.036, 0.052)	-0.05***	-52,91
Distrito Federal	0,030	(0.02, 0.04)	0,025	(0.016, 0.034)	-0.006	-18,33

Fonte: Elaboração própria, com base nos microdados da PNADC/IBGE.

Nota: \*\*\*  $p < 0,001$ ; \*\*  $p < 0,01$ ; \*  $p < 0,05$ ; .  $p < 0,1$ .

Os intervalos de confiança foram calculados com 95% de confiança.

Tabela A5 – Mudança na intensidade da pobreza multidimensional (A) por Unidade da Federação (2019 e 2023)

UF	2019		2023		Variação	
	A	IC	A	IC	Absoluta	Relativa
Rondônia	0,433131	(0.422, 0.445)	0,429449	(0.416, 0.443)	-0.004	-0,85
Acre	0,533562	(0.513, 0.554)	0,525878	(0.503, 0.549)	-0.008	-1,44
Amazonas	0,529776	(0.517, 0.542)	0,472438	(0.459, 0.486)	-0.057***	-10,82
Roraima	0,489714	(0.469, 0.511)	0,441277	(0.42, 0.462)	-0.048**	-9,89
Pará	0,491335	(0.479, 0.504)	0,483274	(0.464, 0.502)	-0.008	-1,64
Amapá	0,453244	(0.422, 0.484)	0,433151	(0.412, 0.454)	-0.02	-4,43
Tocantins	0,462962	(0.447, 0.479)	0,43595	(0.421, 0.451)	-0.027*	-5,83
Maranhão	0,51356	(0.507, 0.52)	0,481848	(0.473, 0.491)	-0.032***	-6,18
Piauí	0,480923	(0.469, 0.493)	0,442643	(0.43, 0.456)	-0.038***	-7,96
Ceará	0,464452	(0.457, 0.472)	0,441004	(0.433, 0.449)	-0.023***	-5,05
Rio Grande do Norte	0,466795	(0.455, 0.478)	0,433987	(0.417, 0.451)	-0.033**	-7,03
Paraíba	0,47701	(0.466, 0.488)	0,449251	(0.437, 0.462)	-0.028**	-5,82
Pernambuco	0,480873	(0.473, 0.489)	0,44674	(0.437, 0.456)	-0.034***	-7,1
Alagoas	0,482934	(0.473, 0.493)	0,452008	(0.442, 0.462)	-0.031***	-6,4
Sergipe	0,462774	(0.452, 0.473)	0,442562	(0.43, 0.455)	-0.02*	-4,37
Bahia	0,473234	(0.464, 0.482)	0,441756	(0.432, 0.451)	-0.031***	-6,65
Minas Gerais	0,438936	(0.431, 0.447)	0,412965	(0.405, 0.421)	-0.026***	-5,92
Espírito Santo	0,42236	(0.413, 0.432)	0,413384	(0.397, 0.43)	-0.009	-2,13
Rio de Janeiro	0,42104	(0.412, 0.43)	0,411815	(0.402, 0.421)	-0.009	-2,19
São Paulo	0,414202	(0.405, 0.424)	0,404365	(0.393, 0.415)	-0.01	-2,37
Paraná	0,425187	(0.415, 0.435)	0,404787	(0.396, 0.414)	-0.02**	-4,8
Santa Catarina	0,40542	(0.399, 0.412)	0,405024	(0.396, 0.414)	0	-0,1
Rio Grande do Sul	0,424498	(0.416, 0.433)	0,409644	(0.4, 0.419)	-0.015*	-3,5
Mato Grosso do Sul	0,413258	(0.4, 0.427)	0,404794	(0.39, 0.419)	-0.008	-2,05
Mato Grosso	0,416352	(0.402, 0.431)	0,415558	(0.404, 0.427)	-0.001	-0,19
Goiás	0,433635	(0.422, 0.446)	0,402867	(0.392, 0.414)	-0.031***	-7,1
Distrito Federal	0,413026	(0.387, 0.439)	0,394548	(0.37, 0.419)	-0.018	-4,47

Fonte: Elaboração própria, com base nos microdados da PNADC/IBGE.

Nota: \*\*\*  $p < 0,001$ ; \*\*  $p < 0,01$ ; \*  $p < 0,05$ ; .  $p < 0,1$ .

Os intervalos de confiança foram calculados com 95% de confiança.

Tabela A6 – Decomposição de Shapley da variação na pobreza multidimensional (M<sub>0</sub>) no Brasil por Unidade da Federação (2019 e 2023)

(continua)

Indicador	Brasil	RO	AC	AM	RR	PA	AP	TO	MA	PI	CE	RN	PB	PE	AL	SE	BA
<b>Ano 2019</b>																	
Proporção na população (%)	100	0,82	0,40	1,89	0,26	4,03	0,37	0,73	3,33	1,60	4,36	1,64	1,94	4,50	1,54	1,08	7,08
M <sub>0</sub>	0,066	0,088	0,192	0,163	0,108	0,165	0,100	0,095	0,195	0,144	0,106	0,108	0,120	0,115	0,145	0,107	0,116
H	0,141	0,204	0,360	0,307	0,220	0,335	0,220	0,205	0,380	0,298	0,229	0,230	0,252	0,239	0,301	0,232	0,246
A	0,466	0,433	0,534	0,530	0,490	0,491	0,453	0,463	0,514	0,481	0,464	0,467	0,477	0,481	0,483	0,463	0,473
<b>Ano 2023</b>																	
Proporção na população (%)	100	0,82	0,41	1,93	0,29	4,06	0,37	0,74	3,30	1,60	4,35	1,63	1,94	4,48	1,52	1,08	7,02
M <sub>0</sub>	0,041	0,052	0,146	0,101	0,060	0,096	0,061	0,047	0,121	0,086	0,069	0,071	0,073	0,071	0,082	0,074	0,075
H	0,092	0,122	0,278	0,214	0,136	0,199	0,141	0,107	0,250	0,194	0,158	0,163	0,162	0,158	0,180	0,167	0,170
A	0,441	0,429	0,526	0,472	0,441	0,483	0,433	0,436	0,482	0,443	0,441	0,434	0,449	0,447	0,452	0,443	0,442
<b>Decomposição de Shapley</b>																	
<b>Contribuição % para ΔM0 (Brasil =100)</b>	<b>100</b>	<b>1,18</b>	<b>0,74</b>	<b>4,47</b>	<b>0,44</b>	<b>10,94</b>	<b>0,57</b>	<b>1,40</b>	<b>10,10</b>	<b>3,71</b>	<b>6,41</b>	<b>2,44</b>	<b>3,63</b>	<b>8,01</b>	<b>4,02</b>	<b>1,44</b>	<b>11,91</b>
Efeito demográfico (%)	0,00	0,01	0,00	-0,22	-0,09	-0,14	-0,01	-0,02	0,22	0,03	0,02	0,03	-0,03	0,09	0,11	0,00	0,24
Efeito intragrupo (%)	100,00	1,18	0,74	4,69	0,53	11,08	0,58	1,42	9,88	3,68	6,39	2,41	3,66	7,93	3,92	1,44	11,67
Efeito incidência (%)	88,71	1,16	0,70	3,55	0,43	10,73	0,53	1,29	8,55	3,08	5,60	1,99	3,21	6,71	3,46	1,26	9,83
Efeito intensidade (%)	11,29	0,02	0,04	1,14	0,09	0,35	0,05	0,12	1,32	0,60	0,79	0,42	0,45	1,22	0,46	0,17	1,84
<b>Padrão de vida e serviços básicos</b>	<b>1,86</b>	<b>0,11</b>	<b>0,04</b>	<b>-0,03</b>	<b>0,08</b>	<b>-0,72</b>	<b>0,07</b>	<b>0,01</b>	<b>-0,06</b>	<b>0,15</b>	<b>0,41</b>	<b>0,18</b>	<b>0,11</b>	<b>0,18</b>	<b>-0,02</b>	<b>0,09</b>	<b>0,31</b>
Densidade	0,90	0,03	0,03	0,08	0,00	-0,04	0,04	0,03	0,07	0,07	0,11	-0,01	0,06	0,00	0,06	0,01	0,09
Materiais da moradia	-0,13	-0,02	-0,07	-0,06	0,01	0,07	0,01	0,01	-0,01	0,07	0,00	0,02	0,00	0,02	0,01	0,00	0,03
Saneamento básico	-0,79	-0,04	0,04	-0,09	0,03	-0,23	0,00	-0,08	-0,12	-0,07	-0,02	0,08	0,05	-0,04	-0,08	-0,02	-0,15
Acesso a água	0,83	0,07	0,03	-0,01	0,03	-0,27	0,01	0,02	-0,02	0,04	0,10	0,03	-0,01	0,18	-0,03	0,03	0,20
Destinação do lixo	1,06	0,07	0,01	0,04	0,02	-0,25	0,01	0,03	0,02	0,03	0,22	0,06	0,01	0,03	0,02	0,08	0,13
<b>Educação e acesso à internet</b>	<b>17,42</b>	<b>0,29</b>	<b>0,08</b>	<b>0,76</b>	<b>0,07</b>	<b>1,01</b>	<b>0,10</b>	<b>0,16</b>	<b>1,49</b>	<b>0,83</b>	<b>1,76</b>	<b>0,42</b>	<b>0,62</b>	<b>1,85</b>	<b>0,65</b>	<b>0,36</b>	<b>2,27</b>
Frequência e atraso escolar	2,91	0,04	-0,04	0,25	0,01	0,06	0,02	0,01	0,21	0,18	0,28	0,06	0,15	0,44	0,18	0,10	0,34
Anos de estudo	2,19	0,04	0,02	0,06	0,02	-0,03	0,03	0,03	-0,01	0,07	0,26	0,06	0,08	0,27	0,04	0,05	0,20
TIC	12,32	0,21	0,10	0,45	0,04	0,98	0,05	0,12	1,29	0,58	1,22	0,30	0,39	1,14	0,43	0,21	1,73
<b>Emprego e renda</b>	<b>-8,00</b>	<b>-0,38</b>	<b>-0,08</b>	<b>0,41</b>	<b>-0,05</b>	<b>0,05</b>	<b>-0,12</b>	<b>-0,04</b>	<b>-0,10</b>	<b>-0,37</b>	<b>-1,38</b>	<b>-0,18</b>	<b>-0,29</b>	<b>-0,82</b>	<b>-0,17</b>	<b>-0,27</b>	<b>-0,74</b>
Desemprego e inatividade	-12,76	-0,29	-0,11	-0,29	-0,03	-0,81	-0,13	-0,06	-0,89	-0,69	-1,58	-0,45	-0,64	-1,11	-0,38	-0,47	-1,53
Insuficiência de renda	4,76	-0,09	0,03	0,71	-0,02	0,86	0,01	0,02	0,78	0,32	0,20	0,27	0,36	0,29	0,22	0,20	0,79

(conclusão)

Indicador	MG	ES	RJ	SP	PR	SC	RS	MS	MT	GO	DF	Total
<b>Ano 2019</b>												
Proporção na população (%)	10,09	1,91	8,30	21,86	5,53	3,57	5,39	1,31	1,69	3,37	1,40	100,00
M <sub>0</sub>	0,044	0,037	0,030	0,018	0,033	0,027	0,030	0,037	0,044	0,041	0,012	0,066
H	0,100	0,088	0,070	0,045	0,078	0,068	0,071	0,089	0,106	0,094	0,030	0,141
A	0,439	0,422	0,421	0,414	0,425	0,405	0,424	0,413	0,416	0,434	0,413	0,466
<b>Ano 2023</b>												
Proporção na população (%)	10,07	1,93	8,16	21,74	5,56	3,75	5,31	1,33	1,77	3,45	1,41	100,00
M <sub>0</sub>	0,023	0,021	0,020	0,012	0,022	0,017	0,020	0,025	0,035	0,018	0,010	0,041
H	0,057	0,051	0,049	0,030	0,053	0,041	0,050	0,062	0,085	0,044	0,025	0,092
A	0,413	0,413	0,412	0,404	0,405	0,405	0,410	0,405	0,416	0,403	0,395	0,441
<b>Decomposição de Shapley</b>												
<b>Contribuição % para ΔM0 (Brasil =100)</b>	<b>8,29</b>	<b>1,22</b>	<b>3,20</b>	<b>5,47</b>	<b>2,56</b>	<b>1,40</b>	<b>2,21</b>	<b>0,58</b>	<b>0,47</b>	<b>3,03</b>	<b>0,15</b>	<b>100,00</b>
Efeito demográfico (%)	0,03	-0,02	0,14	0,08	-0,04	-0,16	0,08	-0,03	-0,12	-0,10	0,00	0,09
Efeito intragrupo (%)	8,26	1,24	3,06	5,39	2,60	1,57	2,13	0,61	0,59	3,13	0,15	99,91
Efeito incidência (%)	7,44	1,19	2,88	5,07	2,30	1,56	1,93	0,57	0,59	2,84	0,13	88,60
Efeito intensidade (%)	0,82	0,05	0,18	0,32	0,30	0,003	0,19	0,03	0,01	0,29	0,03	11,31
<b>Padrão de vida e serviços básicos</b>	<b>0,06</b>	<b>0,09</b>	<b>-0,05</b>	<b>0,45</b>	<b>0,12</b>	<b>0,02</b>	<b>-0,09</b>	<b>0,01</b>	<b>0,02</b>	<b>0,12</b>	<b>0,06</b>	<b>1,71</b>
Densidade	0,01	0,02	0,01	0,31	0,05	-0,02	-0,06	0,01	-0,01	0,01	0,00	0,97
Materiais da moradia	0,03	0,00	-0,02	0,00	-0,06	-0,01	-0,07	0,00	-0,03	0,02	0,01	-0,06
Saneamento básico	-0,13	0,01	0,01	0,06	-0,02	-0,01	-0,06	-0,02	0,00	-0,02	0,02	-0,89
Acesso a água	0,07	0,03	-0,04	0,04	0,07	0,01	0,03	0,01	0,02	0,07	0,01	0,71
Destinação do lixo	0,07	0,03	0,00	0,04	0,08	0,04	0,07	0,01	0,04	0,04	0,01	0,97
<b>Educação e acesso à internet</b>	<b>1,14</b>	<b>0,11</b>	<b>0,74</b>	<b>0,77</b>	<b>0,61</b>	<b>0,25</b>	<b>0,27</b>	<b>0,13</b>	<b>0,15</b>	<b>0,30</b>	<b>0,10</b>	<b>17,28</b>
Frequência e atraso escolar	0,16	0,02	0,25	0,12	0,04	0,00	-0,07	0,01	-0,02	0,06	0,06	2,93
Anos de estudo	0,24	0,03	0,13	0,28	0,09	0,03	0,02	0,04	0,05	0,00	0,02	2,11
TIC	0,74	0,06	0,36	0,37	0,48	0,22	0,31	0,08	0,11	0,24	0,02	12,24
<b>Emprego e renda</b>	<b>-0,38</b>	<b>-0,16</b>	<b>-0,51</b>	<b>-0,90</b>	<b>-0,44</b>	<b>-0,27</b>	<b>0,02</b>	<b>-0,10</b>	<b>-0,16</b>	<b>-0,13</b>	<b>-0,13</b>	<b>-7,67</b>
Desemprego e inatividade	-0,74	-0,14	-0,37	-0,68	-0,28	-0,19	-0,18	-0,11	-0,13	-0,29	-0,09	-12,65
Insuficiência de renda	0,37	-0,02	-0,14	-0,22	-0,15	-0,08	0,19	0,01	-0,03	0,15	-0,04	4,98

Fonte: Elaboração própria, com base nos microdados da PNADC/IBGE.

Tabela A7 – Correlação entre as classificações dos estratos dos municípios para diferentes ponderações (2019)

Cenários	Coefficientes	Cenário base (pesos iguais)	Peso na Educação e acesso à internet	Peso no Padrão de vida
<b>Peso na Educação e acesso à internet</b>	Spearman	0,982		
	Kendall (Tau-b)	0,895		
<b>Peso no Padrão de vida</b>	Spearman	0,989	0,974	
	Kendall (Tau-b)	0,915	0,866	
<b>Peso no Trabalho e renda</b>	Spearman	0,964	0,931	0,930
	Kendall (Tau-b)	0,846	0,787	0,776

Fonte: Elaboração própria, com base nos microdados da PNADC/IBGE.

Nota: Resultados estimados para  $k = 0,33$ .

Tabela A8 – Correlação entre as classificações dos estratos de municípios para diferentes limites de privação ( $k$ ) e diferentes estruturas de pesos (2019)

Cenário base	Coeficiente	Cenário base	Peso na Educação e acesso à internet	Peso no Padrão de vida	Peso no Trabalho e renda
		$k = 0,33$	$k = 0,33$	$k = 0,33$	$k = 0,33$
$k = 0,05$	Spearman	0,980	0,981	0,982	0,919
	Kendall (Tau-b)	0,888	0,895	0,891	0,765
$k = 0,10$	Spearman	0,983	0,987	0,984	0,925
	Kendall (Tau-b)	0,897	0,911	0,896	0,774
$k = 0,2$	Spearman	0,990	0,990	0,990	0,935
	Kendall (Tau-b)	0,920	0,931	0,918	0,790
$k = 0,4$	Spearman	0,992	0,970	0,987	0,965
	Kendall (Tau-b)	0,934	0,860	0,910	0,848
$k = 0,5$	Spearman	0,974	0,947	0,959	0,966
	Kendall (Tau-b)	0,874	0,819	0,839	0,850
$k = 0,6$	Spearman	0,953	0,926	0,937	0,953
	Kendall (Tau-b)	0,826	0,780	0,796	0,818
$k = 0,7$	Spearman	0,874	0,862	0,869	0,858
	Kendall (Tau-b)	0,721	0,701	0,715	0,696

Fonte: Elaboração própria, com base nos microdados da PNADC/IBGE.

Tabela A9 – Pobreza monetária e multidimensional nos estratos geográficos (2019)

(continua)

Estratos geográficos	Pobreza monetária	Pobreza multidimensional		
	Incidência	H	A	M <sub>0</sub>
1 Acre exceto Rio Branco	62,78	0,51	0,56	0,28
2 Agreste da Paraíba	63,80	0,41	0,49	0,20
3 Agreste de Pernambuco	57,85	0,34	0,49	0,17
4 Agreste do Rio Grande do Norte	61,22	0,36	0,49	0,18
5 Agreste e Sertão de Sergipe	64,45	0,31	0,47	0,15
6 Alto Parnaíba e Chapadas Sul do Piauí	59,92	0,44	0,52	0,23
7 Amapá exceto Macapá e Santana	67,87	0,40	0,48	0,19
8 Aracaju (SE)	33,07	0,08	0,41	0,03
9 Arco metropol. de Duque de Caxias (RJ)	38,83	0,10	0,45	0,05
10 Arco metropol. de Niterói/São Gonçalo (RJ)	21,85	0,07	0,44	0,03
11 Arco metropol. de Nova Iguaçu (RJ)	39,33	0,10	0,42	0,04
12 Ariquemes/Ji-Paraná (RO)	34,25	0,24	0,43	0,10
13 Baixada Santista (SP)	17,18	0,05	0,41	0,02
14 Baixo do Rio Amazonas (PA)	50,82	0,39	0,51	0,20
15 Baixo Parnaíba do Piauí	62,45	0,37	0,47	0,17
16 Belém (PA)	36,43	0,11	0,45	0,05
17 Belo Horizonte (MG)	18,47	0,03	0,40	0,01
18 Boa Vista (RR)	46,89	0,13	0,44	0,06
19 Borborema e Agreste Central da Paraíba	51,26	0,22	0,48	0,11
20 Campanha e Litoral de Lagunar do RS	22,24	0,13	0,43	0,05
21 Campinas (SP)	13,82	0,03	0,43	0,01
22 Campo Grande (MS)	17,34	0,03	0,44	0,01
23 Central de Minas Gerais	21,75	0,06	0,43	0,03
24 Central de São Paulo	14,18	0,04	0,39	0,01
25 Central do Rio Grande do Norte	55,00	0,25	0,48	0,12
26 Centro e Sul Ocidental do Paraná	28,15	0,17	0,44	0,08
27 Centro e Sul Oriental do Paraná	28,79	0,12	0,42	0,05
28 Centro-Leste do Piauí	55,52	0,32	0,47	0,15
29 Centro-Norte da Bahia	56,90	0,25	0,45	0,11
30 Centro-Oeste de Goiás	25,15	0,09	0,42	0,04
31 Centro-Oeste Maranhense	64,71	0,42	0,51	0,22
32 Centro-Sul da Bahia	58,43	0,35	0,49	0,18
33 Centro-Sul do Tocantins	43,63	0,24	0,47	0,11
34 Centro-Sul Maranhense	54,94	0,27	0,48	0,13
35 Colar metropolitano de Belo Horizonte (MG)	23,21	0,06	0,39	0,02
36 Colar metropolitano de Cuiabá (MT)	40,18	0,18	0,41	0,07
37 Colar metropolitano de Florianópolis (SC)	16,35	0,14	0,41	0,06
38 Cuiabá (MT)	22,35	0,04	0,43	0,02
39 Curitiba (PR)	10,43	0,02	0,41	0,01
40 Depressão Central do Rio Grande do Sul	20,49	0,09	0,42	0,04
41 Distrito Federal (DF)	18,52	0,03	0,41	0,01
42 Entorno metropol. de Belo Horizonte (MG)	27,76	0,07	0,43	0,03
43 Entorno metropol. de Teresina no Maranhão	46,88	0,27	0,45	0,12
44 Entorno metropol. Ocidental (SP - Capital)	20,13	0,04	0,42	0,02
45 Entorno metropol. Oriental (SP - Capital)	24,59	0,05	0,41	0,02
46 Entorno metropolitano de Aracaju (SE)	57,15	0,24	0,47	0,11
47 Entorno metropolitano de Belém (PA)	49,23	0,18	0,43	0,08
48 Entorno metropolitano de Cuiabá (MT)	24,48	0,14	0,47	0,06
49 Entorno metropolitano de Curitiba (PR)	19,70	0,06	0,41	0,03
50 Entorno metropolitano de Florianópolis (SC)	8,87	0,04	0,41	0,02
51 Entorno metropolitano de Fortaleza (CE)	51,51	0,18	0,44	0,08
52 Entorno metropolitano de Goiânia (GO)	25,62	0,07	0,42	0,03
53 Entorno metropolitano de Maceió (AL)	44,36	0,16	0,44	0,07
54 Entorno metropolitano de Manaus (AM)	68,77	0,41	0,51	0,21

(continua)

Estratos geográficos	Pobreza monetária	Pobreza multidimensional		
	Incidência	H	A	M <sub>0</sub>
55 Entorno metropolitano de Natal (RN)	40,78	0,19	0,46	0,09
56 Entorno metropolitano de Porto Alegre (RS)	15,85	0,04	0,42	0,02
57 Entorno metropolitano de Recife (PE)	50,80	0,15	0,46	0,07
58 Entorno metropolitano de Salvador (BA)	44,06	0,15	0,41	0,06
59 Entorno metropolitano de São Luis (MA)	53,48	0,17	0,49	0,08
60 Entorno metropolitano de Teresina (PI)	62,60	0,44	0,50	0,22
61 Entorno metropolitano de Vitória (ES)	26,74	0,07	0,42	0,03
62 Florianópolis (SC)	7,11	0,02	0,39	0,01
63 Fortaleza (CE)	31,02	0,06	0,42	0,03
64 Foz do Rio Amazonas (PA)	71,32	0,47	0,51	0,24
65 Goiânia (GO)	16,94	0,03	0,40	0,01
66 Integrada de Brasília em Goiás	43,12	0,14	0,45	0,06
67 Integrada de Brasília em Minas Gerais	32,72	0,15	0,43	0,06
68 João Pessoa (PB)	33,62	0,09	0,44	0,04
69 Lagos do Rio de Janeiro	30,01	0,09	0,43	0,04
70 Leste do Mato Grosso	23,83	0,12	0,40	0,05
71 Leste Maranhense	72,85	0,53	0,53	0,28
72 Litoral e Baixada Maranhense	75,87	0,58	0,53	0,31
73 Litoral Norte de Sergipe	60,77	0,23	0,46	0,11
74 Litoral Norte do Espírito Santo	31,16	0,10	0,44	0,04
75 Litoral Norte e Mata de Alagoas	72,51	0,43	0,47	0,20
76 Litoral Norte e Planalto Norte Catarinense	13,49	0,05	0,42	0,02
77 Litoral Norte e Recôncavo da Bahia	61,34	0,26	0,47	0,12
78 Litoral Ocidental e Norte do Ceará	63,87	0,37	0,48	0,18
79 Litoral Oriental/Vale do R. Jaguaribe (CE)	57,96	0,27	0,42	0,11
80 Litoral Sul da Bahia	50,13	0,22	0,48	0,10
81 Litoral Sul de Sergipe	59,12	0,37	0,47	0,18
82 Litoral Sul e Agreste de Alagoas	66,80	0,38	0,47	0,18
83 Litoral Sul e Serrana Catarinense	14,02	0,08	0,41	0,03
84 Litoral/Entorno metropol. de Curitiba (PR)	17,02	0,04	0,38	0,01
85 Macapá (AP)	48,04	0,15	0,43	0,06
86 Maceió (AL)	43,80	0,12	0,42	0,05
87 Manaus (AM)	45,49	0,13	0,46	0,06
88 Mata de Pernambuco	60,84	0,28	0,48	0,13
89 Natal (RN)	31,81	0,10	0,42	0,04
90 Nordeste de Mato Grosso do Sul	25,00	0,12	0,42	0,05
91 Noroeste de São Paulo	19,65	0,07	0,43	0,03
92 Noroeste do Espírito Santo	30,57	0,13	0,43	0,06
93 Noroeste do Paraná	19,19	0,08	0,44	0,03
94 Noroeste do Rio Grande do Sul	14,17	0,09	0,42	0,04
95 Norte Central e Norte Pioneiro do Paraná	25,70	0,10	0,42	0,04
96 Norte de Goiás	41,31	0,26	0,46	0,12
97 Norte de Minas Gerais	47,94	0,25	0,47	0,11
98 Norte do Mato Grosso	20,93	0,10	0,42	0,04
99 Norte do Rio de Janeiro	38,32	0,12	0,44	0,05
100 Norte do Tocantins	52,52	0,24	0,45	0,11
101 Oeste da Bahia	50,18	0,35	0,47	0,16
102 Oeste de Santa Catarina	11,66	0,10	0,40	0,04
103 Oeste do Paraná	14,11	0,04	0,43	0,02
104 Oeste do Rio Grande do Norte	53,79	0,30	0,46	0,14
105 Oeste do Rio Grande do Sul	17,82	0,10	0,44	0,05
106 Palmas (TO)	29,71	0,06	0,43	0,02
107 Pantanal de Mato Grosso do Sul	31,05	0,15	0,40	0,06
108 Planalto e Litoral Norte do RS	10,94	0,05	0,41	0,02
109 Porto Alegre (RS)	12,93	0,04	0,43	0,02
110 Porto-Velho (RO)	36,93	0,18	0,44	0,08

(conclusão)

Estratos geográficos	Pobreza monetária	Pobreza multidimensional		
	Incidência	H	A	M <sub>0</sub>
111 Recife (PE)	33,11	0,10	0,45	0,05
112 Rio Branco (AC)	39,54	0,18	0,46	0,08
113 Rio de Janeiro (RJ) - Capital	16,85	0,04	0,39	0,01
114 Roraima exceto Boa Vista	61,96	0,46	0,53	0,24
115 Salvador (BA)	28,09	0,07	0,43	0,03
116 Santana (AP)	54,56	0,22	0,46	0,10
117 São Luís (MA)	42,94	0,11	0,44	0,05
118 São Paulo (SP) - Capital	16,42	0,04	0,41	0,01
119 Serrana do Rio de Janeiro	23,49	0,06	0,40	0,02
120 Sertão da Paraíba	59,49	0,32	0,48	0,15
121 Sertão de Alagoas	64,83	0,42	0,52	0,22
122 Sertão de Pernambuco	56,76	0,32	0,49	0,15
123 Sertões do Ceará	62,70	0,38	0,49	0,19
124 Sudeste de São Paulo	22,08	0,06	0,41	0,02
125 Sudeste Paraense	50,53	0,30	0,46	0,14
126 Sudoeste de São Paulo	16,73	0,04	0,39	0,02
127 Sudoeste do Mato Grosso	23,83	0,13	0,40	0,05
128 Sul de Goiás	22,62	0,08	0,41	0,03
129 Sul de Mato Grosso do Sul	20,00	0,11	0,41	0,04
130 Sul de Minas Gerais	24,52	0,08	0,43	0,03
131 Sul do Ceará	55,53	0,26	0,47	0,12
132 Sul do Espírito Santo	31,15	0,11	0,41	0,05
133 Teresina (PI)	33,43	0,09	0,42	0,04
134 Triângulo Mineiro	20,17	0,06	0,42	0,02
135 Vale do Itajaí (SC)	10,86	0,06	0,39	0,02
136 Vale do Rio Doce (MG)	32,74	0,13	0,43	0,06
137 Vale do Rio Juruá e Rio Negro (AM)	74,94	0,54	0,56	0,30
138 Vale do Rio Madeira/Nhamunda (AM)	70,27	0,53	0,55	0,29
139 Vale do Rio Paraíba e Costa Verde do RJ	27,63	0,09	0,41	0,04
140 Vale do Rio Paraíba e Litoral Norte (SP)	19,56	0,04	0,42	0,02
141 Vale do Rio Purus (AM)	72,21	0,62	0,57	0,35
142 Vale do Rio São Francisco (BA)	64,27	0,37	0,49	0,18
143 Vilhena (RO)	28,85	0,16	0,43	0,07
144 Vitória (ES)	13,47	0,03	0,41	0,01
145 Zona da Mata (MG)	28,88	0,13	0,43	0,06
146 Zona da Mata da Paraíba	57,07	0,28	0,47	0,13

Fonte: Elaboração própria, com base nos microdados da PNADC/IBGE.

Tabela A10 – Estimativas das razões de chance de extrema pobreza monetária (2019)

Termos	Modelo 0	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 3	Modelo 4	Modelo 5
<i>Efeitos fixos</i>						
(Intercept)	0.07*** (0.06 - 0.08)	0.18*** (0.15 - 0.2)	0.16*** (0.15 - 0.18)	0.17*** (0.16 - 0.19)	0.17*** (0.16 - 0.19)	0.17*** (0.16 - 0.19)
Sexo mulher		1.16*** (1.11 - 1.21)	1.16*** (1.11 - 1.22)	1.16*** (1.11 - 1.21)	1.17*** (1.12 - 1.22)	1.16*** (1.11 - 1.22)
Cor preta ou parda		1.18*** (1.12 - 1.24)	1.16*** (1.1 - 1.22)	1.15*** (1.09 - 1.21)	1.15*** (1.09 - 1.21)	1.15*** (1.09 - 1.21)
Faixa etaria18-29		1.4*** (1.32 - 1.48)	1.39*** (1.32 - 1.48)	1.39*** (1.31 - 1.47)	1.39*** (1.31 - 1.47)	1.39*** (1.31 - 1.47)
Faixa etaria50-64		0.58*** (0.56 - 0.61)	0.59*** (0.56 - 0.62)	0.58*** (0.56 - 0.61)	0.58*** (0.55 - 0.61)	0.58*** (0.56 - 0.61)
Faixa etaria65+		0.03*** (0.03 - 0.03)	0.03*** (0.03 - 0.03)	0.03*** (0.03 - 0.03)	0.03*** (0.03 - 0.03)	0.03*** (0.03 - 0.03)
Fundamental.completo		0.65*** (0.62 - 0.69)	0.66*** (0.62 - 0.7)	0.66*** (0.62 - 0.7)	0.66*** (0.62 - 0.7)	0.65*** (0.61 - 0.69)
Medio.completo		0.34*** (0.33 - 0.36)	0.35*** (0.33 - 0.37)	0.34*** (0.32 - 0.36)	0.34*** (0.32 - 0.36)	0.34*** (0.32 - 0.36)
Superior.completo		0.11*** (0.1 - 0.13)	0.11*** (0.1 - 0.13)	0.11*** (0.09 - 0.12)	0.11*** (0.09 - 0.12)	0.11*** (0.1 - 0.12)
Sit conjugal		0.54*** (0.52 - 0.57)	0.54*** (0.52 - 0.57)	0.54*** (0.52 - 0.57)	0.54*** (0.52 - 0.57)	0.54*** (0.52 - 0.57)
Area rural		1.77*** (1.69 - 1.85)	1.76*** (1.68 - 1.84)	1.37*** (1.27 - 1.48)	1.36*** (1.28 - 1.45)	1.38*** (1.29 - 1.47)
Razao dep pad		1.52*** (1.48 - 1.57)	1.52*** (1.48 - 1.57)	1.52*** (1.48 - 1.57)	1.52*** (1.48 - 1.56)	1.52*** (1.48 - 1.56)
Va agro per pad			0.92** (0.87 - 0.97)	0.98 (0.92 - 1.04)	0.94* (0.89 - 0.99)	0.93** (0.88 - 0.98)
Va ind per pad			0.97 (0.91 - 1.03)	1.03 (0.96 - 1.09)	0.98 (0.92 - 1.04)	0.98 (0.92 - 1.04)
Va serv per pad			0.89* (0.8 - 0.99)	0.92 (0.83 - 1.02)	0.85** (0.76 - 0.95)	0.88* (0.79 - 0.98)
Tx desocup pad			1.16*** (1.09 - 1.24)	1.17*** (1.1 - 1.25)	1.19*** (1.12 - 1.28)	1.16*** (1.09 - 1.24)
Tx informal pad			1.4*** (1.24 - 1.57)	1.38*** (1.23 - 1.54)	1.23*** (1.09 - 1.38)	1.37*** (1.22 - 1.53)
Gini pad			1.17*** (1.09 - 1.26)	1.16*** (1.08 - 1.24)	1.16*** (1.08 - 1.24)	1.08* (1.01 - 1.16)
Ideb mun pad			0.97 (0.91 - 1.04)	0.98 (0.92 - 1.05)	0.99 (0.92 - 1.06)	0.96 (0.9 - 1.03)
PBolsa fam pad			1.09* (1 - 1.17)	1.08* (1 - 1.16)	1.07 (0.99 - 1.15)	1.05 (0.97 - 1.13)
PBPC pad			0.95 (0.88 - 1.02)	0.96 (0.89 - 1.03)	0.94 (0.88 - 1.01)	1.01 (0.94 - 1.08)
Area rural:Va agro per pad				0.88*** (0.83 - 0.93)		
Area rural:Va ind per pad				0.85*** (0.79 - 0.91)		
Area rural:Va serv per pad				0.77*** (0.69 - 0.85)		
Area rural:Tx desocup pad					0.98 (0.94 - 1.03)	
Area rural:Tx informal pad					1.37*** (1.3 - 1.44)	
Area rural:Gini pad						1.22*** (1.13 - 1.31)
Area rural:Ideb mun pad						1.07* (1.01 - 1.13)
Area rural:PBolsa fam pad						1.09* (1.01 - 1.17)
Area rural:PBPC pad						0.75*** (0.7 - 0.82)
<i>Efeitos aleatórios</i>						
Var (Estrato de municípios)	0.838	0.547	0.076	0.07	0.074	0.07
ICC	<b>0.203</b>	<b>0.143</b>	<b>0.023</b>	<b>0.021</b>	<b>0.022</b>	<b>0.021</b>
AIC	<b>76044.34</b>	<b>66462.38</b>	<b>66231.29</b>	<b>66060.92</b>	<b>66078.95</b>	<b>66051.32</b>
BIC	<b>76064.18</b>	<b>66591.36</b>	<b>66449.55</b>	<b>66308.94</b>	<b>66317.05</b>	<b>66309.26</b>
logLik	<b>-38020.2</b>	<b>-33218.2</b>	<b>-33093.6</b>	<b>-33005.5</b>	<b>-33015.5</b>	<b>-32999.7</b>

Nota: Valores representam as razões de chance com intervalos de confiança de 95% entre parênteses.

\*\*\*  $p < 0,001$ ; \*\*  $p < 0,01$ ; \*  $p < 0,05$ .

Observações = 150362, Grupos (estratos de municípios) = 146.