

**UNIVERSIDADE ESTADUAL DE MONTES CLAROS  
CENTRO DE CIÊNCIAS HUMANAS  
DEPARTAMENTO DE GEOCIÊNCIAS  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM GEOGRAFIA**

**PAULO CÍCERO BORGES LOPES**

**ANÁLISE ESPACIAL DOS ÍNDICES DE DESENVOLVIMENTO HUMANO  
MUNICIPAL E DE VULNERABILIDADE SOCIAL EM MINAS GERAIS**

**MONTES CLAROS-MG  
2022**

**PAULO CÍCERO BORGES LOPES**

**ANÁLISE ESPACIAL DOS ÍNDICES DE DESENVOLVIMENTO HUMANO  
MUNICIPAL E DE VULNERABILIDADE SOCIAL EM MINAS GERAIS**

Dissertação de mestrado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Geografia – PPGeo - da Universidade Estadual de Montes Claros, como requisito parcial à obtenção do título de Mestre em Geografia.

**Área de concentração:** Dinâmica e Análise Espacial

**Linha de Pesquisa:** Produção dos Espaços Urbanos e Rurais.

**Orientador:** Prof. Dr. Luiz Andrei Gonçalves Pereira

**Coorientador:** Prof. Dr. Geraldo Antônio dos Reis

L864a

Lopes, Paulo Cícero Borges.

Análise espacial dos índices de desenvolvimento humano municipal e de vulnerabilidade social em Minas Gerais [manuscrito] / Paulo Cícero Borges Lopes. – Montes Claros, 2022.

256 f. : il.

Bibliografia: f. 231-241.

Dissertação (mestrado) - Universidade Estadual de Montes Claros - Unimontes, Programa de Pós-Graduação em Geografia/PPGEO, 2022.

Defesa: 18/04/2022.

Orientador: Prof. Dr. Luiz Andrei Gonçalves Pereira.

Coorientador: Prof. Dr. Geraldo Antônio dos Reis.

1. Desenvolvimento social – Vulnerabilidade – Minas Gerais. 2. Estatística espacial. 3. Índice de Moran. 4. Indicadores sociais. 5. Espacialização. 6. Região e regionalização. I. Pereira, Luiz Andrei Gonçalves. II. Reis, Geraldo Antônio dos. III. Universidade Estadual de Montes Claros. IV. Título.

**UNIVERSIDADE ESTADUAL DE MONTES CLAROS**  
**CENTRO DE CIÊNCIAS HUMANAS**  
**DEPARTAMENTO DE GEOCIÊNCIAS**  
**PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM GEOGRAFIA**

Dissertação intitulada “*Análise espacial dos Índices de Desenvolvimento Humano Municipal e de Vulnerabilidade Social em Minas Gerais*”, de autoria do mestrando Paulo Cícero Borges Lopes, **Aprovada** pela banca examinadora constituída pelos seguintes professores:

---

Prof. Dr. Luiz Andrei Gonçalves Pereira – PPGeo-UNIMONTES - Orientador

---

Prof. Dr. Geraldo Antônio dos Reis – PPGDS-UNIMONTES - Coorientador

---

Prof. Dr. Marcos Esdras Leite – PPGeo-UNIMONTES – Avaliador

---

Prof. Dr. Reinaldo Onofre dos Santos – CEDEPLAR-UFMG – Avaliador externo

Montes Claros, 18 de abril de 2022

*Dedico este trabalho à minha filha,  
Carolina, e à minha esposa, Emanuele, por  
todo amor e carinho.*

## **AGRADECIMENTOS**

A Deus, onipotente, onipresente e onisciente, pelo dom da vida e saúde, física e mental, para conclusão desta jornada.

Ao meu pai, Antônio, e à minha mãe, Maria Ismar, pela minha existência, por todo amor e por me criarem observando sempre os preceitos éticos, morais e da boa educação. A meus irmãos, Marcos, Tom e Érica, por todos esses anos de convivência, brigas, desavenças, afeto, carinho e amor.

Ao meu orientador, Prof. Luiz Andrei Gonçalves Pereira. Muito mais que orientador, nos tornamos grandes amigos e parceiros. Agradeço por me acompanhar com tamanha dedicação, atenção e grandes contribuições ao longo trabalho. Tranquilizou-me nos tantos momentos de ansiedade, nos quais, quase sempre, eu não soube como controlar, mas que ele, com toda a paciência do mundo, me acalmou.

Ao meu coorientador, Prof. Geraldo Reis, por aceitar a coorientação. Por ter permitido que eu “invadissem” as suas aulas de Análise Espacial no PPGDS, que foram fundamentais nesta caminhada. Um profissional com grande rigor metodológico, vasto conhecimento, dedicação, atenção, e pelas graciosas observações ao trabalho.

Ao Prof. Marcos Esdras Leite, por três motivos: primeiro, ser o culpado por eu ter ingressado no PPGEIO após, insistentemente, me fazer voltar à Universidade; segundo, por não ter permitido que me matriculasse na sua disciplina de Geoprocessamento; e terceiro, por ter aceitado fazer parte da banca de avaliação. Profissional que tem todo meu respeito e carinho.

Ao Prof. Reinaldo Onofre dos Santos, do CEDEPLAR/UFMG, por aceitar o convite para fazer parte da banca. Suas valiosas contribuições foram pautadas em explicações assertivas com a serenidade de quem tem a certeza do que fala.

A todos os professores do PPGEIO, por toda a dedicação, profissionalismo, disponibilidade, presteza, que me acompanharam durante toda esta caminhada. Sem eles, certamente, este sonho do mestrado não teria sido possível.

Aos colegas de turma, pelo carinho, companheirismo, pelo compartilhamento de momentos de angústia e apreensão, mas também de alegria e felicidade.

Ao IBGE, por permitir conciliar o trabalho com as atividades acadêmicas, em especial aos colegas da agência Montes Claros e Unidade Estadual de Minas Gerais que sempre me incentivaram.

A todos, o meu sincero muito obrigado!

## RESUMO

O estudo das desigualdades socioespaciais em Minas Gerais, por meio dos indicadores Índice de Desenvolvimento Humano Municipal (IDHM) e Índice de Vulnerabilidade Social (IVS), demonstrou ser de grande importância na busca pelo entendimento das disparidades socioeconômicas do estado. O objetivo geral da pesquisa é analisar, por meio da Análise Exploratória de Dados Espaciais (AEDE) e de técnicas de estatística espacial, a distribuição espacial do IDHM e do IVS e seus indicadores, nos anos 2000 e 2010, nos municípios de Minas Gerais. Para atender ao objetivo da presente pesquisa, foram analisados, mediante uso de Sistema de Informações Geográficas - SIG, dados de atributos dos indicadores associados às camadas vetoriais geoespacializadas em formato *GeoPackage*. Dados espacializados contêm, além da intensidade, a localização de ocorrência dos fenômenos, característica fundamental para a pesquisa. Utilizou-se a AEDE, que trata de efeitos causados pela dependência espacial e heterogeneidade espacial, como instrumental inicial para conhecimento do conjunto de dados e estabelecer hipóteses sobre as observações. A dependência espacial foi estimada por meio da estatística *I* de Moran global univariada e bivariada, e a indicação de regimes locais espaciais do tipo agrupamentos (*clusters*) ou formações diferenciadas (*outliers*) pela estatística *I* de Moran local. Os resultados alcançados na AEDE do IDHM e do IVS e suas dimensões indicaram que, de modo geral, houve avanços significativos nos indicadores nos municípios, contudo, esses avanços não se deram de forma igual para todos. A estatística espacial do *I* de Moran local corroborou a AEDE, mostrando disparidades no território mineiro. As regiões Norte de Minas, Vales do Jequitinhonha e do Mucuri e leste formaram *clusters* de municípios com valores baixos do IDHM e valores altos do IVS. Noutro extremo, o Triângulo, Sul de Minas, parte Central Mineira e da Zona da Mata formaram *clusters* de situação oposta desses indicadores. Conclui-se que a análise espacial evidenciou uma polarização causada pelas grandes diferenças socioeconômicas dos municípios entre as regiões. Os mapeamentos produzidos a partir da estatística espacial permitiu identificar claramente os padrões de regimes espaciais em Minas Gerais. O estudo fornece evidências de que desenvolvimento humano e vulnerabilidade social sofrem influência na localização, tanto isoladamente quanto um em relação ao outro. Os resultados podem ser interpretados como um passo inicial para novas pesquisas das componentes espaciais e suas influências no espaço geográfico. Considera-se, também, a necessidade de buscar e entender os fatores socioeconômicos capazes de influenciar tanto o IDHM quanto o IVS e de que maneira esses fatores variam nas regiões de Minas Gerais, auxiliando os gestores públicos na implementação e monitoramento de políticas públicas.

**Palavras-chave:** Estatística espacial. Índice de Moran. Indicadores Sociais. Espacialização. Região e Regionalização.

## ABSTRACT

The study of socio-spatial inequalities in Minas Gerais, through the Municipal Human Development Index (MHDI) and Social Vulnerability Index (SVI) pointers, proved to be extremely important for understanding the socioeconomic disparities of the Minas Gerais State. The general objective of the research is to analyze, through the Exploratory Analysis of Spatial Data (AEDE) and spatial statistics techniques, the spatial distribution of the MHDI and the SVI and their pointers, in the years 2000 and 2010, in the municipalities of Minas Gerais. In order to meet the objective of this research, we analyzed, through the use of the Geographic Information System - GIS, data on the attributes of the indicators associated with the geospatial vector layers in GeoPackage format. Spatialized data contain, in addition to intensity, the location of occurrence of phenomena, a fundamental characteristic for the study. ESDA was used, which deals with effects caused by spatial dependence and spatial heterogeneity, as an initial instrument for understanding the data set and establishing hypotheses about the observations. Spatial dependence was estimated using the global univariate and bivariate I Moran statistics, and the indication of spatial local regimes of the cluster type or differentiated formations (outliers) by the local I Moran statistics. The results achieved in the DSEA of the MHDI and the SVI and its dimensions indicated that, in general, there were significant advances in the pointers in the municipalities. Nonetheless, these advances did not occur alike for all of them. The spatial statistics of the local I Moran corroborated the DSEA, showing disparities in the territory of Minas Gerais. The northern regions of Minas Gerais, Jequitinhonha and Mucuri valleys and eastern regions formed clusters of municipalities with low MHDI values and high SVI values. At the other end, the Triângulo, Minas South, Central Minas Gerais and the Forest Region formed clusters of opposite situations for those pointers. It is concluded that the spatial analysis showed a polarization caused by the large socioeconomic differences of the municipalities between the regions. The mappings produced from spatial statistics allowed us to clearly identify the patterns of spatial regimes in Minas Gerais. The study provides evidence that human development and social vulnerability are influenced by location, both alone and in relation to each other. The results can be interpreted as an initial step for further research on spatial components and their influences on geographic space. It is also considered the need to seek and understand the socioeconomic factors capable of influencing both the MHDI and the SVI and how these factors vary in the regions of Minas Gerais, assisting public managers in the implementation and monitoring of public policies.

**Keywords:** Spatial statistics, Moran's index, Social pointers, Spatialization, Region and Regionalization.



## LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Divisão Regional do Brasil – Zonas Fisiográficas – 1942 – Minas Gerais.....	41
Figura 2 – Divisão Regional do Brasil – Zonas Fisiográficas – 1960 – Minas Gerais.....	42
Figura 3 – Divisão Regional do Brasil – Microrregiões Homogêneas – 1968 – Minas Gerais.....	43
Figura 4 – Divisão Regional do Brasil – Mesorregiões Homogêneas – 1976 – Minas Gerais.....	44
Figura 5 – Divisão Regional do Brasil – Microrregiões e Mesorregiões Geográficas – 1989 – Minas Gerais .....	45
Figura 6 – Evolução do Atlas do Desenvolvimento Humano no Brasil .....	85
Figura 7 – Cálculo do Índice de Desenvolvimento Humano Municipal .....	88
Figura 8 – Faixas do Índice de Desenvolvimento Humano Municipal.....	89
Figura 9 – Faixas do Índice de Vulnerabilidade Social .....	96
Figura 10 – Mapa de Londres com óbitos por cólera (identificados por pontos) e localização de poços de águas (identificados por cruzes) .....	98
Figura 11 – Mapa da Divisão do estado de Minas Gerais em Regiões Geográficas Intermediárias .....	107
Figura 12 – Mapa da divisão da Região Geográfica Intermediária de Belo Horizonte .....	108
Figura 13 – Mapa da divisão da Região Geográfica Intermediária de Montes Claros .....	109
Figura 14 – Mapa da divisão da Região Geográfica Intermediária de Teófilo Otoni .....	110
Figura 15 – Mapa da divisão da Região Geográfica Intermediária de Governador Valadares .....	111
Figura 16 – Mapa da divisão da Região Geográfica Intermediária de Ipatinga.....	112
Figura 17 – Mapa da divisão da Região Geográfica Intermediária de Juiz de Fora .....	113
Figura 18 – Mapa da divisão da Região Geográfica Intermediária de Barbacena .....	114

Figura 19 – Mapa da divisão da Região Geográfica Intermediária de Varginha .....	115
Figura 20 – Mapa da divisão da Região Geográfica Intermediária de Pouso Alegre .....	116
Figura 21 – Mapa da divisão da Região Geográfica Intermediária de Uberaba.....	117
Figura 22 – Mapa da divisão da Região Geográfica Intermediária de Uberlândia .....	118
Figura 23 – Mapa da divisão da Região Geográfica Intermediária de Patos de Minas .....	119
Figura 24 – Mapa da divisão da Região Geográfica Intermediária de Divinópolis .....	120
Figura 25 – Tipos de Matrizes de Ponderação Espacial por critério de contiguidade.....	126
Figura 26 – Gráfico da Distribuição de probabilidade do $I$ de Moran.....	137
Figura 27 – Gráfico de Espalhamento de Moran: (a) dissimilaridade; (b) aleatoriedade; (c) similaridade .....	139
Figura 28 - Significância LISA MAP do IVS 2010 feito pelo GeoDa.....	147
Figura 29 - <i>Clusters</i> LISA MAP do IVS 2010 feito pelo GeoDa .....	148
Figura 30 – Índice de Desenvolvimento Humano Municipal (IDHM) – Minas Gerais 2000 e 2010 .....	153
Figura 31 – Índice de Desenvolvimento Humano Municipal Longevidade (IDHM Longevidade) – Minas Gerais 2000 e 2010.....	157
Figura 32 – Índice de Desenvolvimento Humano Municipal Educação (IDHM Educação) – Minas Gerais 2000 e 2010 .....	159
Figura 33 – Índice de Desenvolvimento Humano Municipal Renda (IDHM Renda) – Minas Gerais 2000 e 2010 .....	163
Figura 34 – Mapa de <i>clusters</i> e <i>outliers</i> LISA – IDHM Minas Gerais 2000 e 2010.....	168
Figura 35 – Mapa de <i>clusters</i> e <i>outliers</i> LISA – IDHM Longevidade Minas Gerais 2000 e 2010.....	172
Figura 36 – Mapa de <i>clusters</i> e <i>outliers</i> LISA – IDHM Educação Minas Gerais 2000 e 2010.....	176

Figura 37 – Mapa de <i>clusters</i> e <i>outliers</i> LISA – IDHM Renda Minas Gerais 2000 e 2010.....	180
Figura 38 – Mapas do IVS e Mapas de <i>clusters</i> e <i>outliers</i> LISA – IVS Minas Gerais 2000 e 2010.....	184
Figura 39 – Mapas do IVS Infraestrutura Urbana e Mapas de <i>clusters</i> e <i>outliers</i> LISA – IVS Infraestrutura Urbana - Minas Gerais 2000 e 2010.....	188
Figura 40 – Mapas do IVS Capital Humano e Mapas de <i>clusters</i> e <i>outliers</i> LISA –2000 e 2010 .....	192
Figura 41 – Mapas do IVS Renda e Trabalho e Mapas de <i>clusters</i> e <i>outliers</i> LISA –2000 e 2010 .....	197
Figura 42 – Mapa de <i>clusters</i> e <i>outliers</i> LISA – IDHM vs IVS Minas Gerais 2000 e 2010.....	202
Figura 43 – Mapa de <i>clusters</i> e <i>outliers</i> LISA – IDHM Longevidade vs IVS Infraestrutura Urbana Minas Gerais 2000 e 2010.....	205
Figura 44 – Mapa de <i>clusters</i> e <i>outliers</i> LISA – IDHM Educação vs IVS Capital Humano Minas Gerais 2000 e 2010.....	208
Figura 45 – Mapa de <i>clusters</i> e <i>outliers</i> LISA – IDHM Renda vs IVS Renda e Trabalho Minas Gerais 2000 e 2010 .....	211
Figura 46 – Mapa de <i>clusters</i> e <i>outliers</i> LISA de maior e menor correlação de indicadores simples do IDHM Longevidade vs IVS Infraestrutura Urbana – Minas Gerais 2000 e 2010 .....	215
Figura 47 – Mapa de <i>clusters</i> e <i>outliers</i> LISA de maior e menor correlação de indicadores simples do IDHM Educação vs IVS Capital Humano – Minas Gerais 2000 e 2010 .....	219
Figura 48 – Mapa de <i>clusters</i> e <i>outliers</i> LISA de maior e menor correlação de indicadores simples do IDHM Longevidade vs IVS Infraestrutura Urbana – Minas Gerais 2000 e 2010 .....	223

## LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Estatística descritiva do IDHM 2000 e 2010 dos municípios.....	154
Tabela 2 – Classificação dos municípios por IDHM 2000 e 2010 .....	155
Tabela 3 – Estatística descritiva do IDHM Longevidade 2000 e 2010 dos municípios.....	158
Tabela 4 – Classificação dos municípios por IDHM Longevidade 2000 e 2010.....	158
Tabela 5 – Estatística descritiva do IDHM Educação 2000 e 2010 dos municípios.....	160
Tabela 6 – Classificação dos municípios por IDHM Educação 2000 e 2010 .....	160
Tabela 7 – Estatística descritiva do IDHM Renda 2000 e 2010 dos municípios .....	164
Tabela 8 – Classificação dos municípios por IDHM Renda 2000 e 2010 .....	165
Tabela 9 – Classificação dos municípios em <i>clusters</i> e <i>outliers</i> pelo <i>I</i> de Moran local IDHM 2000 e 2010.....	169
Tabela 10 – Classificação dos municípios em <i>clusters</i> e <i>outliers</i> pelo <i>I</i> de Moran local IDHM Longevidade 2000 e 2010 .....	173
Tabela 11 – Classificação dos municípios em <i>clusters</i> e <i>outliers</i> pelo <i>I</i> de Moran local IDHM Educação 2000 e 2010 .....	177
Tabela 12 – Classificação dos municípios em <i>clusters</i> e <i>outliers</i> pelo <i>I</i> de Moran local IDHM Renda 2000 e 2010 .....	181
Tabela 13 – Estatística descritiva do IVS em 2000 e 2010.....	185
Tabela 14 – Classificação dos municípios por faixas do IVS em 2000 e 2010 .....	185
Tabela 15 – Classificação dos municípios em <i>clusters</i> e <i>outliers</i> pelo <i>I</i> de Moran local IVS em 2000 e 2010 .....	185
Tabela 16 – Estatística descritiva do IVS Infraestrutura Urbana em 2000 e 2010.....	189
Tabela 17 – Classificação dos municípios por faixas do IVS Infraestrutura Urbana em 2000 e 2010 .....	189
Tabela 18 – Classificação dos municípios em <i>clusters</i> e <i>outliers</i> pelo <i>I</i> de Moran local IVS Infraestrutura Urbana em 2000 e 2010.....	189
Tabela 19 – Estatística descritiva do IVS Capital Humano em 2000 e 2010 .....	193

Tabela 20 – Classificação dos municípios por faixas do IVS Capital Humano em 2000 e 2010.....	193
Tabela 21 – Classificação dos municípios em <i>clusters</i> e <i>outliers</i> pelo <i>I</i> de Moran local IVS Capital Humano em 2000 e 2010.....	193
Tabela 22 – Estatística descritiva do IVS Renda e Trabalho em 2000 e 2010 .....	198
Tabela 23 – Classificação dos municípios por faixas do IVS Renda e Trabalho em 2000 e 2010.....	198
Tabela 24 – Classificação dos municípios em <i>clusters</i> e <i>outliers</i> pelo <i>I</i> de Moran local IVS Renda e Trabalho em 2000 e 2010.....	198
Tabela 25 – Classificação dos municípios em <i>clusters</i> e <i>outliers</i> pelo <i>I</i> de Moran local bivariado IDHM vs IVS 2000 e 2010 .....	203
Tabela 26 – Classificação dos municípios em <i>clusters</i> e <i>outliers</i> pelo <i>I</i> de Moran local bivariado IDHM Longevidade vs IVS Infraestrutura Urbana 2000 e 2010 .....	207
Tabela 27 – Classificação dos municípios em <i>clusters</i> e <i>outliers</i> pelo <i>I</i> de Moran local bivariado IDHM Educação vs IVS Capital Humano 2000 e 2010 .....	209
Tabela 28 – Classificação dos municípios em <i>clusters</i> e <i>outliers</i> pelo <i>I</i> de Moran local bivariado IDHM Renda vs IVS Renda e Trabalho 2000 e 2010.....	212

## LISTA DE QUADROS

Quadro 1 – Divisões Regionais do Brasil – IBGE .....	38
Quadro 2 – Relatórios de Desenvolvimento Humano 1990-2020 .....	82
Quadro 3 – IDHM - Dimensões, subíndices, indicadores e pesos de ponderação ...	87
Quadro 4 – Dimensões, indicadores e pesos que compõem o IVS .....	95
Quadro 5 – Correspondência entre dimensões e indicadores do IDHM e IVS .....	142

## LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ADH – Atlas do Desenvolvimento Humano  
AEDE – Análise Exploratória de Dados Espaciais  
AVS – Atlas da Vulnerabilidade Social  
BM – Banco Mundial  
BID – Banco Interamericano de Desenvolvimento  
CEPAL – Comissão Econômica para a América Latina e o Caribe  
CNE – Conselho Nacional de Estatística  
CNG – Conselho Nacional de Geografia  
CONPLAGE – Comissão Nacional de Planejamento e Normas Geográficas-  
Cartográficas  
COVID – *Corona Virus Disease*  
DATASUS – Departamento de Informática do Sistema Único de Saúde  
ESDA – *Exploratory Spatial Data Analysis*  
ESRI – *Environmental Systems Research Institute*  
FAO – Organização das Nações Unidas para Agricultura e Alimentação  
FJP – Fundação João Pinheiro  
IBGE – Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística  
IDH – Índice de Desenvolvimento Humano  
IDHM – Índice de Desenvolvimento Humano Municipal  
IDM – Índice de Desenvolvimento Municipal  
IMRS – Índice Mineiro de Responsabilidade Social  
LISA – *Local Indicators of Spatial Autocorrelation*  
OCDE – Organização para a Cooperação e Desenvolvimento Econômico  
OGC – *Open Geospatial Consortium*  
OIT – Organização Internacional do Trabalho  
OMS – Organização Mundial da Saúde  
ONG – Organização Não Governamental  
ICV – Índice de Condições de Vida Municipal  
IDS – Índice de Desenvolvimento Social  
IQM – Índice de Qualidade Municipal  
IQVU – Índice de Qualidade de Vida Urbana  
IPEA – Instituto de Pesquisas Econômicas Aplicada

IPM – Índice de Pobreza Multidimensional  
IPRS – Índice Paulista de Responsabilidade Social  
IPVS – Índice Paulista de Vulnerabilidade Social  
IVJ – Índice de Vulnerabilidade Juvenil  
IVS – Índice de Vulnerabilidade Social  
ISMA – Índice Social Municipal Ampliado  
ONU – Organização das Nações Unidas  
PIB – Produto Interno Bruto  
PNB – Produto Nacional Bruto  
PNUD – Programa das Nações Unidas para o Desenvolvimento  
PPC – Poder de Paridade de Compra  
RBG – Revista Brasileira de Geografia  
RGIM – Regiões Geográficas Imediatas  
RGINT – Regiões Geográficas Intermediárias  
SIG – Sistema de Informação Geográfica  
STN – Secretaria do Tesouro Nacional  
UNESCO – Organização das Nações Unidas para a Educação, a Ciência e a Cultura  
UNRISD – Instituto de Pesquisa e Desenvolvimento das Nações Unidas  
UNSD – Divisão Estatística das Nações Unidas



## SUMÁRIO

1	Introdução.....	18
2	Espaço, Região e Regionalização .....	23
2.1	O Espaço e a Região: breves conceitos .....	23
2.2	As divisões regionais oficiais do Brasil, segundo o Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE).....	27
2.3	Minas Gerais e as divisões regionais oficiais do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE).....	39
3	Conceitos Sociais, Desenvolvimento Humano e o Uso de Indicadores.....	47
3.1	Pobreza, Exclusão Social e Vulnerabilidade Social: breves conceitos .....	47
3.2	Desenvolvimento Humano: um olhar para além da renda.....	55
3.3	Indicadores e Índices Sociais.....	60
3.3.1	Índices de Desenvolvimento Humano Global e Municipal.....	76
3.3.1.1	Índice de Desenvolvimento Humano Global – IDH .....	76
3.3.1.2	Índice de Desenvolvimento Humano Municipal – IDHM .....	83
3.3.2	Índice de Vulnerabilidade Social .....	89
4	Análise Espacial .....	97
4.1	Análise Exploratória de Dados Espaciais (AEDE).....	97
4.2	Espacialização dos indicadores .....	104
5	Material e métodos .....	106
5.1	Caracterização da Área de estudo.....	106
5.1.1	Região Geográfica Intermediária (RGInt) de Belo Horizonte.....	108
5.1.2	Região Geográfica Intermediária (RGInt) de Montes Claros .....	109
5.1.3	Região Geográfica Intermediária (RGInt) de Teófilo Otoni .....	110
5.1.4	Região Geográfica Intermediária (RGInt) de Governador Valadares .....	111
5.1.5	Região Geográfica Intermediária (RGInt) de Ipatinga .....	112
5.1.6	Região Geográfica Intermediária (RGInt) de Juiz de Fora .....	113
5.1.7	Região Geográfica Intermediária (RGInt) de Barbacena.....	114
5.1.8	Região Geográfica Intermediária (RGInt) de Varginha.....	115
5.1.9	Região Geográfica Intermediária (RGInt) de Pouso Alegre.....	116
5.1.10	Região Geográfica Intermediária (RGInt) de Uberaba.....	117
5.1.11	Região Geográfica Intermediária (RGInt) de Uberlândia .....	118
5.1.12	Região Geográfica Intermediária (RGInt) de Patos de Minas .....	119
5.1.13	Região Geográfica Intermediária (RGInt) de Divinópolis .....	120
5.2	Dados .....	121
5.2.1	Tratamento e Análises dos Dados .....	122
5.3	Matrizes de Ponderação Espacial .....	124
5.3.1	Matrizes de Proximidade Geográfica por Contiguidade .....	125
5.3.2	Matrizes de Distância Geográfica .....	127
5.3.3	Escolha da Matriz de Ponderação Espacial.....	128
5.4	Metodologia da Análise Espacial .....	130
5.4.1	Índice de Moran Global Univariado.....	132
5.4.1.1	Teste de Hipótese e Significância Estatística .....	133
5.4.1.2	Gráfico de Espalhamento de Moran .....	137

5.4.2 Índice de Moran Global Bivariado .....	140
5.4.3 Índice de Moran Local Univariado – ( <i>Local Indicators of Spatial Autocorrelation</i> – LISA) .....	143
5.4.3.1 Mapa de Significância LISA (LISA MAP) .....	146
5.4.3.2 Mapa de <i>Clusters</i> LISA (MORAN MAP) .....	148
5.4.4 Índice de Moran Local Bivariado .....	149
6 Resultados e Discussão .....	152
6.1 Índice de Desenvolvimento Humano Municipal e suas Dimensões.....	152
6.1.1 Mapas Temáticos e Estatística Descritiva.....	152
6.1.2 Análise Espacial do Índice <i>I</i> de Moran.....	166
6.2 Índice de Vulnerabilidade Social e suas Dimensões .....	183
6.2.1 Análise Espacial dos Mapas Temáticos e da Estatística <i>I</i> de Moran do IVS .....	183
6.2.2 Análise Espacial dos Mapas Temáticos e da Estatística <i>I</i> de Moran do IVS Infraestrutura Urbana.....	187
6.2.3 Análise Espacial dos Mapas Temáticos e da Estatística <i>I</i> de Moran do IVS Capital Humano .....	191
6.2.4 Análise Espacial dos Mapas Temáticos e da Estatística <i>I</i> de Moran do IVS Renda e Trabalho .....	196
6.3 Correlação entre o Índice de Desenvolvimento Humano Municipal e o Índice de Vulnerabilidade Social .....	201
6.3.1 Análise Espacial do Índice <i>I</i> de Moran bivariado IDHM vs IVS .....	201
6.3.2 Análise Espacial do Índice <i>I</i> de Moran bivariado para os indicadores simples do IDHM vs IVS .....	213
7 Considerações Finais .....	227
Referências.....	231
Anexos.....	242

## 1 Introdução

O Brasil apresentou nas últimas décadas avanços na melhoria da qualidade de vida da população. Por meio de políticas públicas de redistribuição de renda e inclusão social, possibilitou crescimento econômico e redução das desigualdades sociais, entretanto, o país ainda é considerado detentor de grandes contrastes socioeconômicos e figura entre aqueles com maiores índices de desigualdade no mundo (SEN, 2010; COSTA; MARGUTI, 2015; OLIVEIRA *et al.*, 2015; PEDROSO, 2020).

A desigualdade socioeconômica brasileira tem raízes históricas, advindas de quatro séculos de escravidão, desenvolvimento rápido e tardio do capitalismo com acelerado processo de urbanização, aliados a ausências e/ou deficiências de políticas econômicas e sociais que mitigassem ou, ao menos, minimizassem a reprodução das desigualdades, disparidades e desníveis socioeconômicos nas regiões do país (MARANDOLA JR; HOGAN, 2005; CANÇADO; SOUZA; CARDOSO, 2014; PEDROSO, 2020).

No século XX, nem mesmo o processo de intensa industrialização e de tentativas de intervenção estatal no Brasil foram suficientes para modificar essa realidade. As desigualdades regionais no Norte, Nordeste, Centro-Oeste, Sul e Sudeste do país continuam a ser reproduzidas inter e intrarregionalmente. No entanto, cabe salientar que é necessário analisar não somente a dimensão econômica de desenvolvimento, baseado no crescimento centrado na economia, mas também no desenvolvimento humano, centrado nas pessoas, protegendo-as de situações de pobreza, exclusão e vulnerabilidade social (BUSSO, 2005; SEN, 2010; BOSCARIOL, 2017; COSTA *et al.*, 2018).

Diante do exposto, chama-se ao debate a importância do desenvolvimento em seus aspectos multifacetados. O desenvolvimento não deve ser visto somente pelo prisma econômico, o qual seria limitar as capacidades sociais a uma única dimensão, a renda. A discussão se estende para além disso. Cabe aqui, ao longo desta pesquisa, o entendimento do desenvolvimento das sociedades por meio das pessoas como agentes sociais, abordadas pelos preceitos do desenvolvimento humano e da vulnerabilidade social.

O Desenvolvimento Humano é um conceito fundamental para entender os avanços socioeconômicos da população. É o processo de ampliar as liberdades das

peçoas, provendo capacidades e oportunidades de escolhas para uma vida melhor. As melhorias na qualidade de vida vão além da dimensão econômica, são também social, cultural e política que influenciam a vida humana (SEN, 2010; PNUD; IPEA; FJP, 2013; MENDES *et al.*, 2018).

Na presente pesquisa, também serão tratados os conceitos de pobreza, exclusão e vulnerabilidade social, essa última mais abrangente, uma vez que decorre como uma nova forma de caracterizar situações intermediárias e dinâmicas de riscos, seja ao desemprego, trabalho precário, pobreza de renda, ausência de proteção social, exposição a risco ambiental, incapacidade de reação e ao cerceamento dos direitos sociais (BUSSO, 2005; CANÇADO; SOUZA; CARDOSO, 2014; BARBOSA; GONÇALVES; SANTANA, 2019; SILVA *et al.*, 2020).

Neste estudo, foram utilizados dois índices, suas dimensões e indicadores para medir o desenvolvimento humano e a vulnerabilidade social: Índice de Desenvolvimento Humano Municipal (IDHM) e Índice de Vulnerabilidade Social (IVS). Esses se complementam, visto que o IDHM busca retratar o grau de desenvolvimento humano e, por sua vez, o IVS apresenta o nível de vulnerabilidade social em que as sociedades se encontram.

Nos últimos anos, a utilização de índices como monitoramento de controle social do Estado tem sido um interesse crescente no mundo como também no Brasil, já que são capazes de apontar, indicar e traduzir, em termos mais quantitativos, as dimensões sociais observadas a partir dos seus conceitos (JANUZZI, 2005).

É discutido no estudo de indicadores que índices sintéticos como o IDHM e o IVS são admirados, mas também criticados. São tidos como facilitadores para a compreensão da realidade, tomada de decisões, comunicação mais ágil dos resultados, bem como servem de parâmetro para a pactuações das agendas de desenvolvimento de políticas públicas. Por outro lado, o uso de índices sintéticos dissociados do conceito social que ele pretende retratar pode levar a uma interpretação superficial da realidade (COSTA; MARGUTI; PIRANI, 2016; COSTA *et al.*, 2018; BARBOSA; GONÇALVES; SANTANA, 2019).

Esses índices apresentam grande relevância teórica bem como aplicação prática nas questões socioeconômicas. Os referidos índices contêm um atributo de fundamental importância para o presente estudo, que é a natureza espacial dos dados, fornecendo a localização geográfica dos fenômenos ocorridos, ou seja, além de mensurar os conceitos sociais aos quais se destinam, também apontam os locais

de ocorrência dos fenômenos objetos de estudo, trazendo à pesquisa a característica socioespacial.

Nesse aspecto, a Análise Exploratória de Dados Espaciais (AEDE), por meio da aplicação de técnicas de estatística espacial nos dados em formato vetorial geoespacializado em camadas *Shapefile* ou *GeoPackage*, contribuiu para visualizar as distribuições espaciais e suas correlações, considerando a localização dos fenômenos observados. Cabe destacar que a aplicação da análise espacial tem crescido no Brasil. Isso se deve tanto à disponibilidade de dados que podem ser agregados e desagregados em diversos recortes territoriais, como também pela disponibilidade de *softwares* que permitem a realização automatizada dessas análises (CÂMARA *et al.*, 2004a; ALMEIDA, 2012; MARCONATO *et al.*, 2015; REIS, 2016; PIACENTI *et al.*, 2019).

Diversos estudos abordam as disparidades socioeconômicas entre os municípios brasileiros, o que também ocorre em Minas Gerais, que é o estado com maior número de municípios do Brasil, 853 (IBGE, 2017), e em que, de certa forma, se observa a replicação das desigualdades do país (PEROBELLI; FERREIRA; FARIA, 2007; SANTOS; PALES; RODRIGUES, 2015; REIS, 2016). No entanto, há uma carência de trabalhos que apliquem a AEDE e estatística espacial na abordagem conjunta desses índices no estado de Minas Gerais. Assim, a presente pesquisa objetiva compreender como a vulnerabilidade social e o desenvolvimento humano se manifestam como formas espaciais, por meio dos indicadores e seus padrões regionais, tomando como plano de fundo a nova regionalização de 2017 do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE).

Na análise espacial dos Índices de Desenvolvimento Humano Municipal (IDHM) e de Vulnerabilidade Social (IVS), buscou-se verificar a ocorrência da distribuição espacial, identificando os diferentes regimes espaciais de padrões de desenvolvimento socioeconômico dos municípios e das Regiões Geográficas Intermediárias de Minas Gerais, recortes espaciais objetos desta pesquisa.

O estudo se justifica na perspectiva de que a análise dos indicadores e índices, em um determinado espaço e tempo, tem a capacidade de demonstrar as transformações socioeconômicas de um recorte regional. Portanto, conhecer a espacialização, entender a dinâmica do desenvolvimento humano e da vulnerabilidade social na área de estudo, quais os fatores influenciam, intensidade, forma e localização de ocorrência podem contribuir para gestores, população e

comunidade acadêmica como subsídios para permitir o direcionamento de políticas públicas mais eficazes para o desenvolvimento municipal e regional.

O objetivo geral deste estudo é analisar, por meio da AEDE e de técnicas de estatística espacial, a distribuição espacial dos Índices de Desenvolvimento Humano Municipal (IDHM) e de Vulnerabilidade Social (IVS) e seus indicadores nos municípios nas Regiões Geográficas Intermediárias de Minas Gerais, nos anos 2000 e 2010. O estudo ainda propõe atingir três objetivos específicos: (i) apresentar a AEDE do IDHM e do IVS e seus indicadores dos municípios e das RGInts de Minas Gerais; (ii) verificar e analisar a formação de agrupamentos (*clusters*) e formações diferenciadas (*outliers*) dos índices e indicadores nas áreas de estudo; e (iii) caracterizar a evolução do IDHM e IVS e seus indicadores nos anos 2000 e 2010.

Os procedimentos metodológicos adotados na produção do estudo foram, em primeiro momento, a coleta de dados do IDHM e seus indicadores, no Atlas do Desenvolvimento Humano - ADH, bem como do IVS e seus indicadores no Atlas da Vulnerabilidade Social - AVS, além de obter a malha territorial digital municipal e regional de Minas Gerais junto ao IBGE. Os dados foram tratados, tabulados e alimentados na malha digital cartografada em formato *GeoPackage*, gerando os atributos numéricos na camada espacial georreferenciada. Por meio de *softwares* de planilha eletrônica, análise estatística, análise espacial e produção cartográfica, foram gerados os mapas e tabelas para análise e discussão dos resultados.

Uma informação relevante a ser mencionada durante a realização da pesquisa foi a impossibilidade de obtenção de índices mais atualizados. O IDHM e o IVS utilizam, em sua composição, dados dos Censos Demográficos do IBGE, coletados e processados seguindo a mesma metodologia em todos os municípios brasileiros, o que atende ao critério de consistência dos indicadores. Devido à pandemia da COVID-19 ocorrida em 2020, o IBGE, seguindo orientações do Ministério da Saúde, adiou a realização do Censo Demográfico 2020 para 2021<sup>1</sup>. Em 2021, por sua vez, o Censo Demográfico foi impossibilitado de ser realizado por falta de recomposição orçamentária para execução, conforme sanção da Lei Orçamentária de 2021, sendo adiado, mais uma vez, para o ano de 2022<sup>2</sup>.

---

<sup>1</sup> Publicado em 17 de março de 2021, no portal do IBGE <https://www.ibge.gov.br/novo-portal-destaques/27161-censo-2020-adiado-para-2021.html>.

<sup>2</sup> Publicado em 23 de abril de 2021, no portal do IBGE <https://www.ibge.gov.br/novo-portal-destaques/30569-adiamento-do-censo-demografico.html>.

A não realização do Censo Demográfico, sobretudo no ano de 2021 por falta de destinação de recursos orçamentários, demonstrou claramente um governo com uma política que não prioriza a pesquisa e a produção de informações em detrimento a atendimento de interesses políticos. O posicionamento do governo neste sentido trouxe grandes prejuízos ao país para o planejamento futuro, uma vez que há um hiato de mais de uma década da realização do último Censo Demográfico fazendo com que o país “caminhe às cegas” por não possuir dados para basear suas políticas públicas ou, em melhor caso, se utilize de dados defasados. O censo é o retrato social, econômico e demográfico do País. A ausência de dados prejudica a comunidade acadêmica, por não ter como embasar suas pesquisas, e compromete a administração pública, pois essa não tem à sua disposição dados e informações atualizadas para o desenvolvimento de políticas nas áreas de educação, saúde, assistência social, infraestrutura, economia e tantas outras que beneficiam a população principalmente diante de uma pandemia como a da COVID-19 que afetou substancialmente toda a sociedade.

A estrutura deste trabalho foi dividida em três partes. A primeira delas apresenta uma revisão bibliográfica sobre conceitos de espaço, região, regionalização. Conceitua pobreza, exclusão e vulnerabilidade social, também desenvolvimento humano – conceitos fundamentais para entendimento da criação de indicadores e índices sociais–, e, por fim, sobre índices e indicadores, versando sobre a criação e evolução desses como ferramentas diante da necessidade de mensurar a vulnerabilidade social e o desenvolvimento humano. A segunda parte apresenta os procedimentos teórico-metodológicos, partindo da caracterização da área de estudo e, em seguida, a metodologia da análise espacial por meio da análise exploratória de dados e aplicação da estatística espacial *I* de Moran global e local, univariado e bivariado. Por fim, a terceira parte apresenta os resultados obtidos a partir da análise da estatística descritiva e espacial para a área de estudo.

## 2 Espaço, Região e Regionalização

### 2.1 O Espaço e a Região: breves conceitos

O espaço geográfico é o objeto de estudo da Ciência Geográfica. O estudo da sociedade pela geografia se faz por meio de sua organização espacial, em que, organizada espacialmente, constitui o espaço do homem, a organização da sociedade ou, simplesmente, o espaço geográfico (CORRÊA, 2003). É presença frequente no centro das discussões dos estudos geográficos e, ainda assim, gera diversas (in)definições, questionamentos e percepções pelos teóricos da Geografia.

Ainda que persistentes as indefinições acerca do conceito de espaço geográfico, compreendê-lo é de fundamental relevância, uma vez que se amplia o entendimento do imbricamento das categorias de análises geográficas: território, região, lugar e paisagem. Dessa maneira, por meio dos debates teóricos, fomenta-se o amadurecimento necessário à evolução da própria Ciência Geográfica (CHRISTOFOLETTI, 1976; SANTOS, 1978; CORRÊA, 2000; POLON, 2016).

Dentre as categorias de análise geográfica, a que será discutida com maior ênfase nesta pesquisa será região, cujo conceito sempre teve um significado ímpar epistemologicamente. A sua origem etimológica deriva do latim *regere*, composta pelo radical *reg*, que significa domínio, poder, conquista. *Regione*, nos tempos do Império Romano, era utilizado para designar áreas de domínio, centralização, assumindo, ainda, ao longo do tempo, outros significados (GOMES, 2000; BEZZI, 2004).

O conceito de região nunca esteve limitado somente à geografia. Para Pereira (2007), o termo é polissêmico e ambíguo, usado frequentemente no senso comum como entendimento de unidade de gestão, controle político, planejamento, administração e até mesmo no sentido de localização. A ideia de região é de longa data, “antes mesmo da sistematização do conhecimento geográfico, ocorrido no século XIX, quando as discussões sobre a região ganharam espaço nas reflexões científicas.” (PEREIRA, 2007, p. 40).

Diante da perspectiva geográfica, limitar ou mesmo rotular um conceito é uma tarefa deveras árdua. Os conceitos muitas vezes podem ser dinâmicos ou se referir a uma outra definição, a depender do contexto. Assim, as categorias de análise geográfica, como território, região, lugar e paisagem, além do próprio espaço geográfico, têm um entrelace que, ao mesmo tempo, podem dissociar-se ou mesmo se complementar.



Diniz e Batella (2005, p. 60) reforçam o quão importante é o conceito de região para a geografia, quando dizem “conceitos e metodologias diferenciados emergem de cada grande corrente do pensamento geográfico, atestando a importância e a complexidade desta categoria de análise.” Para Pereira (2007, p. 38), “entender a região enquanto produto de processos políticos, econômicos, sociais e culturais” constitui “importante meio para explicar diferentes padrões de organização espacial.” Assim, é significativo quando Barros (2021, p. 16) ratifica Pereira (2007) e diz que “o conceito de região é parte da tradição geográfica e, por sua vez, evoluiu e se transformou juntamente ao desenrolar do tempo e das alterações socioespaciais.”

No contexto histórico da Geografia Tradicional, período que se estende aproximadamente desde 1870, momento em que a Geografia se torna uma disciplina institucionalizada nas universidades europeias, até 1950, desestabilizada pela Revolução Teorético-Quantitativa da Nova Geografia (*New Geography*), há uma predominância das abordagens embasadas pelos conceitos de paisagem e região, reconhecendo neles o objeto da geografia. O espaço era abordado apenas de maneira secundária, prevalecendo as análises que enfatizavam as discussões geográficas em torno da noção de paisagem, região natural, região paisagem, paisagem cultural, gênero de vida e diferenciação de áreas (MAGNAGO, 1995; CORRÊA, 2000; POLON, 2016).

Com o paradigma da Nova Geografia (*New Geography*), moldada no positivismo lógico e raciocínio hipotético-dedutivo, a Revolução Teorético-Quantitativa da década de 1950, período pós-guerra, e com a necessidade de reconstrução do espaço e sua quantificação, a aplicação de modelos e teorias, embasados principalmente na matemática e na estatística, introduziu profundas modificações na ciência geográfica. A partir de então, emerge a necessidade de demonstração por dados numéricos para ser considerado como produto científico (CHRISTOFOLETTI, 1976; SANTOS, 1978; CORRÊA, 2000; BRUM NETO, 2008; POLON, 2016).

Com essa corrente, o espaço geográfico aparece tomando corpo como conceito-chave. É expresso pela natureza modificada por meio do trabalho do homem que organiza econômica e socialmente sua sociedade, assim, interagindo socioespacialmente (SANTOS, 1978; CORRÊA, 2000 e 2005). O homem é um agente que não se limita apenas a viver no espaço, ele também o modela (BOUDEVILLE, 1973). É uma visão objetiva e numérica, própria da concepção estatística, que

emergia no contexto, visando à legitimação científica (CHRISTOFOLETTI, 1976; BRUM NETO, 2008; POLON, 2016).

No debate ensejado pela Nova Geografia, imerso na Revolução Teorético-Quantitativa da década de 1950, o conceito de espaço passa a ser encorpado como fundamental. Os conceitos de paisagem, por aparentemente possuir maior subjetividade, de lugar e território são considerados conceitos secundários e, em contraponto, o conceito de região é agrupado segundo normas estatísticas, com a finalidade de se enquadrar no movimento científico ora emergente (CORRÊA, 2000; BEZZI, 2004; SOUZA, 2013; POLON, 2016).

Na década de 1970, a perspectiva de região amparada nos modelos econômicos neoclássicos sofre fortes críticas. Para Corrêa (2005, p. 187) “O conceito de região reaparece no interior de uma geografia crítica fundamentada no materialismo histórico e dialético, como também nas geografias humanista e cultural.” Surge então a geografia crítica, também denominada radical ou marxista. Os críticos, como Yves Lacoste que publicou “*La géographie, ça sert, d’abord, à faire la guerre*”, fundamentam que o modelo estaria na verdade colaborando com a produção de um desenvolvimento espacial desigual. No Brasil, um dos expoentes desta corrente foi Milton Santos (MAGNAGO, 1995; GOMES, 2000; SOUZA, 2013).

Ainda em meados da mesma década, no bojo da ebulição crítica, surgiu uma outra corrente, voltada para outros aspectos: o humanismo. Em paralelo à geografia radical, Souza (2013) menciona o movimento da *humanistic geography*, desenvolvida na mesma época pelos pensamentos de Frémont, Tuan, Relph e Buttimer, que buscou resgatar o conceito de região como sentimento de pertencimento, revalorização do espaço vivido. Reforça que para compreender uma região é preciso viver a região (GOMES, 2000; CORRÊA, 2005).

Mudando o escopo para além da história do pensamento geográfico, numa perspectiva de tratamento por Sistema de Informações Geográficas (SIG), instrumental fundamental para a análise espacial, objeto desta pesquisa, Câmara e Medeiros (2005) mencionam que, a partir de uma região contínua da superfície, pode-se definir o conceito de região, que se configura como superfície pertencente ao espaço geográfico, remetendo à concepção de unidade de área (CÂMARA; MEDEIROS, 2005).

Gomes (2000) pontua que a noção de região é usada, no senso comum, como referência a um conjunto de área onde há o domínio de determinadas características

que distinguem aquela área das demais. Também aponta a conotação de unidade administrativa, uma vez que os estados utilizam a divisão regional para a administração com fins de planejamento e hierarquia. Para Silva (2015), é um conceito associado à localização e extensão de um fato ou fenômeno, complementarmente aos limites habituais atribuídos à diversidade espacial.

A região é uma categoria de análise importante na Geografia, sobretudo no presente estudo, tendo em vista que a característica de regionalização (ou divisão regional) está atrelada a critérios e propósitos específicos, derivados da delimitação de uma determinada porção espacial, por meio do que é diferente e/ou semelhante, uma diferenciação de áreas. Olhar para região é dar ênfase a atributos do espaço em prol de uma intencionalidade, um propósito (DINIZ; BATELLA, 2005; SILVA, 2015).

Regionalizar, criar a divisão regional, significa particionar o espaço em regiões, atendendo a diversos interesses, quase sempre servindo ao capital e a uma demanda do Estado. É compreender a noção de região a partir do espaço, visto que a região é uma porção desse, delimitada por um critério físico-natural ou socioeconômico (SILVA, 2015). A esse aspecto, Haesbaert (2015) chama atenção para a necessidade de distinguir entre região como conceito e regionalização como método operacional, instrumento e técnica de recorte do espaço geográfico, que será abordado a seguir.

Como visto, o conceito de região sempre esteve inerente aos estudos e debates geográficos incessantes. É um conceito-chave para esta pesquisa, a qual entende região como áreas ou unidades espaciais com características semelhantes num padrão de organização espacial, e regionalização como uma escolha de um critério para agrupar espaços do que é diferente e/ou semelhante por meio da análise de índices espacializados.

Regionalizar, na presente pesquisa, é responder à necessidade, por meio de critérios, de agrupar espaços. No entanto, não se deve confundir regionalizar com espacializar. A espacialização é o ato de dispor objetos com atributos que informem a ocorrência, intensidade e, principalmente, a localização espacial dos fenômenos, os quais não necessariamente seguem uma regionalização feita a partir de critérios já estabelecidos.

Viu-se, ao longo do referencial teórico, o surgimento de novas regionalizações sob o pretexto da necessidade de atualização da organização espacial, tendo em vista a evolução do conceito de região e da própria dinâmica socioespacial. É uma necessidade de tentar retratar a realidade dinâmica da interação sociedade e espaço,

sendo um ponto positivo para o entendimento dessa relação. Entretanto, como visto, a dinamicidade dos conceitos de região bem como das regionalizações faz com que aqueles não sejam estáveis, evoluindo ao longo do tempo, o que demanda uma revisão e atualização das regionalizações.

Por meio da exposição teórica dos conceitos, pretende-se entender as divisões regionais, ao longo do tempo, concomitante aos avanços teóricos e metodológicos assumidos por esse conceito na esteira da própria evolução do pensamento geográfico.

Parte-se, então, para uma breve explanação sobre as divisões regionais e os contextos sociais, econômicos, políticos, históricos e institucionais os quais ocorreram, sendo esses fatores fundamentais ao entendimento da ocorrência das atualizações conceituais e regionais.

## **2.2 As divisões regionais oficiais do Brasil, segundo o Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE)**

Introduzido brevemente o conceito de região, longe de esgotar o assunto e sua importância para a análise na Ciência Geográfica, segue a abordagem das divisões regionais do Brasil. Ao longo deste estudo, enumeraram-se diversas divisões regionais, no entanto, para o alcance dos objetivos deste trabalho, serão estudadas as divisões regionais oficiais segundo o IBGE. A caracterização das divisões regionais, a fim de conhecer o espaço, é de grande importância para o levantamento estatístico, planejamento e gestão, aplicação de políticas públicas voltados para o desenvolvimento e estudos acadêmicos.

A regionalização, como reportado por Haesbaert (2015), pode ser vista como produto de um reconhecimento de diferenciação no/do espaço geográfico, em que adquire um caráter normativo, indicação de como a região deve ser construída, baseada na requisição de ordenamento do território. No plano prático, ou seja, na aplicação de programas e políticas públicas, as vinculações com o sistema de planejamento público e privado foram intensas, utilizando o recorte regional como estratégia de gestão, delimitação e hierarquias administrativas (LENCIONI, 1999; CORRÊA, 2000; GOMES, 2000).

Várias classificações foram propostas, como feito pelo IBGE e outros órgãos de estados federados, geralmente ligados ao planejamento, baseados em critérios

econômicos, políticos, entre outros, assumindo a sua dimensão política, com vínculos socioeconômicos, a serviço do planejamento do Estado (LENCIONI, 1999; BEZZI, 2004). Ressalta-se que, no intuito de dinamizar e desenvolver as regiões brasileiras, o Estado buscou desenvolver e implementar políticas públicas na tentativa de organizar e reorganizar o espaço. Fundamentada nos diferentes níveis de desenvolvimento socioeconômico que as regiões atingiram no decorrer da sua evolução, a intervenção estatal assumiu o papel de organização social e econômica, já que o desenvolvimento não é igual para todos, acarretando dinâmicas e organizações espaciais diferenciadas (BOUDEVILLE, 1973; BRUM NETO, 2008).

Para Magnago (1995), a divisão do espaço geográfico brasileiro em regiões é, ao mesmo tempo, uma tarefa ditada pelo caráter acadêmico-científico, designado como teórico, como também necessidade de subsidiar o planejamento e gestão do território, de forma institucionalizada, ora dito como prático. Essa última, necessária para levantamento e divulgação de dados estatísticos, leva os planejadores à busca de um modelo de divisão regional em que as unidades tenham coerência interna e certa permanência e estabilidade de seus atributos.

No Brasil, as primeiras tentativas de criação de modelos de recortes regionais oficiais remetem ao início do século XX. Muitos estudos de cunho regional, bem como várias propostas de identificação de regiões em diferentes escalas foram realizadas. No início do século XX, com a obra de Delgado de Carvalho de 1913, apontada por diversos autores como possivelmente a mais importante, a questão regional começa a ganhar consistência e se diz que esse pode ter sido um ponto inicial, não apenas na tentativa conceitual, mas também prática de divisão regional (MAGNAGO, 1995; BEZZI, 2004; CONTEL, 2014).

Várias foram as propostas de regionalizações do Brasil. Apresentam-se, brevemente, aquelas mais expoentes, mas com foco nas divisões oficiais do IBGE, as quais são enfatizadas na pesquisa, chegando até a Divisão Regional do Brasil em Regiões Geográficas Imediatas e Regiões Geográficas Intermediárias, de 2017. O objetivo, portanto, não é esgotar o debate sobre região e regionalização, algo certamente inalcançável, contudo, analisar espacialmente os municípios, sendo basilares as Regiões Geográficas Intermediárias de Minas Gerais 2017.

Na Revista Brasileira de Geografia (RBG), v.3, n.2, de 1941, no artigo Divisão Regional do Brasil, o Prof. Fábio Macedo Soares Guimarães (1941) reporta a grande variedade de divisões regionais sugeridas por diversos autores ou adotadas pelas

instituições do país. Com o propósito breve e em linhas gerais sobre o conhecimento histórico-geográfico de regionalização do Brasil por meio desses autores, enumeram-se, juntamente com outras apontadas por Bezzi (2004), as divisões regionais julgadas mais importantes, a saber: Von Martius (1843), André Rebouças (1889), Elisée Reclus (1893), Said Ali (1905), Delgado de Carvalho (1913), Honório Silvestre (1922), Roy Nash (1926), Pe. Geraldo Pauwels (1926), Pierre Denis (1927), Betim Paes Leme (1937) e Moacir Silva (1939). Além dessas, há outras mencionadas, no entanto, ateu-se a essas particularizadas pelos autores (GUIMARÃES, 1941; BEZZI, 2004).

Institucionalmente, a discussão sobre a questão de divisão territorial e divisão regional já avançava nos meios militares e no campo acadêmico. A organização do espaço brasileiro, diante do esforço do governo em modernizar e integrar o Brasil, suscitou questões de planejamento, administração e conhecimento mais aprofundado sobre a sociedade e o território nacional. Havia cada vez mais a necessidade de conhecer o país. Nesse ambiente de "redescobrimto" do país, após a Revolução de 1930 e instauração do Estado Novo, num movimento de desfazimento do Estado oligárquico, a ação estatal passa a ser mais institucionalizada, centralizadora do poder, anteriormente dividido entre as oligarquias regionais (MAGNAGO, 1995; CONTEL, 2014).

Tornam-se claras as políticas territoriais voltadas para o conhecimento regional que foram tomadas como prioridade nessa nova construção do governo de Getúlio Vargas. A centralização do poder político se materializa na criação de conselhos, comissões, institutos, companhias e numa série de leis, fortalecendo a presença do Estado. Vários órgãos e autarquias foram criados, como Ministério do Trabalho, Indústria e Comércio (1930), Ministério da Educação e Saúde Pública (1932), entre tantos outros. Assim, voltados para o planejamento territorial e regional, sobretudo a serviço do Estado, deu-se início à criação do Conselho Nacional de Estatística - CNE (1936) e ao Conselho Nacional de Geografia - CNG (1937), integrados em 1938, formando o Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística-IBGE. Para Abrantes (2007, p.6) ao criar o IBGE, "o governo estava buscando respostas seguras e uniformes a uma série de questões recorrentes na história do país. Como era o Brasil? Quantos e quem eram os brasileiros? Onde estavam localizados e como viviam?" (PENHA, 1993; MAGNAGO, 1995; CONTEL, 2014; IBGE, 2017).

O Brasil necessitava cada vez mais de informações providas pelo Estado, e pressionado para a elaboração do Anuário Estatístico Brasileiro, o CNE adota, em

1938, a Divisão Regional utilizada pelo Ministério da Agricultura, dividindo o país em cinco regiões: Norte, Nordeste, Este, Sul e Centro (MAGNAGO, 1995; BEZZI, 2004). No entanto, somente no início da década de 1940, que a divisão regional ganha, de fato, novas contribuições teóricas e metodológicas que se tornaram responsáveis pela elaboração da primeira divisão oficial do Brasil em Grandes Regiões (MAGNAGO, 1995).

A partir da década de 1940, o IBGE, por meio de seu órgão especializado, o Conselho Nacional de Geografia - CNG, iniciou uma campanha de adoção para fins práticos e, sobretudo estatísticos, de uma única divisão regional para o Brasil. Com a Circular nº 1, de 31 de janeiro de 1942, da Secretaria da Presidência da República, tal feito foi alcançado e a legislação determinou que fosse adotada, em todos os ministérios, a divisão regional definida pelo IBGE (MAGNAGO, 1995; CONTEL, 2014; IBGE, 2017). É a partir dessas regionalizações oficiais, que se confundem com o próprio pensamento geográfico construído no Brasil no século XX, que se discorre a seguir (IBGE, 2017).

Serão apresentadas, ainda que brevemente, as divisões regionais oficializadas pelo IBGE. Inicia-se pela Divisão Regional do Brasil – Zonas Fisiográficas – de 1942 e 1960; a seguir, a Divisão Regional do Brasil em Grandes Regiões – Microrregiões Homogêneas de 1968 e Mesorregiões Homogêneas de 1976; posteriormente, a Divisão Regional do Brasil em Mesorregiões e Microrregiões Geográficas – 1989; e, por fim, a Divisão Regional do Brasil – Regiões Geográficas Imediatas e Intermediárias de 2017.

A Divisão Regional do Brasil – Zonas Fisiográficas – 1942, segundo Galvão e Faissol (1969, p. 181), “representou o primeiro esforço organizado de sistematização de uma divisão regional do Brasil”, constituindo-se como a primeira divisão regional oficial do país, passando a ser utilizada para fins de divulgação de dados estatísticos, planejamento público, também adoção pelas instituições de ensino (MAGNAGO, 1995; DINIZ; BATELLA, 2005; CONTEL, 2014).

O CNG considerou o modelo de divisão de 1942 capaz de comportar as revisões e atualizações que as tornasse mais próximas das características geográficas dominantes, como ocorrera até a Divisão Regional do Brasil – Zonas Fisiográficas – 1960. Conceitualmente, foi pautada nas características do meio físico como elemento diferenciador e marca o predomínio da noção de região natural, enfatizando que essa é mais estável ao longo do tempo, na compreensão do espaço

geográfico. Essa divisão serviu de base para produção e divulgação estatística de dados econômicos e sociais dos censos de 1950 e 1960 (DINIZ; BATELLA, 2005; IBGE, 2017; BARROS, 2021).

Entre as décadas de 1940 e 1960, segundo Magnago (1995), poucos estudos foram desenvolvidos na intenção de avançar teórica e metodologicamente sobre a divisão regional de 1942. Os estudos regionais no Brasil continuavam apoiados na influência europeia das escolas Determinista Ambiental e Possibilista, calcadas no conceito de região natural, mas que também levavam em consideração os aspectos socioeconômicos associados à vertente possibilista de componentes naturais e humanos. No entanto, há destaque de que outras tendências surgiram a partir da metade da década de 1940, sobretudo a partir de 1950, com o pós-guerra (MAGNAGO, 1995; IBGE, 2017).

Os anos 1940 e 1950 também foram marcados pela redemocratização do país e pela transformação econômica baseada em atividades rurais para uma prática de caráter mais urbano-industrial. Essas alterações refletiram na organização do espaço brasileiro, desde então, os autores passaram a trabalhar com o conceito de região geográfica, avançando em conceitos teórico-metodológicos. Todavia, a Divisão Regional do Brasil – Zonas Fisiográficas – 1960 permanecia praticamente inalterada, ocorrendo apenas mudanças internas na composição das Regiões (macrorregiões), como a mudança do Distrito Federal para o Centro-Oeste e a criação do Estado da Guanabara, na Região Leste (MAGNAGO, 1995; IBGE, 2017).

O contexto de interiorização da capital federal com a criação de Brasília em 1960, o crescimento urbano, a expansão das telecomunicações e da malha rodoviária nessa década provocaram significativas alterações de configuração do território brasileiro. Houve uma crescente diferenciação regional no Brasil decorrente do processo de integração do mercado nacional, tomado pelo forte impulso institucionalizado pelo Plano de Metas do governo de Juscelino Kubitschek (1956-1961). A articulação da infraestrutura rodoviária brasileira, até então precária, com reduzida capacidade de transporte e que representava um grande entrave ao desenvolvimento do interior do país (IBGE, 2017), interiorizou-se em um processo de maior alcance, “englobando a concepção de um novo padrão de industrialização, de unificação do mercado nacional, de elevado crescimento econômico e do binômio industrial rodoviário-automobilístico.” (IBGE, 2017, p. 16).



Assim, decorridas mais de duas décadas, o arcabouço conceitual da Divisão Regional do Brasil em Zonas Fisiográficas de 1942 e de 1960 já apresentava inadequações em retratar a realidade do país. Magnago (1995, p. 74) reforça que, com a centralização do poder nacional em virtude do regime militar instalado em 1964, “[...] a ideologia da integração nacional, e a necessidade de modificação na divisão territorial do trabalho, passaram a ser elementos importantes na gestão do território, pelo governo militar, com grandes repercussões na organização do espaço”. Desse modo, com o expressivo crescimento populacional, sobretudo urbano, e as transformações espaciais e socioeconômicas ocorridas no Território Brasileiro, a noção de região natural tão somente não detinha mais a capacidade de responder a tais transformações (IBGE, 2017).

Nesse novo contexto, Magnago (1995) reporta que, considerando a ampliação do conhecimento teórico-metodológico, os estudiosos da questão regional passaram a priorizar temas como o próprio conceito de região, o planejamento regional e os conceitos de desenvolvimento e desigualdades regionais, os novos conceitos vinculados à dimensão espacial do desenvolvimento, apoiados em teorias de localização de Walter Christaller, também de economistas como a dos Polos de Desenvolvimento de François Perroux e Jacques Boudeville (MAGNAGO, 1995; CONTEL, 2014). Boudeville (1973) menciona que regionalização é o processo de formação de região, seja por processo espontâneo ou política de desenvolvimento regional, baseado na estruturação espacial de uma economia.

Na década de 1970, os estudos do problema regional do Brasil pelo IBGE foram direcionados a demarcar espaços homogêneos e espaços polarizados. Nessa época, foi grande a contribuição da orientação metodológica de Michel Rochefort (que interpreta o pensamento de Perroux e Boudeville), que apresentou uma série de seminários para a equipe daquele Instituto (IBGE, 1970, p. VII). Assim, Pedrosa (2017, p. 2) discorre que, entre a equipe do IBGE, a ideia de “região homogênea seria um espaço ou um recorte regional com poucas diferenciações internas no que diz respeito a sua composição e distribuição espacial, enquanto na polarizada, tem-se uma ou várias cidades que atraem os fluxos dos espaços ao redor”. Na região polarizada, a cidade mantém um intercâmbio com as cidades que estão ao seu redor, sua hinterlândia e, em razão desse intercâmbio ela não é uniforme. Cria uma zona de influência ligada ao seu poder econômico, principalmente baseada na sua capacidade industrial (BOUDEVILLE, 1973; GOMES, 2000; PEDROSA, 2021).

Com vistas aos novos tempos, o IBGE julga que uma só divisão regional não seria suficiente para retratar as alterações provenientes do processo de desenvolvimento socioeconômico, visto que a compreensão da organização espacial de um país, do ponto de vista geográfico, necessita da análise de duas ordens de fenômenos fundamentais de uniformidade do espaço: regiões homogêneas, cujo tema trata da forma de organização em torno da produção; e polos, que são analisadas segundo fenômenos de interação e relação entre os espaços (MAGNAGO, 1995; IBGE, 2017).

Passado tanto tempo da divisão regional do Brasil, emerge que há uma defasagem teórica, metodológica e conceitual, ensejando a necessidade de atualização, reconstrução e proposição de uma nova divisão capaz de abarcar a explicação da nova realidade brasileira, agora distinta daquela ora observada para critérios anteriores. As novas tendências de estudos mencionadas anteriormente viriam a ser fundamentais para a elaboração de uma nova regionalização.

Dessa maneira, a reformulação da Divisão Regional deveria considerar novos critérios geoeconômicos, por meio dos estudos de espaços homogêneos e espaços polarizados, e dos fluxos espaciais de produção e consumo, servindo como melhores elementos para expressar espacialmente o processo de desenvolvimento do Brasil (CONTEL, 2014; IBGE, 1970 e 2017). Na publicação oficial da divisão regional, o IBGE (1970, p. VII) menciona um fato importante, “A elaboração dos trabalhos seguiu inicialmente a orientação metodológica prestada pelo professor Michel Rochefort, durante uma série de seminários realizados em 1966.”

Para Galvão e Faissol (1969), o IBGE se empenhou na elaboração de divisões regionais mais específicas, atendendo inicialmente a três objetivos: aos fins estatísticos baseados nos conceitos e critérios de regiões homogêneas; à descentralização administrativa baseada nos estudos de centralidade e influência dos núcleos urbanos; e aos fins de planejamento que oferecesse as informações básicas para as políticas de desenvolvimento econômico.

Destarte, a Divisão Regional do Brasil em Grandes Regiões – Microrregiões Homogêneas – 1968 – é oficializada por meio da Resolução nº 1 de 08 de maio de 1969, pela Comissão Nacional de Planejamento e Normas Geográficas-Cartográficas – CONPLAGE, e essa regionalização é utilizada até os dias atuais, mas com pequenas mudanças, ao dividir o Brasil nas cinco “Grandes Regiões” (macrorregiões)

que se conhecem: Região Norte, Região Nordeste, Região Sudeste, Região Sul e Região Centro-Oeste (CONTEL, 2014).

A Divisão Regional do Brasil – Microrregiões Homogêneas – 1968 – subsidiou a produção estatística diante de grandes mudanças territoriais, em virtude das alterações econômicas de produção no território desde a divisão regional de 1942 e 1960. Além da produção estatística, proporcionou o fornecimento de informações para as políticas de desenvolvimento econômico, como a criação das superintendências regionais de desenvolvimento a fim de promover a desconcentração industrial, econômica e populacional, por meio de cidades polo que funcionariam como irradiadoras de crescimento para o restante da região (MAGNAGO, 1995; BOSCARIOL, 2017).

A partir dessa situação, há uma mudança de percepção de região quando se reforça a importância das microrregiões homogêneas e ao se destacar a noção de uniformidade do espaço, baseando-se em características socioeconômicas espelhadas pelos dados estatísticos levantados (MAGNAGO, 1995). Nesse aspecto, Magnago (1995, p. 78) reforça, pontuando que “tais recortes foram usados já no Censo de 1970 para a tabulação dos dados estatísticos, donde se conclui que essas substituíram as antigas zonas fisiográficas”.

Alguns anos depois, em decorrência da incorporação do conceito de espaço homogêneo, em 1977, a Divisão Regional do Brasil ganhou um nível intermediário de agregação espacial, denominado Mesorregião Homogênea, que segue o mesmo conceito adotado anteriormente nos estudos de espaços homogêneos, emergindo a Divisão Regional do Brasil – Mesorregiões Homogêneas – 1976. O recorte em unidades intermediárias, mesorregião nesse caso, já estava previsto anteriormente como uma etapa futura da divisão regional iniciada em 1960, quando das Microrregiões Homogêneas de 1968 (MAGNAGO, 1995; CONTEL, 2014).

Embora apresentada aqui fora de ordem cronológica, a divisão do Brasil em Regiões Funcionais Urbanas, de 1972, ocorreu entre a Divisão Regional do Brasil – Microrregiões Homogêneas – 1968 e Divisão Regional do Brasil – Mesorregiões Homogêneas – 1976, e merece atenção devido à sua importância por retratar a crescente urbanização e seu caráter diferenciado em relação às divisões anteriores, avançando com os métodos de estudos regionais e, sobretudo, evidenciando a influência dos modelos estatísticos e matemáticos da Nova Geografia, sendo o

geógrafo Speridião Faissol um dos principais representantes dessa nova corrente no Brasil.

Cabe destacar que Contel (2014), em seu artigo “As divisões regionais do IBGE no século XX (1942, 1970 e 1990)”, e a publicação oficial do IBGE (2017), a “Divisão regional do Brasil em regiões geográficas imediatas e regiões geográficas intermediárias 2017” reportam que o IBGE elaborou três modelos oficiais de divisão para fins estatísticos durante o século XX. Tais modelos foram as Zonas Fisiográficas, da década de 1940, e suas revisões; Microrregiões Homogêneas, de 1968, e Mesorregiões Homogêneas de 1976; e Mesorregiões e Microrregiões Geográficas, de 1989, que não contemplavam a divisão em Regiões Funcionais Urbanas de 1972, essa última voltada para fins de descentralização administrativa (GALVÃO; FAISSOL, 1969; MAGNAGO, 1995).

A Divisão Regional do Brasil em Regiões Funcionais Urbanas não se configurou como uma divisão regional oficial para fins de divulgação estatística, diferentemente daquelas que a antecederam. Foi constituída para fins de ação administrativa, reelaborando e revisando as áreas de influência das cidades, baseando-se nos fluxos agrícolas e de distribuição de bens e serviços, assim como as interações entre centro urbanos, portanto, uma divisão com um caráter diferenciado e de grande importância para as divisões regionais futuras de 1989 e 2017 (MAGNAGO, 1995; BARROS, 2021).

A RBG, em seu volume 34, nºs 1 e 3, de 1972, noticia que a Divisão Regional do Brasil em Regiões Funcionais Urbanas é fruto de estudo posterior ao de Divisão Regional em Microrregiões Homogêneas de 1968, que teve o propósito de dividir o espaço brasileiro servindo de base à tabulação estatística, substituindo as antigas Zonas Fisiográficas. Para a Divisão Regional do Brasil em Regiões Funcionais Urbanas, que constituiu um modelo para fins de ação administrativa, hierarquizaram-se num sistema de dominância e subordinação os centros urbanos brasileiros (RBG, 1972a e 1972b; MAGNAGO, 1995; BARROS, 2021).

Observaram-se, nessa divisão, estudos de laços econômicos entre as cidades e suas regiões, numa revisão das áreas de influência das cidades, que mais tarde viriam a ser publicados como Região de Influência das Cidades (REGIC) em suas posteriores edições (RBG, 1972b; MAGNAGO, 1995; BARROS, 2021). Tal feito teve, segundo a RBG (1972a, p. 189), o propósito de “servir de modelo tanto na orientação da política regionalizada do desenvolvimento, como na racionalização do suprimento

dos serviços de infraestrutura urbana por meio de distribuição espacial mais adequada desses serviços.” Com efeito, o estudo sobre regiões funcionais urbanas veio a fornecer, em tempos futuros, base teórico-metodológica para as próximas propostas de regionalização do território brasileiro (BARROS, 2021).

Chegada a década de 1980, o Brasil se encontrava com uma estrutura espacial diferente do que ora serviu de referência para a Divisão Regional do Brasil das décadas de 1960 e 1970 (MAGNAGO, 1995; CONTEL, 2014). Nesse novo panorama de grandes mudanças socioespaciais, destaca-se a contribuição teórica de Milton Santos, introduzindo novos conceitos e teorias aos estudos geográficos e por instigar uma revisão crítica do pensamento geográfico vigente até aquele momento (MAGNAGO, 1995). Como destaque, Magnago (1995, p. 83) enfatiza que “Em 1978, esse autor publicou o livro "Por uma Geografia Nova" [...] Tal obra pode ser considerada um marco para os estudos geográficos produzidos no Brasil [...]”.

Assim, diante desse novo contexto da década de 1980, percebe-se que o desenvolvimento capitalista de produção, a divisão territorial do trabalho e a atuação do papel do Estado afetaram o Território Nacional de maneira diferenciada, com áreas sofrendo grandes mudanças institucionais e avanços socioeconômicos, como novas fronteiras agrícolas e novos *belts*, enquanto outras se mantiveram estáveis ou com menores problemas (MAGNAGO, 1995; CONTEL, 2014; IBGE, 2017).

Fundamentada em uma necessidade de atualização, a Divisão Regional do Brasil em Mesorregiões e Microrregiões Geográficas – 1989 teve como premissa suprir as lacunas que as Mesorregiões e Microrregiões Homogêneas já não eram mais capazes de abranger, sobretudo as desigualdades inter-regionais (IBGE, 2017), assim, foi instituída pela Presidência do IBGE, por meio da Resolução PR n. 51, de 31 de julho de 1989, e adotada pelo Sistema Estatístico Nacional a partir de 01/01/1990 em observância ao parágrafo único do art. 3 dessa Resolução (IBGE, 1990).

Na regionalização de 1989, publicada em 1990, a metodologia adotada difere das anteriores que utilizavam o princípio da agregação de áreas segundo critério de homogeneidade. Em termos teórico-conceituais, a divisão se iniciou pela totalidade nacional, em que as Unidades da Federação foram o universo de análise e, posteriormente, por divisões sucessivas e, pelo processo analítico, identificaram-se as escalas regionais subsequentes, isto é, as Mesorregiões, e, por fim, as Microrregiões, passando a ter a denominação de geográficas em lugar de

homogêneas. O IBGE também passou a utilizar nomes próprios, seguindo uma lógica regional de critérios, em lugar de códigos para nomear as micro e as mesorregiões geográficas (MAGNAGO, 1995; CONTEL, 2014; IBGE, 2017).

Decorridas quase três décadas desde a última Divisão Regional do Brasil de 1989, o modelo já se mostrava ultrapassado. Várias mudanças ocorreram na dinâmica econômica do mundo, como o surgimento de novas polarizações globais, economias cada vez mais técnico-cientificada e a inserção do Brasil nos circuitos mundiais. Internamente, o país passou por mudanças socioeconômicas e político-administrativas, como o acelerado processo de emancipação de municípios a partir da Constituição Federal de 1988, que justificaram a construção de um novo modelo de divisão geográfica regional do país (IBGE, 2017; FJP, 2019).

As modificações econômicas, demográficas, políticas e ambientais vivenciadas pelo Brasil resultaram na diferenciação interna do espaço territorial, o que reforçou a necessidade de atualização da Divisão Regional de 1989. Assim, valendo-se de muitos estudos e modelos anteriores, o IBGE trouxe, como resultado, a Divisão Regional do Brasil – Regiões Geográficas Imediatas e Intermediárias – de 2017 em que incorporou as mudanças ocorridas no Brasil ao longo das últimas três décadas (IBGE, 2017).

À vista dessa última divisão regional, a região é uma construção do conhecimento geográfico, produzida pela dinâmica dos processos de transformação recentes e operacionalizada a partir de elementos concretos como rede urbana, classificação hierárquica dos centros urbanos, detecção dos fluxos de gestão, capazes de distinguir espaços regionais em escalas adequadas, de forma a conceber que a região é circunstanciada como articulação espacial dos diferentes sujeitos sociais nela inseridos. Baseou-se também na identificação das cidades polo e dos municípios que sofrem influência desses, numa metodologia que utiliza os conceitos de território-zona e território-rede (IBGE, 2017; FJP, 2019).

Para a construção dessa nova regionalização, utilizou-se o processo inverso da divisão regional de 1989. Primeiro, identificaram-se as Regiões Geográficas Imediatas (RGI<sub>m</sub>) recorte inferior num total de 510 unidades, baseando-se na rede urbana brasileira mediante os fluxos de serviços e necessidades imediatas mais próximos. *A posteriori*, delimitaram-se as Regiões Geográficas Intermediárias (RGI<sub>nt</sub>), num total de 133 regiões, numa espécie de escala intermediária entre as RGI<sub>m</sub> e as

unidades da Federação, observando também o fluxo e as funções urbanas com maior complexidade (IBGE, 2017; FJP, 2019).

Nessa regionalização, assim como nas demais, os limites dos municípios e das unidades da Federação também são respeitados. Adotou-se o critério de nomenclatura das regiões baseado no município polo de cada recorte geográfico (RGI<sub>m</sub> e RGI<sub>nt</sub>), destacando que uma regionalização não é mais importante nem tampouco invalida as outras. Cada qual ocorreu em seu contexto histórico, geográfico e político específico, explicitando a necessidade e os objetivos almejados do uso de cada uma delas (IBGE, 2017; FJP, 2019, BARROS, 2021).

Perpassando por um resgate geográfico, histórico e político, buscaram-se apresentar as divisões regionais do Brasil, diante de várias perspectivas de região, com o foco deste trabalho nas divisões oficiais, segundo o IBGE (Quadro 1). O desenho das regionalizações, no contexto histórico e no decorrer do tempo, é uma forma de compreender, ordenar e planejar o território diante da dinamicidade das realidades socioeconômicas do país (MAGNAGO, 1995; CONTEL, 2014; BOSCARIOL, 2017; IBGE, 2017).

**Quadro 1 – Divisões Regionais do Brasil - IBGE**

<b>Ano</b>	<b>Divisões Oficiais - IBGE</b>
1942	Divisão Regional do Brasil – Zonas Fisiográficas
1960	Divisão Regional do Brasil – Zonas Fisiográficas
1968	Divisão Regional do Brasil em Grandes Regiões – Microrregiões Homogêneas
1976	Divisão Regional do Brasil – Mesorregiões Homogêneas
1989	Divisão Regional do Brasil em Mesorregiões e Microrregiões Geográficas
2017	Divisão Regional do Brasil – Regiões Geográficas Imediatas e Regiões Geográficas Intermediárias

**Fonte:** IBGE (2017); Org.: LOPES, P.C.B. (2022)

Feito esse resgate histórico-geográfico, percebeu-se que os conceitos e métodos que embasaram as diversas divisões regionais do Brasil nunca se mantiveram estáveis. Isso se confunde e acompanha as próprias alterações e evoluções da história do pensamento geográfico (IBGE, 2017). Se nas divisões iniciais houve bastante influência da escola francesa, no período pós-guerra, a influência teórica da escola americana se fez presente. Assim, as divisões regionais se foram alterando, buscando se adequar “enquanto reflexo de uma realidade social, econômica, política, cultural e ambiental, em contínua mudança no Brasil e no mundo.”

(IBGE, 2017, p. 60). As diversas regionalizações quase sempre foram criadas, portanto, em atendimento aos propósitos do Estado à época.

Diversas foram as propostas de divisões regionais e essas tiveram, desde sempre, a intenção e o papel fundamental de subsidiar o planejamento das ações, na maioria das vezes do Estado, além do alicerce teórico à produção de dados estatísticos e pesquisa. O processo de regionalizar é deveras complexo, pois é resultante da retratação da formação socioeconômica e ocupação dinâmica do espaço pela sociedade em recortes temporais diferentes.

Regionalizar, propor uma divisão regional, é uma tarefa desafiadora. As necessidades de planejamento e gestão de território, sobretudo pelo Estado, encarregaram o IBGE de proporcionar elementos necessários para a compreensão mais aprofundada do Território Nacional.

Observados os contextos históricos e político-institucionais, nos quais as divisões regionais foram tratadas pelo IBGE, é oportuno salientar a necessidade de se estabelecerem tais divisões, seguindo critérios fundamentados no conhecimento científico-geográfico e no propósito de oferecer à sociedade e aos órgãos governamentais e privados elementos para conhecimento do espaço no qual se produz e (re)produz socioeconomicamente.

Regionalizar é tão complexo quanto somente particionar o espaço geográfico em prol da criação de região, num mosaico de áreas contíguas, seja para fins de ação e controle do Estado, conhecimento socioespacial, quantitativo para uso na estatística, seja para atender as necessidades do planejador ou pesquisador. A discussão prático-teórica está para além desse objetivo. No escopo da presente pesquisa, a regionalização objetiva a prática da aplicação da análise espacial de indicadores socioeconômicos. Como plano de fundo, adotou-se a regionalização do IBGE de 2017, espacializando, de acordo com o IDHM e IVS, os municípios de Minas Gerais pelas RGI<sub>m</sub> e RGI<sub>nt</sub> da presente divisão regional.

### **2.3 Minas Gerais e as divisões regionais oficiais do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE)**

Ao longo das exposições anteriores, foram vistos, ainda que brevemente, os conceitos de espaço, região e os processos de regionalização ou divisão regional, pelos quais o Brasil passou no decorrer do século XX e início do XXI. Tais atualizações



de divisões foram necessárias dados o propósito de melhor compreender a dinâmica de ocupação do espaço, as mudanças socioeconômicas na sociedade no contexto histórico e subsídio à produção estatística de dados para o planejamento.

Como ocorrido no território brasileiro, o estado de Minas Gerais também passou por diversas regionalizações. De maneira análoga, abordaram-se as divisões oficiais adotadas pelo IBGE. Cabe ressaltar a aplicação somente das divisões oficiais do IBGE para fins estatísticos, conforme destacadas no Quadro 1 da seção 2.2, não sendo contemplada as Regiões Funcionais Urbanas de 1972, voltadas para fins de descentralização administrativa.

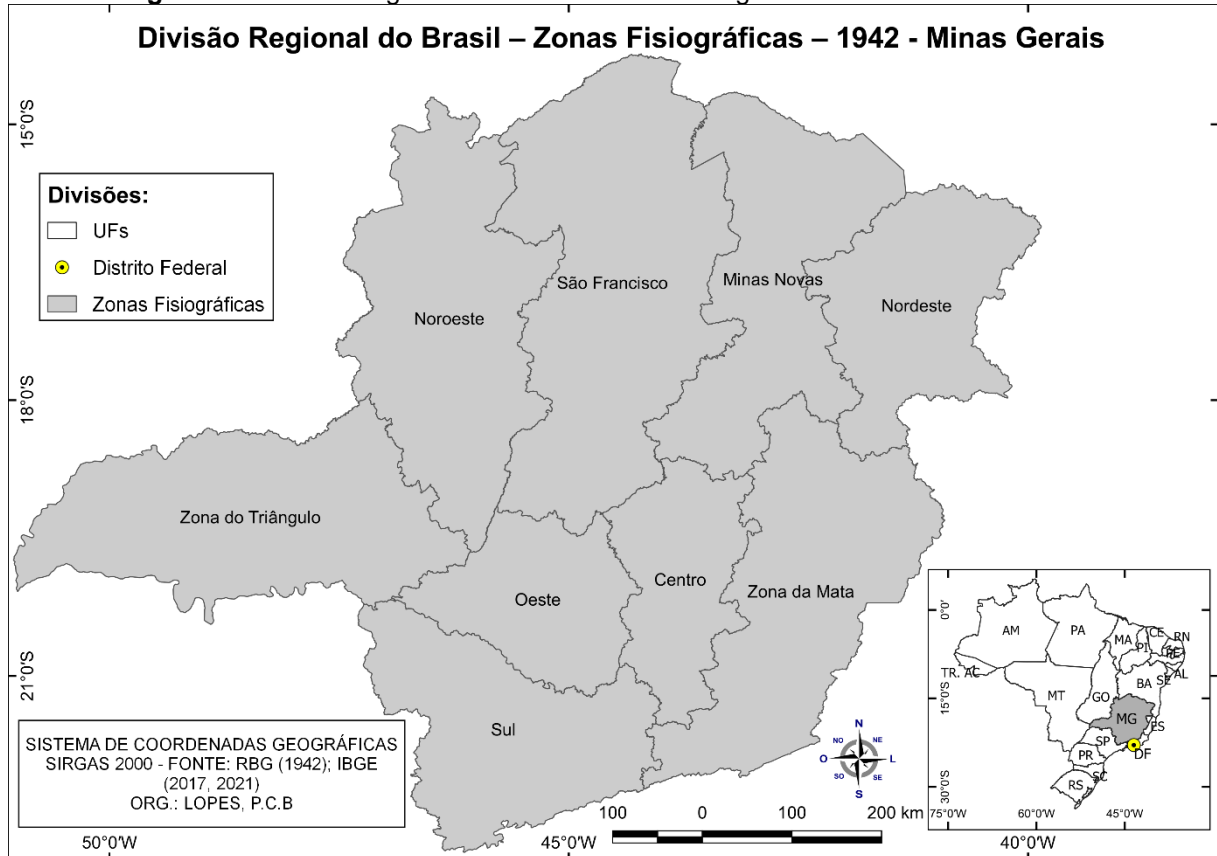
Além das divisões oficiais do IBGE, às quais se ateuve para fins desta pesquisa, há também as que são propostas pela Fundação João Pinheiro (FJP)<sup>3</sup>, órgão do estado de Minas Gerais, criado em 1969, vinculado à Secretaria de Estado de Planejamento e Gestão, como propósito “a realização de projetos de pesquisa aplicada, consultorias, desenvolvimento de recursos humanos e ações de apoio técnico ao Sistema Estadual de Planejamento e demais sistemas operacionais de Minas.” (DINIZ; BATELLA, 2005, p. 63). Pereira (2007) aborda detalhadamente em sua tese que Minas Gerais, estado composto de tantos municípios e diversidades, apresenta uma série de divisões regionais. Remonta desde o período colonial até o fim do século XX, com riqueza de detalhes, em que, a partir da década de 1940, instituíram-se as divisões oficiais do IBGE, também as divisões feitas pela FJP<sup>4</sup> (DINIZ; BATELLA, 2005).

O estado de Minas Gerais consta, nessa primeira divisão de 1942, de nove zonas fisiográficas (Figura 1), que se constituíram numa primeira observação conceitual e metodológica de identificação da diversidade das regiões brasileiras, bem como foi basilar para a produção e divulgação de dados estatísticos (RBG, 1942; MAGNAGO, 1995; IBGE, 2017).

---

<sup>3</sup> A respeito das divisões regionais feitas pela Fundação João Pinheiro, vide Tese de Anete Marília Pereira, 2007.

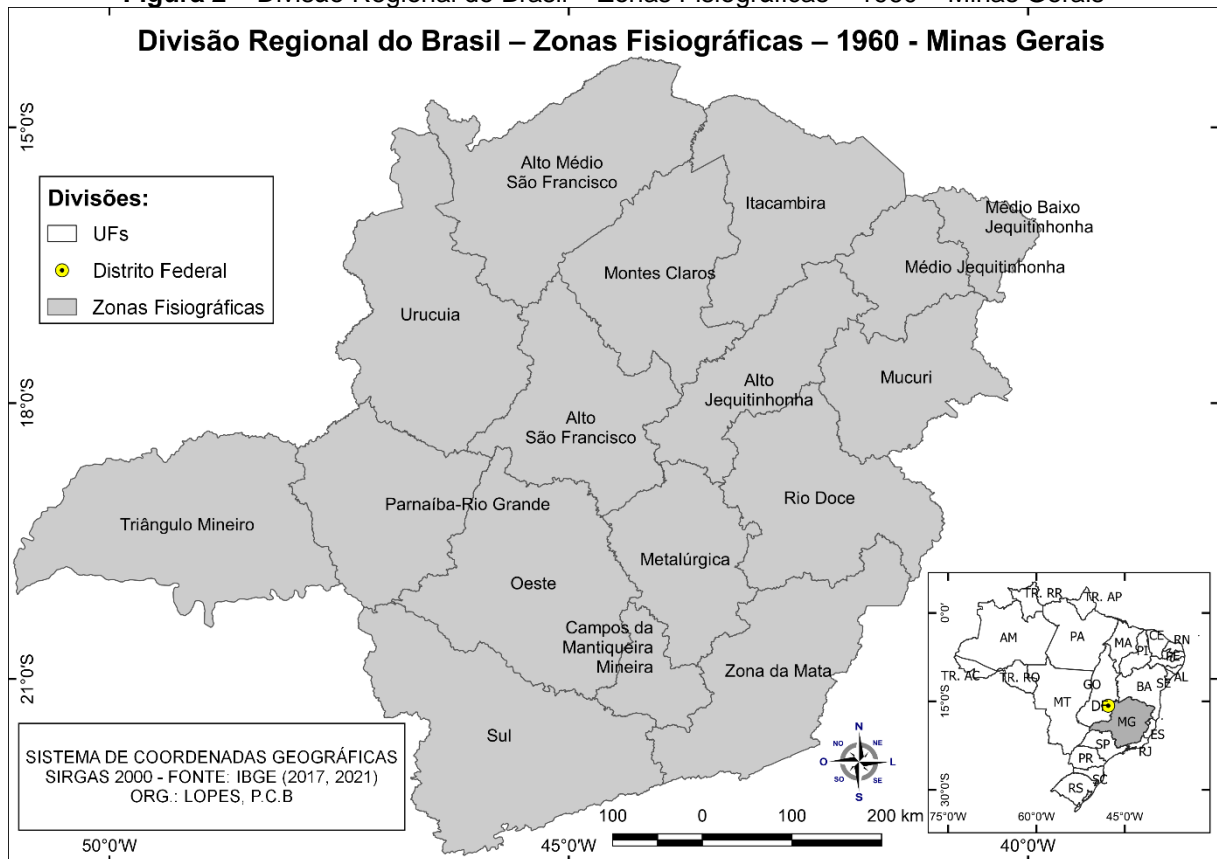
<sup>4</sup> Vide artigo “O Estado de Minas Gerais e suas regiões: um resgate histórico das principais propostas oficiais de regionalização”, de Alexandre Magno Alves Diniz e Wagner Barbosa Batella, 2005.

**Figura 1 – Divisão Regional do Brasil – Zonas Fisiográficas – 1942 – Minas Gerais**

Entre o primeiro modelo das Zonas Fisiográficas de 1942 e a apresentação da Divisão Regional do Brasil – Zonas Fisiográficas – 1960, que serviu de base para produção e divulgação de dados estatísticos do Censo Demográfico de 1960, alguns estudos avançaram no sentido teórico-metodológico. Em vista disso, Magnago (1995, p. 72) pontua que “entre os estudos que procuraram fazer revisão conceitual, merecem destaque os realizados pelo Prof. Jorge Zarur, ainda na década de 1940, os de Orlando Valverde, nos anos 1950 e os de Fábio Guimarães e Pedro Geiger, já na década de 1960”. Salienta-se que, a partir desses estudos, consonante à emancipação político-administrativa de municípios, esse modelo se tornou menos representativo e originou, posteriormente, a criação das Microrregiões Homogêneas (DINIZ; BATELLA, 2005).

No entanto, a criação das Microrregiões Homogêneas só se deu em 1968 e apenas houve uma atualização da divisão vigente das zonas fisiográficas. Diniz e Batella (2005) reportam que o estado de Minas Gerais foi regionalizado em 17 zonas fisiográficas na divisão de 1960 (Figura 2), seguindo os critérios presentes na proposta.

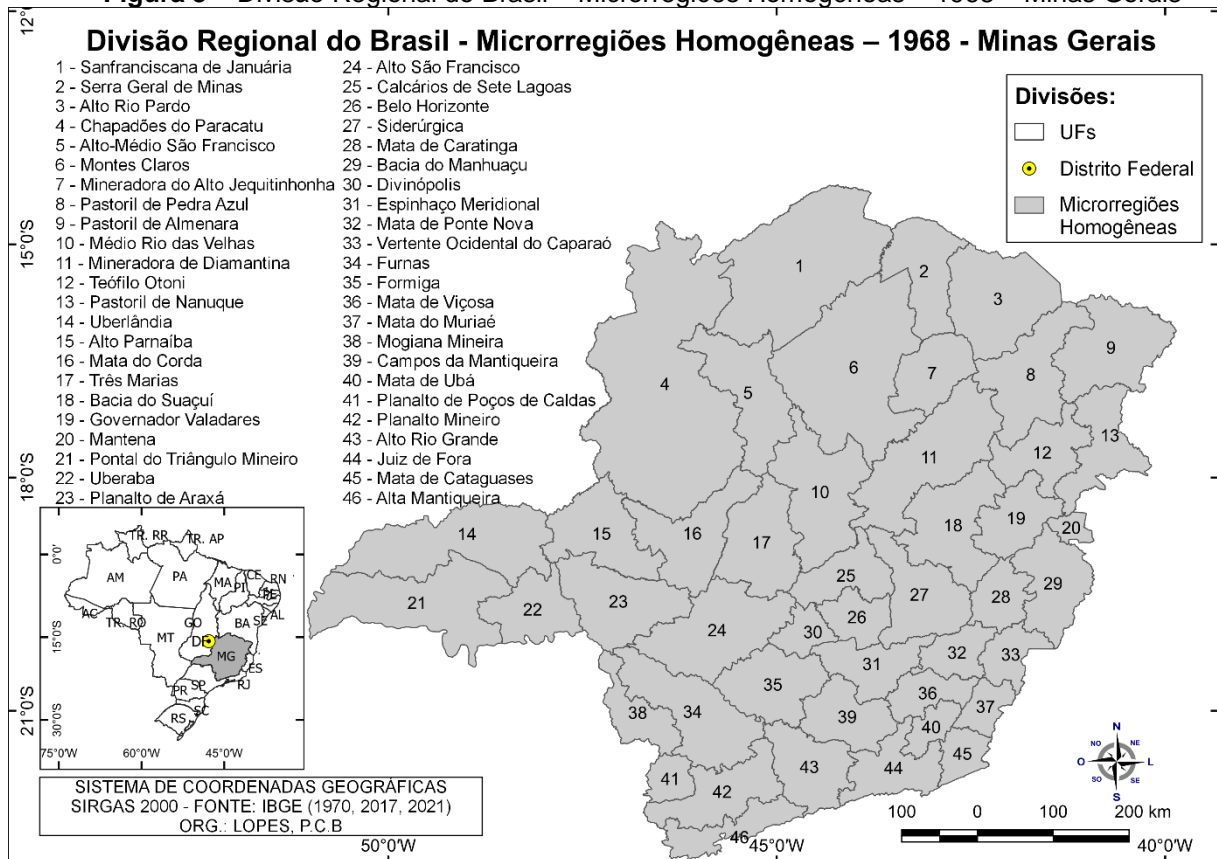
**Figura 2 – Divisão Regional do Brasil – Zonas Fisiográficas – 1960 – Minas Gerais**



A nova regionalização, Divisão Regional do Brasil – Microrregiões Homogêneas – 1968, deu subsídios à produção estatística, partindo da criação de áreas que combinavam elementos geográficos naturais, sociais e econômicos que contivessem certa uniformidade. Destacam-se as primeiras influências da Nova Geografia ou Teorética-Quantitativa, com a aplicação de técnicas estatísticas e cartográficas para elaboração dessa divisão (IBGE, 1970; DINIIZ, BATELLA, 2005).

Assim, Diniz e Batella (2005) expressam que o estado de Minas Gerais foi dividido em 46 Microrregiões Homogêneas (Figura 3), usadas já no Censo de 1970, as quais substituíram as antigas Zonas Fisiográficas (MAGNAGO, 1995).

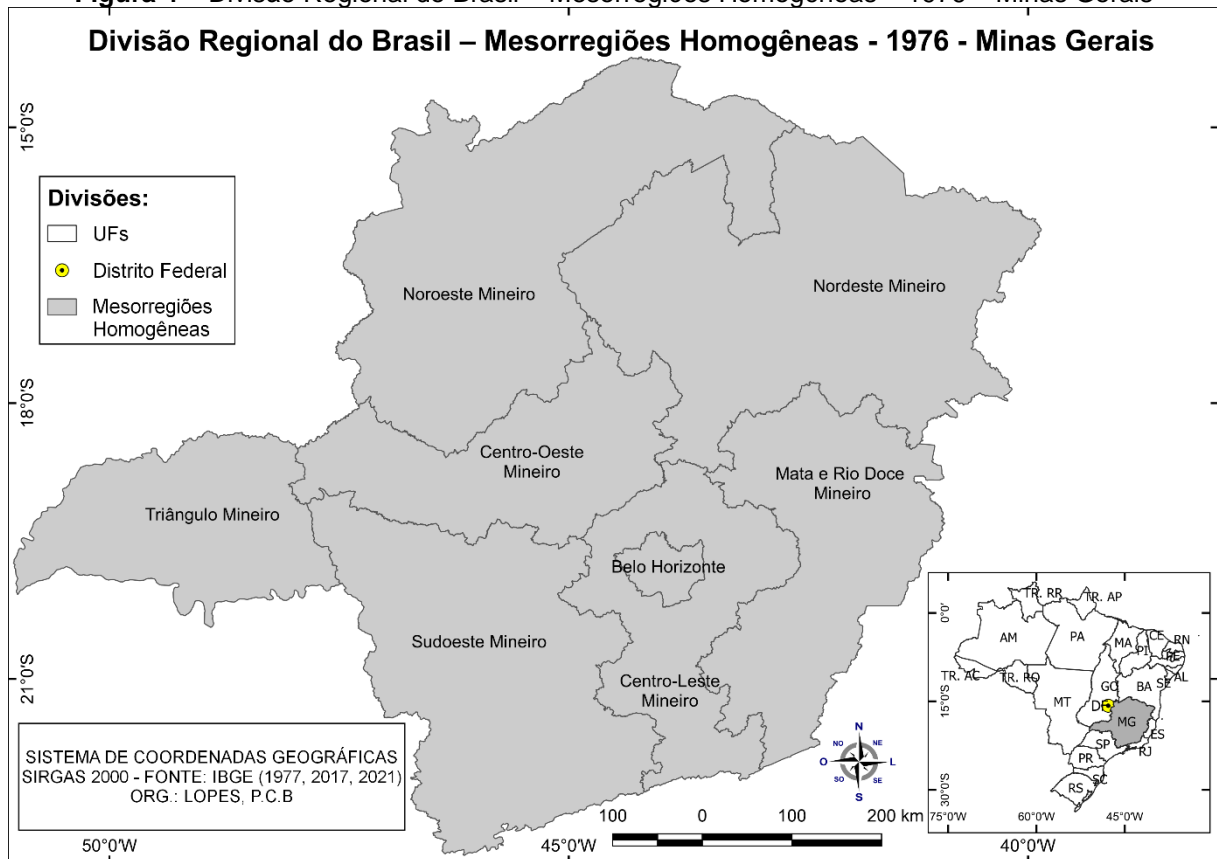
**Figura 3 – Divisão Regional do Brasil – Microrregiões Homogêneas – 1968 – Minas Gerais**



Fonte: IBGE (1970, 2017, 2021). Org.: LOPES, P.C.B

Em 1977, a Divisão Regional do Brasil ganhou um nível intermediário de agregação, as Mesorregiões, que são fruto do agrupamento das Microrregiões, como já previsto na divisão de 1968, e seguindo os mesmos conceitos adotados nos estudos dos espaços homogêneos (IBGE, 1977; MAGNAGO, 1995; IBGE, 2017). No estado de Minas Gerais foram geradas por esse processo oito Mesorregiões Homogêneas (Figura 4).

**Figura 4 – Divisão Regional do Brasil – Mesorregiões Homogêneas – 1976 – Minas Gerais**



A desigualdade na organização espacial do Brasil, em virtude do desenvolvimento capitalista de produção, processos de metropolização e industrialização, fez com que o país tivesse seu território afetado de maneira muito diferente. Algumas áreas avançaram socioeconomicamente, enquanto outras se mantiveram estagnadas ou mesmo passaram a apresentar problemas mais expoentes de ordem econômico-social (IBGE, 1990; MAGNAGO, 1995).

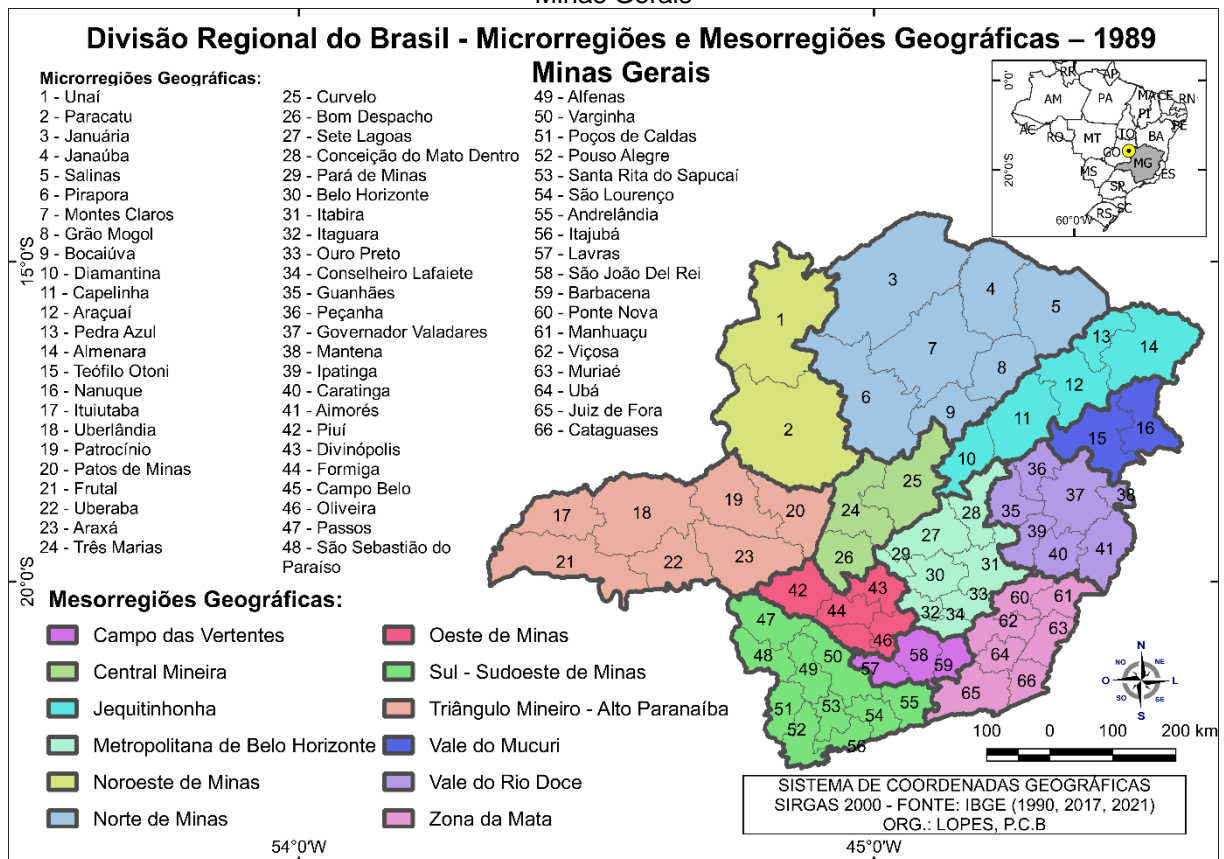
Diante dessas necessidades identificadas, iniciou-se o processo da Divisão Regional do Brasil em Microrregiões e Mesorregiões Geográficas – 1989 – de maneira diferente da divisão anterior, em que as Unidades da Federação passaram a ser abordadas como recorte principal, e seguindo a partir do método de divisão sucessiva dos espaços (DINIZ; BATELLA, 2005; IBGE, 2017; BARROS, 2021). Por meio desse método, segundo Magnago (1995, p. 85), “identificaram-se, posteriormente, as mesorregiões e microrregiões que passaram, então, a ter denominação de geográficas, em lugar de homogêneas”.

Essa nova divisão em microrregiões e mesorregiões geográficas agregaram diversos tipos de análises em diferentes escalas, como identificação dos espaços por

meio de levantamentos bibliográficos, cartográficos, influência dos centros metropolitanos e regionais, mapas rodoviários e de comunicação em escala mesorregional, mas não deixando de avaliar, em escala microrregional, a homogeneidade, critérios de interdependência entre os municípios, como os tipos de relações locais, produção, distribuição, troca e consumo. Essa divisão buscou adotar critérios que unissem as preocupações humanistas sem perder a aplicação da Geografia Teórica-Quantitativa (DINIZ; BATELLA, 2005).

Desse modo, ao final desse processo de análise para todo o território nacional, o estado de Minas Gerais foi configurado em 12 Mesorregiões geográficas e 66 Microrregiões geográficas, conforme (Figura 5), nomeadas segundo os critérios do IBGE (IBGE, 1990; DINIZ; BATELLA, 2005; IBGE, 2017; BARROS, 2021).

**Figura 5 – Divisão Regional do Brasil – Microrregiões e Mesorregiões Geográficas – 1989 – Minas Gerais**



Assim, a Divisão Regional do Brasil em Microrregiões e Mesorregiões Geográficas – 1989, com o objetivo de levantar e divulgar dados estatísticos, foi a

última divisão regional oficial do IBGE no século XX, sendo sucedida somente em 2017 por uma nova atualização.

A Divisão Regional do Brasil – Regiões Geográficas Imediatas e Regiões Geográficas Intermediárias – 2017 será melhor explanada na seção Material e Métodos, quando se caracteriza a área de estudo, em que serão apresentadas mais detalhadamente as características das Regiões Geográficas Intermediárias de Minas Gerais.

Os próximos tópicos conceituais da pesquisa abordam os conceitos de pobreza, exclusão e vulnerabilidade social, e desenvolvimento humano. Tal suporte é necessário a fim de dar subsídio ao entendimento da análise de indicadores e índices que são as expressões que indicam e mensuram, de forma quantitativa, os conceitos sociais debatidos na presente pesquisa.

### **3 Conceitos Sociais, Desenvolvimento Humano e o Uso de Indicadores**

#### **3.1 Pobreza, Exclusão Social e Vulnerabilidade Social: breves conceitos**

Abordar, dentro da concepção de políticas públicas, conceitos e medidas de pobreza, exclusão e vulnerabilidade social, é investigar, de forma mais aprofundada, as limitações e potencialidades do que é tradicionalmente tratado como pobreza e a reprodução das desigualdades socioterritoriais. Muito se tem produzido e discutido sobre pobreza, entretanto, exclusão social e vulnerabilidade social são abordagens mais recentes, em processo de consolidação de estudos que ligam o desenvolvimento ao modo de viver da população (BUSSO, 2005).

Com o aumento populacional vertiginoso no século XX, transição demográfica desigual entre os países e regiões, disparidades na produção de alimentos, alta desigualdade socioterritorial, rápida e desordenada urbanização e problemas ambientais cada vez mais proeminentes, o cenário é de profunda alteração na composição mundial da população, gerando graves problemas sociais para as gerações futuras do século XXI. Estudos apontam que a população mundial, no século XX, aumentou de um bilhão para seis bilhões de pessoas, com projeção de dez bilhões em 2050. A produção de riquezas, como o Produto Interno Bruto (PIB), aumentou cerca de 20 a 40 vezes. Ainda que o crescimento econômico tenha se dado a tal patamar, a fome, a pobreza e a desigualdade no mundo permanecem, demonstrando as limitações do padrão de produção, distribuição e consumo em escala mundial em médio e longo prazo (BUSSO, 2005; NAHAS, 2009).

Essa mudança estrutural da população, em grande parte fruto da globalização, como reformas neoliberais que precarizaram o trabalho no final do século XX, reduzindo os direitos e garantias dos indivíduos pelo seguro social, alterações nas estruturas populacionais, econômicas e sociais, implica o desenvolvimento de desvantagens sociais, quais sejam: pobreza, exclusão e vulnerabilidade. Tais questões, herdadas das décadas finais do século XX, sobretudo na década de 1990, têm sido motivo de preocupação dos governos no século XXI que buscam instituir políticas públicas de melhoria das condições de vida e bem-estar social de gerações do presente e do futuro (BUSSO, 2001 e 2005; COSTA *et al.*, 2018).

Melhor distribuição de renda e redução das desigualdades sociais têm sido objetos de fortalecimento de políticas socioeconômicas para o desenvolvimento da população. Em alguns países da América Latina, a má distribuição de renda e a



desigualdade social afetam, em diferentes intensidades, grupos populacionais. Dessa forma, a inserção de políticas públicas garantidoras do equilíbrio econômico e social a essa população é fundamental para que possam se desenvolver, inserir-se no mercado de trabalho, ser assistidos por serviços de saúde e educação, bem como acesso a recursos econômicos, como renda, melhorando o seu bem-estar (KAZTMAN *et al.* 1999; BUSSO, 2001).

Tendo como cenário a América Latina, Busso (2005) pontua que estudos sobre as relações entre população e desenvolvimento têm-se consolidado como uma preocupação no debate das Ciências Sociais nas últimas três décadas do século XX. O principal motivo é a vinculação de fenômenos populacionais, como transição demográfica heterogênea, aumento crescente da taxa de urbanização e mudança do mundo do trabalho, baixa cobertura do seguro desemprego e acesso à seguridade social, baixo crescimento econômico e geração de emprego, desigualdade de renda, à situação de pobreza, exclusão social e estados de vulnerabilidade social (BUSSO, 2001).

A seleção e definição de conceitos nas áreas econômicas e sociais estão constantemente em debate teórico, ideológico e metodológico. Assim, os conceitos que definem as abordagens de pobreza, exclusão e vulnerabilidade social também participam desse debate. Nas últimas quatro décadas, as definições de pobreza e suas medidas passaram a incluir outras dimensões, tentando superar a abordagem somente econômica, como renda e poder de compra, incorporando o risco e perdas de representação, aumentando o escopo de análise (BUSSO, 2001 e 2005; MONTEIRO, 2011).

Na presente pesquisa, são tratados os conceitos de pobreza, exclusão e vulnerabilidade social, nessa ordem, em virtude do encadeamento de ocorrência, focando, sobretudo, as concepções produzidas no âmbito dos países latino-americanos (MARANDOLA JR; HOGAN; 2005), com diversos estudos produzidos pelo Banco Mundial (BM) e Comissão Econômica para a América Latina e o Caribe (CEPAL), órgão da Organização das Nações Unidas (ONU), fundado em 1948, com função de contribuir para o desenvolvimento dos países e da região (KAZTMAN *et al.*, 1999; MONTEIRO, 2011), e autores que seguem essa mesma linha de pesquisa.

A noção de pobreza é amplamente utilizada para caracterizar situações de ausência total ou parcial de satisfações das necessidades materiais ou imateriais que afetam os indivíduos, domicílios e grupos populacionais. É uma abordagem com forte

apelo econômico, vinculando necessidades, recursos de renda ou outro ativo material, e padrão de vida. O padrão de vida pode ser visto como um subconjunto do desenvolvimento humano, conceito mais amplo, baseado nas oportunidades e liberdades dos indivíduos. Dessa forma, abaixo do padrão de vida social e politicamente definido, pode-se conceituar a situação de pobreza (BUSSO, 2005).

A medição de pobreza não é nova no campo das Ciências Sociais. Desde o final do século XIX, algumas medidas foram tomadas a fim de elaborar um mapa de pobreza em Londres. No início do século XX, continuou-se o debate com novos conceitos e metodologias na tentativa de explicar as desvantagens sociais e o baixo nível de bem-estar da população. Contudo, o viés econômico da abordagem contribuiu para que não se compusesse um quadro conceitual amplo o suficiente para possibilitar a compreensão e explicação da produção e reprodução da pobreza (BUSSO, 2005; SOUZA FILHO; NATENZON, 2015). Por outro expediente, Kaztman *et al.* (1999) destacam a heterogeneidade conceitual de pobreza, visto que também pode ser entendida como mobilidade socioeconômica de grupos populacionais para classes inferiores.

Entretanto, com todas as observações sobre o conceito, contribuições importantes devem ser observadas. Exemplo é que o conceito de pobreza tem sido operacionalizado em diversos contextos históricos e sociais nas últimas décadas em todo o mundo. Em especial, para os países da América Latina, tem auxiliado desde os anos 60 do século XX no desenho, implementação e avaliação de políticas e programas sociais, uma vez que é uma ferramenta útil que descreve situações de deficiência de renda e precariedade na satisfação de necessidades básicas das pessoas (KAZTMAN *et al.*, 1999; KAZTMAN, 2000; BUSSO, 2005).

Mensurar se uma pessoa é pobre ou não, tomando por base o conceito de pobreza como necessidade de satisfação, padrão de vida e recursos insuficientes, duas abordagens podem ser seguidas como forma de medição: direta ou indireta. A abordagem direta mede o tamanho da pobreza, ou seja, é baseado na linha de pobreza que separa os pobres dos não pobres. A indireta é a forma pela qual se medem as necessidades básicas insatisfeitas (BUSSO, 2005). Há ainda uma terceira via, o método integrado, que combina os métodos diretos e indiretos. Na opinião de Busso (2005), combinar os dois métodos fortalece a análise do que são indivíduos e grupos socialmente desfavorecidos.

Contudo, o que vem a ser linha de pobreza? E necessidades básicas insatisfeitas? A linha de pobreza representa um limite, um marcador, o qual define o valor financeiro suficiente para que uma família satisfaça as necessidades básicas de seus membros, estimada pelo custo de uma cesta básica capaz de cobrir as necessidades de nutrição, de acordo com os hábitos de consumo no ambiente social em que vivem, adicionada a satisfação de necessidades básicas que não sejam alimentares. Por sua vez, as necessidades básicas insatisfeitas podem ser compreendidas como a observação do atendimento ou não de certos requisitos mais amplos, como características de moradia, serviços de saúde, educação, abastecimento de água e outros (KAZTMAN, 2000; BUSSO, 2005; JANNUZZI, 2006).

Baseando nessa regra, também se mede a pobreza extrema, que é a carência em que vivem os domicílios cuja renda é tão baixa que não são capazes de suprir sequer as necessidades básicas alimentares, em que os investimentos nas políticas públicas de desenvolvimento socioeconômico devem ser ainda mais concentrados (KAZTMAN *et al.*, 1999; BUSSO, 2005; JANNUZZI, 2006).

No Relatório do Desenvolvimento Humano de 2010, o Programa das Nações Unidas para o Desenvolvimento (PNUD, em inglês, *United Nations Development Programme* - UNDP) trouxe também o conceito de pobreza multidimensional e seu respectivo Índice de Pobreza Multidimensional - IPM. Para o UNDP (2010, p. 98), as dimensões da pobreza “vão muito para além de rendimentos inadequados, abrangendo a saúde e a nutrição deficientes, um baixo nível de educação e competências, meios de subsistência inadequados, más condições de habitação, exclusão social e falta de participação.”. O IPM é focado nas capacidades, identificando privações ao nível da família (UNDP, 2010).

Consonante a tudo isso, a identificação de pobreza, a partir do seu conceito de satisfação das necessidades materiais ou imateriais, ausência de bem-estar e recursos insuficientes que afetam os indivíduos, domicílios e grupos populacionais, é de extrema importância para elaboração e desenvolvimento de políticas públicas econômicas e sociais mais eficientes e orientadas ao enfrentamento e erradicação da pobreza.

Diante das abordagens anteriormente expostas, as rápidas mudanças sociais, desencadeadas por processos de desenvolvimentos desiguais, advindos de uma sociedade global e globalizada complexa, propagadora de desigualdades, e a limitação da abordagem de pobreza devido à ausência de um quadro conceitual que

a integre aos problemas do desenvolvimento, acabam por contribuir para o surgimento de novas abordagens, mais abrangentes, como exclusão e vulnerabilidade. Essas abordagens, por vezes, complementam e superam o conceito de pobreza, e essa é a proposta do conceito de exclusão social e sua abordagem (KAZTMAN, 2000; BUSSO, 2005).

A exclusão social, pois, pode ser entendida como uma abordagem que enfatiza os processos de enfraquecimento e quebra de vínculos sociais de união do indivíduo com a sociedade, de forma a dificultar ou anular a sua inserção ou permanência no convívio social. Por outro lado, a integração social é exatamente o inverso da exclusão e se baseia no que os autores chamam de três pilares básicos da integração social no estado de bem-estar: habitação, família e trabalho (KAZTMAN *et al.*, 1999; BUSSO, 2005; COSTA *et al.*, 2018).

Entre esses três pilares, Busso (2005) aponta que o desemprego, ou a ausência de trabalho, afeta seriamente os outros dois pilares da integração social. A importância do trabalho é vista nas sociedades modernas como um dos aspectos centrais das políticas públicas que visam à garantia da integridade social, afinal, a produção do capital se expressa social e territorialmente (CASTEL, 1994). O emprego de boa qualidade é tido como uma forma de obtenção e manutenção de níveis de bem-estar socialmente aceitáveis (KAZTMAN *et al.*, 1999; COSTA *et al.*, 2018).

Assim como em toda análise social, não se pode definir a exclusão como uma situação absoluta ou que pode ser analisada simplesmente a partir de uma dicotomia inclusão/exclusão mutuamente excludente. Os processos de exclusão se dão de forma diferente em distintos territórios e momentos (BUSSO, 2001 e 2005). É um conceito dinâmico, que será objeto de reflexão na pesquisa como quebra de laços do indivíduo com a sociedade, em seus múltiplos aspectos sociais.

Após a apresentação dos conceitos de pobreza e exclusão social, carece o entendimento de que, nas Ciências Sociais, os conceitos e definições são dinâmicos, atendendo às situações de mudanças próprias das sociedades. Novas abordagens vão surgindo, como a de vulnerabilidade social que tem contribuído para uma mudança epistemológica do conhecimento e direcionado para novos estudos, capazes de captar a essência de conceitos sociais.

Para Costa *et al.* (2018) e Rotili *et al.* (2020), embora a expressão vulnerabilidade social venha à tona nas discussões nos últimos anos, não há um consenso na literatura, o que corrobora as abordagens das análises sociais. É

importante considerar que, nessas análises, os fatores são dinâmicos, assim como as definições e conceitos. Fato é que há uma evolução conceitual da caracterização das necessidades básicas insatisfeitas de maneira a não limitar as abordagens somente como pobreza ou situações menos complexas de bem-estar social às quais as populações estão sujeitas (MONTEIRO, 2011; OLIVEIRA *et al.*, 2015; ROTILI *et al.*, 2020).

Nos primeiros estudos, em 1970 e 1980, a vulnerabilidade não aparece como conceito, mas como ideia pressuposta de noção de capacidade de resposta ao risco, perigo, na qual a vulnerabilidade antecede o risco. Somente no final da década de 1980 e nos anos 1990, as pesquisas deixam de se preocupar somente com os riscos naturais e passam a incorporar também os perigos sociais, dando maior atenção aos processos socioeconômicos, citando as contribuições de estudos de Glewwe e Hall (MARANDOLA JR.; HOGAN, 2005; MONTEIRO, 2011).

Em mesmo turno, para Susan Cutter (1996), pesquisadora das distintas abordagens sobre vulnerabilidade, as diferentes ideias e definições são fruto da própria diversidade do tema (MARANDOLA JR.; HOGAN, 2005). A autora destaca que uma das abordagens principais se ocupa da probabilidade de consequências sociais adversas, denotada por vulnerabilidade social.

Em meados da década de 1990, estudos sobre vulnerabilidade social começaram a ser desenvolvidos, principalmente por pesquisadores ligados a organizações internacionais, como a ONU, a CEPAL, o Banco Mundial (BM) e o Banco Interamericano de Desenvolvimento (BID). Tais estudos enfocavam que os pobres estavam mais suscetíveis em virtude de sua menor dotação de ativos (conjunto de recursos materiais e imateriais), sejam eles físicos (moradia, bens domésticos, transporte familiar, meios de produzir renda), financeiros (reserva de dinheiro, cartões de crédito), humanos (quantidade da força de trabalho familiar, valor agregado investido em saúde e educação) e ativos sociais (redes e laços de confiança em outras pessoas) (BUSSO, 2001 e 2005; MARANDOLA JR.; HOGAN, 2005; MONTEIRO, 2011; BARBOSA; GONÇALVES; SANTANA, 2019).

Estudos de Moser (1996), feitos para o Banco Mundial, pontuam que a vulnerabilidade está intimamente ligada à posse e ao uso de ativos. Quanto mais os indivíduos e os grupos possuem, menos vulneráveis tendem a ser; e o contrário, quanto maior a falta de ativos maior será a insegurança e menor a resiliência, assim

como a incapacidade adequada em manejar esses ativos disponíveis diante da situação de risco (MOSER, 1996; BARBOSA; GONÇALVES; SANTANA, 2019).

No desenvolvimento desta pesquisa, a vulnerabilidade é entendida como um processo multidimensional e multicausal, abarcando a capacidade de ativos e a exposição a riscos sociais e naturais (também intitulados de ambientais), dificuldade dos indivíduos, lares ou comunidades de responderem ou adaptarem (menos resilientes) a ações externas e/ou internas que afetem seu nível de bem-estar e o gozo de seus direitos, como acesso a serviços de saúde, educação e proteção social. A vulnerabilidade é assinalada como estar entre a área de integração total e exclusão total do bem-estar do indivíduo, domicílio ou comunidade, em determinado tempo e espaço (KAZTMAN *et al.*, 1999; MARANDOLA JR; HOGAN, 2005; MONTEIRO, 2011; COSTA *et al.*, 2018; BARBOSA; GONÇALVES; SANTANA, 2019).

Assim como a pobreza e a exclusão, mensurar a vulnerabilidade social é uma tarefa complexa, já que envolve a combinação de metodologias quantitativas e qualitativas na abordagem de fenômenos sociais reais, mediante conceituação abstrata.

A vulnerabilidade social está ligada, em diversos aspectos, à exclusão, referindo-se às condições dos indivíduos e comunidades mais propensas de serem afetadas pelas mudanças e com menor capacidade de resposta, por serem menos resilientes. O risco se refere às fragilidades de a sociedade ficar exposta à pobreza, fome, violência, exploração, moradias precárias etc. Deve-se observar a ausência de oportunidades das famílias em aproveitar os ativos como forma de proteção. Isso pode levar à situação de pobreza de renda ou exclusão dos pilares que definem a integração social, ou seja, privação de acesso a emprego, serviços de saúde, educação, proteção social e moradia (KAZTMAN, 2000; BUSSO, 2005; MARANDOLA JR.; HOGAN, 2005).

É preciso compreender que a vulnerabilidade social é uma abordagem mais ampla, já que permeia, ao mesmo tempo, as situações de integração e exclusão total dos indivíduos, abarcando pobreza e exclusão social. De maneira mais simplificada, as políticas tradicionais de combate à pobreza dão maior ênfase às transferências de renda, focando a dimensão econômica das privações ou limitações desses ativos. Em se tratando de exclusão social, o foco é dado ao enfraquecimento dos vínculos sociais entre os indivíduos à sociedade. As abordagens de pobreza e exclusão não são

menos importantes, porém, são menos complexas, daí se amplia o debate para a tratativa de um conceito socialmente mais amplo, que é o de vulnerabilidade social.

Uma visão mais ampliada e sistematizada compreende que a condição de vulnerabilidade social pode estar contida nas diversas temáticas que envolvem o social. No contexto de trabalho e renda, aproxima-se da definição de Castel (1994) ao considerar a precária inserção no mundo do trabalho; também das concepções de Moser (1996 e 1998), pela deterioração do acesso ou da qualidade de infraestrutura social e econômica, como educação e saúde, condições de transporte, habitação e saneamento que, se não estiverem bem garantidas, expressam fragilidades sociais. Os indivíduos e comunidades na condição de vulneráveis estão em espaços de instabilidade, incerteza e insegurança, principalmente das suas relações de trabalho e inserção relacional com a sociedade (CASTEL, 1994; MONTEIRO, 2011; COSTA *et al.* 2018).

Busso (2001) menciona que todos os seres humanos e sociedades, em maior ou menor grau, são vulneráveis. A vulnerabilidade poderia estar associada à renda, local de residência, gênero, deficiência, doença, fatores políticos ou ambientais ou infinitas razões envolvendo riscos e inseguranças impossíveis de serem listadas brevemente. O nível de vulnerabilidade depende de diversos fatores, naturais e/ou sociais, bem como do acesso a oportunidades, graus de posse sobre os recursos e ativos em benefício do bem-estar dos indivíduos e sociedade (KAZTMAN *et al.*, 1999; KAZTMAN, 2000; MONTEIRO, 2011).

Políticas públicas que proporcionem a proteção social e o desenvolvimento socioeconômico, pensadas em conjunto, são de extrema importância para indivíduos e grupos em desvantagem social. Identificar as condições de pobreza, inserção social precária, como uma espécie de zona cinzenta entre a inclusão e exclusão social e, conseqüentemente, a vulnerabilidade é fundamental para auxiliar os governos nas esferas federal, estadual e municipal, na atuação da prevenção e no combate a esses problemas dinâmicos e multidimensionais por meio de políticas mais eficientes e direcionadas ao fortalecimento das potencialidades individuais e coletivas da sociedade.

Assim, para além do pleno conhecimento do conceito da realidade que se quer retratar, o uso de indicadores e índices é apresentado como mecanismos facilitadores no intuito de apreender a realidade social, sendo, portanto, ferramentas importantes

para medir, indicar e direcionar estudos, implementar e monitorar programas e políticas públicas, sem distanciar do conceito o qual representam.

### **3.2 Desenvolvimento Humano: um olhar para além da renda**

Até meados do século XX, a análise de desenvolvimento de um país era pautada essencialmente na dimensão econômica, como medição do crescimento da renda, do Produto Interno Bruto (PIB), do Produto Nacional Bruto (PNB) e da renda *per capita*. No entanto, desde a metade do século XX, a ideia de desenvolvimento restrita somente a resultados econômicos sofreu fortes críticas. Diante da pobreza e desigualdade persistentes, ou ainda se expandindo em todo o mundo, novas contribuições teóricas e instrumentos de avaliação foram exigidos para uma aferição mais adequada da realidade social (LOBO; MATOS, 2011; DALTO; PIRES; AGUIAR, 2021).

A concepção de que a riqueza econômica era suficiente para definir o quão desenvolvidos eram os países se tornara ultrapassada, tendo em vista que a percepção somente de renda excluía as demais avaliações sobre a qualidade de vida da população. A renda não é um fim em si, mas um meio para que as pessoas possam viver da melhor forma possível, de acordo com o que desejam, portanto, uma introdução do que seria anunciado como desenvolvimento humano (UNDP, 1990; GUIMARÃES; JANNUZZI, 2005; IPEA, 2009; LOBO; MATOS, 2011; MENDES *et al.*, 2018; DALTO; PIRES; AGUIAR, 2021).

Com essa nova emergência do conceito de desenvolvimento no final do século XX, uma quantidade cada vez maior de pesquisadores e intelectuais procurava novas alternativas às propostas que vigoravam até então de desenvolvimento centrado no crescimento da produção e do consumo. Nesse cenário, destacam-se estudos de Amartya Sen e Mahbub ul Haq – que foram colegas na academia e se encontraram mais tarde no PNUD – que passaram a apresentar o conceito de desenvolvimento humano como uma proposta alternativa, baseando sobretudo na ampliação das capacidades e realizações humanas (LOBO; MATOS, 2011).

O PNUD foi criado a partir de resolução da Assembleia Geral da ONU em 1965, estabelecido pela fusão de duas entidades da ONU: o *United Nations Special Fund* (Fundo Especial das Nações Unidas) e o *Expanded Programme of Technical Assistance* (Programa Estendido de Cooperação Técnica). Assim, em 1966, essa



resolução entrou em vigor, criando o PNUD com grande destaque na ONU (MACHADO; PAMPLONA, 2008).

O conceito de desenvolvimento humano, juntamente com o Índice de Desenvolvimento Humano (IDH), foram apresentados em 1990, no primeiro Relatório de Desenvolvimento Humano do PNUD. Idealizado pelo economista paquistanês Mahbub ul Haq, fundamentado no pensamento do economista indiano Amartya Sen e em sua colaboração, esse conceito contrapôs o desenvolvimento unicamente como dimensão econômica, baseado na riqueza dos países. Para medir esse novo conceito, o PNUD utiliza o IDH como uma proposta alternativa ao PIB dos países (UNDP, 1990; HAQ, 1995; MANCERO, 2001; IPEA, 2009; LOBO; MATOS, 2011; PNUD; FJP; IPEA, 2013).

Cabe destacar que os diversos Relatórios do Desenvolvimento Humano produzidos pelo PNUD continuam a ser lançados nos anos seguintes. Foi uma grande novidade ao divulgarem novas bases de interpretação e novos instrumentos, como o IDH e seus subíndices, para mensurar a qualidade de vida das populações, pois buscavam integrar outros indicadores que iam além das tradicionais medidas de crescimento econômico, contudo, sem desconsiderar a importância econômica (UNDP, 1990; MANCERO, 2001; LOBO; MATOS, 2011). Esses relatórios apenas passaram a ser regularmente publicados no Brasil a partir de 1996, tornando-se objeto de análise de gestores, como também do meio acadêmico, sendo suas informações bastante veiculadas pela imprensa (LOBO; MATOS, 2011).

Definir desenvolvimento, como bem fez o PNUD, é referenciar que as pessoas são a verdadeira riqueza de uma nação e devem ser o foco central do planejamento. O objetivo é proporcionar àquelas a oportunidade de uma vida longa e saudável, educação e conhecimento, liberdade política, segurança, garantia de direitos humanos, além do acesso à renda. O desenvolvimento humano deve ser compreendido na forma de um processo dinâmico e permanente que amplia as oportunidades dos indivíduos na melhoria de bem-estar. Os indivíduos também devem ter atendidas as condições de dispor de recursos suficientes para o acesso e consumo adequado de bens e serviços. O combate às privações de oportunidades é o foco do processo de desenvolvimento humano (UNDP, 1990; JANNUZZI, 2002; GUIMARÃES; JANNUZZI, 2005; SEN, 2010; LOBO; MATOS, 2011).

Na perspectiva de Sen (2010), é necessária uma análise integrada das atividades econômicas, sociais e políticas, baseando-se na eliminação das privações

de liberdade, termo último que é bastante referenciado em seu clássico livro “Desenvolvimento como Liberdade”. Privar a liberdade, nas múltiplas facetas apresentadas, significa limitar as escolhas e as oportunidades de as pessoas exercerem suas condições de agentes, de transformadoras de suas próprias vidas.

Os conceitos de “liberdades” e “capacidades” introduzidos por Sen (2010) foram contribuições fundamentais para a construção dos Relatórios de Desenvolvimento Humano, publicados desde 1990 pelo PNUD, os quais são instrumentos de apoio à elaboração e mensuração de políticas de desenvolvimento em vários países do mundo (MANCERO, 2001; DALTO; PIRES; AGUIAR, 2021).

A ausência de liberdade, fator limitador do desenvolvimento humano, às vezes se relaciona diretamente com a pobreza econômica, pois priva as pessoas de saciar a fome, prover uma alimentação saudável, comprar remédios e de ter uma saúde plena, vestir e morar adequadamente e até mesmo ter acesso a saneamento básico. No entanto, a privação pode estar ligada, de forma muito estreita, à carência de acesso a serviços públicos e assistência social, à educação, o que se traduz em um tipo de privação de liberdade, de limitação ao desenvolvimento das pessoas (SEN, 2010; MENDES *et al.*, 2018).

O desenvolvimento humano é, portanto, um processo de ampliação das liberdades das pessoas. É abordar os modelos tradicionais de crescimento e centrá-los nas pessoas. Dessa forma, quando se tratar de crescimento econômico, por exemplo, deve ser discutido se as pessoas participam e se beneficiam desse crescimento. Não são meras expectadoras, beneficiárias do crescimento, contudo, verdadeiros agentes das mudanças na sociedade. O desenvolvimento econômico é importante, sobretudo para melhoria das condições de vida das populações. No entanto, abrange mais do que apenas a expansão de renda e acúmulo de riqueza. Seu foco deve estar nas pessoas e na melhoria do seu bem-estar. O crescimento econômico é uma condição necessária para o desenvolvimento humano, mas o desenvolvimento humano é também fundamental para o crescimento econômico (HAQ, 1995; UNDP, 1990 e 1998; SEN, 2010; LOBO; MATOS, 2011; MENDES *et al.*, 2018).

Com vistas ao desenvolvimento humano, começa-se a perceber que o crescimento da renda não estaria, necessariamente, ligado diretamente ao progresso humano. O crescimento econômico é essencial para o desenvolvimento humano. Entretanto, esse crescimento deve servir para que as pessoas possam explorar

totalmente suas escolhas de maneira a melhorar o seu bem-estar (UNDP, 1990 e 1998; MACHADO; PAMPLONA, 2008; LOBO; MATOS, 2011).

Para o UNDP (1990) e Haq (1995), a renda e o desenvolvimento humano podem estar ligados, porém, a natureza dessa ligação depende das prioridades de desenvolvimento definidas pelo país, de como o crescimento econômico é gerenciado e distribuído em benefício da população.

O mesmo relatório do UNDP de 1990 trouxe na ocasião, uma informação, *a priori*, para bastante reflexão: havia várias experiências ao redor do mundo, demonstrando que países com níveis de renda mais modestos alcançaram um bom nível de desenvolvimento humano; em contrapartida, alguns países com maiores níveis de renda encontravam dificuldades em seu desenvolvimento humano (UNDP, 1990).

Dessa maneira, os autores Lobo e Matos (2011) enfatizam que, para Haq e Sen, a principal diferença entre crescimento econômico e desenvolvimento humano é o foco sobre a expansão de apenas uma escolha, a renda, que é dada pelo crescimento econômico; já o desenvolvimento humano enfatiza a ampliação das demais escolhas humanas, que vão além do bem-estar econômico. Para Haq (1995), importa o uso que se faz da riqueza, e não o acúmulo dessa propriamente. Ainda complementa que a má distribuição de renda é um fator impeditivo do beneficiamento do crescimento humano, fazendo com que uma parcela de pessoas ou de grupos sociais fique à margem do progresso material, tornando-se, assim, excluída.

Para além da dimensão de renda, Haq (1995) destaca que existem quatro pilares essenciais, aos quais ele chama de paradigma do desenvolvimento humano: equidade, sustentabilidade, produtividade e empoderamento. Para ele, o crescimento econômico é fundamental, todavia, enfatiza a necessidade de atenção à sua qualidade e distribuição (LOBO; MATOS, 2011).

Sobre os paradigmas citados por Haq, os autores Machado e Pamplona (2008) esclarecem:

- a) equidade: é acesso equitativo das pessoas às oportunidades. Contudo, não há garantia de igualdade também em termos de resultados;
- b) sustentabilidade: a próxima geração merece contar com as mesmas oportunidades que a de agora. Haq (1995) esclarece a confusão frequente com a renovação de recursos naturais (que é uma parte da sustentabilidade);

- c) produtividade: permite que as pessoas alcancem seu potencial máximo, o qual depende de investimento nas pessoas e de um ambiente macroeconômico favorável;
- d) empoderamento: é o papel de agentes ativos no processo de determinação das próprias pessoas em suas vidas.

No Relatório do Desenvolvimento Humano de 2020, Amartya Sen faz menção à sua amizade com Mahbub ul Haq, desde a década de 1950, na Universidade de Cambridge, quando discutiam exatamente sobre de que maneira poderiam aperfeiçoar o PIB como indicador e propor algumas melhorias simples, a fim de não contemplar somente a dimensão de renda, como Haq menciona no parágrafo anterior (UNDP, 2020).

Na mesma publicação do relatório de 2020, em uma seção de contribuição especial, Sen destaca que, mesmo após a conclusão dos estudos na academia, ambos não se separaram e que, em 1989, Haq o convidou para trabalhar com ele no PNUD, na compreensão e criação de indicadores, o que logo mais originou o IDH e foi publicado em 1990 no Relatório de Desenvolvimento Humano (UNDP, 2020).

A atuação de Amartya Sen e Mahbub ul Haq, assim como demais colaboradores do PNUD, conseguiu a partir da década de 1990 dar uma nova dimensão ao desenvolvimento. É importante mencionar que o PNUD é destacado como importante órgão da ONU para a questão do desenvolvimento. Seus relatórios trazem anualmente temáticas adicionais diferentes, sendo vistos com grande importância para dar ênfase à dimensão humana do desenvolvimento e são tidos como um grande esforço na colaboração para o desenvolvimento dos países (UNDP, 1990; GUIMARÃES; JANNUZZI, 2005; MACHADO; PAMPLONA, 2008).

Nessa concepção, o desenvolvimento humano, ao se contrapor à ideia de desenvolvimento focado somente na dimensão econômica, mostra-se como um importante conceito para avaliação dos programas e políticas públicas sociais. A riqueza de um país, nação ou sociedade não deve estar centrada somente na economia ou acúmulo de riquezas. Deve estar voltado para o bem-estar das pessoas para que possam se desenvolver e levar uma vida de maneira plena e satisfatória, da maneira que desejarem, sendo elas mesmas protagonistas.

### 3.3 Indicadores e Índices Sociais

A demanda por informações econômicas, sociais e demográficas tem crescido no Brasil. Em um mundo globalizado, dinâmico, desigual econômica e socialmente, e em que o acesso à informação é cada vez mais importante na sociedade do conhecimento, torna-se emergente que pesquisadores, sociedade e formuladores de políticas públicas, em todas as esferas de governo, tenham essas informações em mãos em quantidade e qualidade necessárias. O avanço na democratização política, maior acesso da sociedade à informação, pressão popular por maior transparência e efetividade social do gasto público e a popularização dos indicadores sociais trazida pela mídia são fatores que contribuíram para a difusão crescente do uso de indicadores no país (KAYANO; CALDAS, 2002; JANNUZZI, 2002, 2005 e 2006).

Nesse aspecto, Jannuzzi (2002 e 2005) pontua que diversos municípios, de médio e grande portes, têm solicitado com maior frequência uma série de indicadores sociodemográficos a agências estatísticas, empresas de consultorias e outras instituições ligadas ao planejamento público. Credita-se esse aumento às mudanças institucionais pelas quais a administração pública tem passado, desde a década de 1990, mediante a consolidação da sistemática de planejamento e das auditorias dos órgãos de controle do gasto público. Outro fator também fortemente relacionado é o aprimoramento do controle social do Estado brasileiro nos últimos anos, em que a mídia, os sindicatos e sociedade civil passaram a ter maior poder de fiscalização sobre a aplicação de recursos públicos.

O planejamento público, em todos os aspectos, é fundamental para prover programas e políticas de desenvolvimento econômico e social. Para isso, os administradores públicos têm utilizado cada vez mais indicadores para nortear e fundamentar suas decisões. O interesse crescente do poder público em utilizar instrumentos mais técnicos contribuiu para a dinamização da produção de trabalhos aplicados aos Indicadores Sociais. Como um dos marcos iniciais dessa demanda, pode-se citar o “Mapa da Fome”, desenvolvido no final dos anos 1980 e início dos anos 1990. Assim, os indicadores têm sido demandados para elaboração de planos diretores, de investimentos, avaliar impactos ambientais decorrentes da implantação de grandes projetos, justificativa de repasse de verbas para implementação de programas sociais e proposição de políticas visando a melhorias socioeconômicas (JANNUZZI, 2002; GUIMARÃES; JANNUZZI, 2005).

Nas Ciências Sociais Aplicadas, tem-se percebido um aumento nos estudos de Indicadores Sociais e políticas públicas. Além da administração pública, há um grande interesse no campo acadêmico, centros de pesquisa e agências de estatísticas em pesquisas nessa área. A produção de mapas, atlas e índices, contemplando a temática social em diversas escalas espaciais pelo país, tem-se intensificado, sobretudo no aprofundamento dos estudos sobre pobreza e exclusão social contextualizado pela crise e estagnação econômica nos anos 1980 (GUIMARÃES; JANNUZZI, 2005).

O conhecimento do significado, limites e potencialidades dos indicadores sociais é de grande utilidade para o desenvolvimento e aplicação mais eficazes das políticas públicas. Tais indicadores, se bem aplicados, têm a capacidade de auxiliar na interpretação da realidade social, orientando de maneira mais clara o formulador dessas políticas. A correta interpretação dos indicadores sociais, levando em consideração o contexto no qual estão inseridos, auxilia o poder público a definir prioridades, áreas e amplitude das políticas adotadas (KAYANO; CALDAS, 2002; PARAHOS, 2013).

Nesse novo contexto de formulação, avaliação e reavaliação de políticas públicas, buscando maior eficiência, união, estados e municípios têm investido na organização de sistemas de informações estatísticas e, em alguns casos, até mais avançados, associando a sistemas de georreferenciamento, possibilitando obter com maior precisão a informação e a espacialidade às quais elas se referem. Tem-se investido em tempo, pessoal, treinamento, *softwares*, construção de indicadores sintéticos (índices) para diagnóstico social no intuito de majorar a capacidade analítica para formulação e reformulação de programas e políticas públicas (GUIMARÃES; JANNUZZI, 2005).

Como resultado, a facilidade de acesso aos dados que as novas tecnologias de informação e a internet proporcionaram tem contribuído para disseminação e uso dos indicadores pelos pesquisadores, gestores públicos e sociedade. Informações antes disponibilizadas, amontoadas em documentos de papel e guardados em algum armário ou prateleira, agora estão acessíveis a um clique de distância, inclusive com a possibilidade de personalização de consulta por quem demanda a informação, de acordo com a sua necessidade.

Instituições públicas passaram a disponibilizar informações de forma eletrônica e mais periódicas, como o IBGE e seu grande volume de dados de pesquisas

censitárias, amostrais e registros administrativos; órgãos estaduais de estatística e secretarias estaduais de governo; os Ministérios que administram políticas como saúde (DATASUS), educação, trabalho, desenvolvimento social, previdência social, infraestrutura; e outras entidades como a Secretaria do Tesouro Nacional (STN) e o Instituto de Pesquisas Econômicas Aplicada (IPEA) (JANNUZZI, 2005; GUIMARÃES; JANNUZZI, 2005).

A facilidade de acesso a partir da disponibilização pela rede mundial de computadores de informações divididas por temas e escala territorial, por exemplo, mostrou-se uma importante ferramenta para a análise e construção de indicadores de monitoramento, pelos governos, pesquisadores e sociedade civil, que visam auxiliar as ações governamentais de programas e políticas sociais (JANNUZZI, 2005; GUIMARÃES; JANNUZZI, 2005).

No entanto, Jannuzzi (2002) adverte que o aprofundamento do conhecimento analítico no uso desses indicadores na formulação e avaliação das políticas públicas pode não ter acompanhado a evolução da atualização tecnológica na qual se investiu para a organização dos sistemas provedores de informações. Menciona ainda que, em certo ponto, isso se deve a um deslumbramento despertado pelas novas tecnologias, aliado à crença de que essas ferramentas tecnológicas e novos indicadores sintéticos como o IDH, popularizado desde a década de 1990, ou outro índice de mensuração social, garantem por si só melhor gestão dos recursos e programas sociais. Pontua o autor que deve se ter bastante cuidado quanto aos usos, maus usos e abusos dos indicadores sociais sintéticos no planejamento público.

Em uma contextualização histórica, o surgimento dos indicadores sociais, ou pelo menos a tentativa do formato que se conhece hoje, tem grande ligação com a consolidação das atividades do setor público ao longo do século XX. No início do século, em 1920 e 1930, algumas contribuições foram importantes para a construção de um marco conceitual sobre os indicadores sociais. No entanto, o desenvolvimento da área é recente, a partir da metade da década de 1960, ganhando cientificidade quando se objetivou organizar sistemas mais amplos de acompanhamento das transformações sociais e medir os impactos das políticas nas sociedades desenvolvidas e subdesenvolvidas (JANNUZZI, 2002; SOLIGO, 2012).

Na esteira recente do desenvolvimento desse conceito com caráter científico, no século XX, Santagada (1993) enfatiza que os indicadores sociais apareceram de forma oficial na década de 1960, nos Estados Unidos, com o surgimento da expressão

“Indicadores Sociais”, em 1966. No Brasil, o uso de indicadores sociais como auxílio ao planejamento é recente; a intenção de se criar um sistema de indicadores sociais surgiu a partir de 1975 (SANTAGADA, 1993; OLIVEIRA; LAGES; DANTAS, 2009).

Assim, a necessidade desses indicadores foi fortalecida a partir da década de 1960, momento em que ficou mais evidente o desajuste entre o crescimento econômico e a melhoria das condições sociais da população. O crescimento econômico estava acontecendo, medido principalmente pelo crescimento do PIB, contudo, em muitos países, o bom desempenho econômico não refletiu a melhoria da condição social da população. Inferiram, portanto, que crescimento econômico não era garantia do desenvolvimento social. Nesse momento, o PIB *per capita*, principal indicador usado até então para medir o desenvolvimento socioeconômico, dava sinais de que não cumpria de maneira tão apropriada o papel de medição do bem-estar social (JANNUZZI, 2002 e 2006; SOLIGO, 2012).

Tomando-se a escala temporal dos acontecimentos sociais, para Kayano e Caldas (2002, p.8), “é possível, a grosso modo, fazer uma espécie de genealogia dos indicadores, dividindo-os em três gerações”: o PIB *per capita* como um indicador de primeira geração, está datado da década de 1950, bastante simples e restrito, voltado exclusivamente a quantificações de natureza econômica, mas que ganhou força no pós-guerra principalmente pela fácil compreensão, comparabilidade e disponibilidade de dados nos países (KAYANO; CALDAS, 2002). Entretanto, a necessidade de mensurar aspectos sociais além dos econômicos levou aos estudos e surgimento dos indicadores compostos ou índices, ditos de segunda geração, cujo IDH na década de 1990 se desponta como o mais popular. E, por fim, os indicadores de terceira geração, que consideram o trabalho como processo a ser aprimorado e se preocupam em medir os esforços empregados pela gestão pública no melhoramento dos indicadores e favorecerem a participação social (KAYANO; CALDAS, 2002; NAHAS, 2009).

No bojo dessa discussão, emerge assinalar a diferença entre indicador e índice, com intuito de se estabelecer uma leitura mais direta. Indicador se refere a um dado, informação, valor que descreve uma situação. O indicador pode se referir a uma informação numérica simples, sendo um indicador simples, ou uma agregação matemática de dados, informações, indicadores, portanto, um indicador composto. O índice, por sua vez, é a expressão de um valor resultante da agregação e modelagem matemática de informações numéricas, que pode se referir a um tema específico, ou



a diversos temas. O índice é também um indicador, porém, um indicador criado por composição de indicadores simples (SICHE *et al.*, 2007; NAHAS, 2009).

Diante da constatação de que a medição unicamente da dimensão econômica por meio de um indicador de primeira geração não se apresentava de forma tão suficiente para mensurar as dimensões sociais, partiu-se para um grande esforço metodológico e conceitual com o objetivo de desenvolver instrumentos capazes de retratar o bem-estar e as alterações ocorridas na sociedade. Dessa maneira, instituições como Organização para a Cooperação e Desenvolvimento Econômico (OCDE), Organização das Nações Unidas para a Educação, a Ciência e a Cultura (UNESCO), Organização das Nações Unidas para Agricultura e Alimentação (FAO), Organização Internacional do Trabalho (OIT), Organização Mundial da Saúde (OMS) e Divisão Estatística das Nações Unidas (UNSD) empregaram esforços na busca de construção de conceitos e indicadores mais representativos (BARRETO, 1978; JANNUZZI, 2002 e 2006; GUIMARÃES; JANNUZZI, 2005; SOLIGO, 2012).

Sob essa nova percepção, salienta-se que, em meados da década de 1960, a publicação dos livros *Social Indicators* e *Toward a Social Report* (“Indicadores Sociais” e “Rumo a um Relatório Social”, respectivamente), elaborados a pedido do governo norte-americano, foi um grande marco nesse processo de debate de novos conceitos e métodos, vindo a inaugurar na época o que foi denominado de “Movimento de Indicadores Sociais”. A partir desse período, com esperanças de que, com a organização mais abrangente de indicadores sociais, os governos pudessem orientar melhor suas políticas de desenvolvimento socioeconômico, os sistemas nacionais de estatísticas públicas passaram a incorporar novas dimensões de análise e produzir relatórios sociais de forma mais sistemática (GUIMARÃES; JANNUZZI, 2005; SOLIGO, 2012).

A partir de 1980, universidades, sindicatos, centros de pesquisa e agências vinculadas ao planejamento público empenharam esforços para o aprimoramento conceitual e metodológico de instrumentos direcionados mais capazes de quantificar e qualificar as questões de dimensão social, como condições de vida e pobreza estrutural da sociedade. Logo, deram origem aos sistemas de indicadores sociais, ou seja, surge um conjunto de indicadores sociais que se referem a uma temática social específica, objetivando acompanhar e analisar as políticas e as mudanças sociais (JANNUZZI, 2002 e 2006).

A respeito do sistema de indicadores sociais, evidencia-se a importância desses indicadores em conjunto. A montagem desse sistema envolve decisões metodológicas fundamentais, agrupadas em quatro etapas, sendo a primeira, a definição operacional do conceito elaborada a partir do interesse teórico ou programático do programa ou política social; a segunda, especificação das suas dimensões, formas de interpretação ou abordagem de forma a ser indicado quantitativamente; a terceira, obtenção de dados de estatísticas públicas ligadas à temática, provenientes de censos demográficos, pesquisas amostrais, registros administrativos; e, a quarta e última etapa, a computação dos indicadores por meio da combinação orientada das estatísticas disponíveis, o que traduz ao sistema, em termos mensuráveis, o conceito idealizado inicialmente (JANNUZZI, 2006).

Sobre os indicadores sociais, a temática é permeada de debates em busca de avanços e melhorias conceituais e metodológicas, de mesma forma que outros temas nas Ciências Sociais. Então, o que se define conceitualmente por Indicador Social? Para Jannuzzi (2002 e 2006), um indicador social é uma medida quantitativa, na qual há um significado social na sua essência, utilizado para substituir, quantificar ou operacionalizar um conceito social. Em medida similar, Barreto (1978, p. 632) define como “uma medida estatística direta e válida que permite observar o nível e as variações no tempo de uma determinada preocupação social.” No desenvolver desta pesquisa, muitas definições serão adotadas, baseadas nas obras de Jannuzzi e autores que discorrem de maneira semelhante.

Os principais interesses no uso de indicadores são o teórico (voltado para pesquisa acadêmica) e o programático (objetivando a elaboração de programas e políticas públicas). Indicadores sociais permitem a operacionalização de um conceito de uma demanda de interesse da pesquisa acadêmica ou da política pública, apontando, indicando e medindo aspectos das transformações ocorridas nas dimensões sociais estabelecidas mediante escolhas teóricas ou políticas realizadas anteriormente (KAYANO; CALDAS, 2002; JANNUZZI, 2005).

Partindo desse conceito, entende-se que os indicadores sociais são instrumentos que subsidiam o planejamento público na formulação e reformulação de políticas sociais que visem à garantia e/ou melhoria do bem-estar da população. As dimensões alcançadas pelos indicadores podem dar aos formuladores de políticas públicas, sociedade civil e pesquisadores uma visão mais ampliada da realidade social ao mesmo tempo em que permitem à pesquisa acadêmica um aprofundamento das

observações das mudanças sociais causadas por essas políticas ou a ausência delas (JANNUZZI, 2006; KAYANO; CALDAS, 2002; PARAHOS *et al.*, 2013).

Contudo, é necessária uma ressalva na utilização *stricto sensu* apenas do indicador para formulação ou observação de um programa ou política. Evidencia-se que “indicador social apenas indica” (JANNUZZI, 2002, p.55), mesmo que alguns indicadores sejam explícitos até no nome, redundante, como indicador de mortalidade infantil retratar mortalidade infantil. É fundamental que o indicador seja observado em conjunto com o conceito que originou a sua demanda ou utilização. O contexto no qual está sendo aplicado não pode ser dissociado da quantificação (KAYANO; CALDAS, 2002; JANNUZZI, 2002 e 2005; PARAHOS *et al.*, 2013).

A esse respeito, tem ocorrido uma prática que parece estar-se tornando comum, que é a substituição do conceito indicado pela medida aparentemente criada para operacionalizá-lo, ou seja, o indicador. Nos casos de conceitos complexos, como desenvolvimento humano, qualidade de vida ou responsabilidade social, os conceitos em si são banalizados, tomando por si como verdade o valor ou a variação dos valores dos indicadores (JANNUZZI, 2002; GUIMARÃES; JANNUZZI, 2005; JANNUZZI; BARRETO; SOUSA, 2013).

O desenvolvimento humano é um exemplo claro dessa prática. Jannuzzi (2002) menciona que a avaliação do desenvolvimento humano nos países, regiões e municípios se reduz à verificação da variação do indicador construído para medir o conceito de desenvolvimento humano, em vez da análise conceitual propriamente. Se ao longo do período analisado o valor do indicador se manteve estável, a constatação aparente é de que não houve avanços ou retrocessos no programa ou política aplicada, mesmo que se tenham realizado (ou não) esforços para essa mudança em alguma das dimensões não constantes do indicador (JANNUZZI, 2002; GUIMARÃES; JANNUZZI, 2005; JANNUZZI; BARRETO; SOUSA, 2013).

Imaginar que a combinação de vários indicadores sociais e de suas múltiplas dimensões representativas, submetidos a modelagens matemáticas e processos estatísticos, chega a um indicador final capaz de retratar uma realidade social, pode ser uma percepção metodologicamente enviesada nas Ciências Sociais aplicadas. O caminho para um indicador consistente se alicerça em um modelo teórico ou em um modelo de intervenção social mais geral, em que estejam explicitadas as variáveis, categorias analíticas de maior relevância e a ligação causal ou lógica de relação entre elas, além da observação estrita ao conceito (JANNUZZI, 2002).

Trazendo ao debate a escolha e o uso de um indicador social, deve-se atentar à sua função, que é mensurar, quantificar, operacionalizar um conceito social, como desenvolvimento humano e vulnerabilidade social, que serão abordados neste trabalho, servindo como subsídio para a formulação, reformulação e acompanhamento de um programa ou política social. Como mencionado em parágrafo anterior, não se deve banalizar o conceito em detrimento do uso do indicador. É fundamental que um indicador social tenha características e propriedades que garantam a representatividade do conceito (indicando).

A produção de indicadores requer uma análise bastante cuidadosa. Ao longo do seu processo de produção e acompanhamento, devem estar bem claros o que se objetiva medir, a qualidade dos dados utilizados que irão compor o indicador, cautela na interpretação dos resultados de forma a não se extrapolar em conclusões além do que o é demonstrado, e a compreensão do indicador pela sociedade ou grupos direcionados ao programa ou política destinada (KAYANO; CALDAS, 2002). De nada adianta criar um indicador que não traduz a informação a quem é de interesse.

A escolha de indicadores sociais para uso no processo de formulação e avaliação de políticas públicas deve ser pautada pela aderência desses a uma série de propriedades desejáveis e pela estruturação da aplicação, de modo a definir a tipologia mais adequada. A relevância para a agenda política social é a primeira das propriedades fundamentais que os indicadores escolhidos devem possuir; assim como a validade em relação ao conceito que se quer representar (indicando) e a confiabilidade da medida (confiabilidade dos dados usados na sua construção) são critérios fundamentais (KAYANO; CALDAS, 2002; JANNUZZI, 2002, 2005 e 2006; PARAHOS, *et al.*, 2013).

Para além dessas três propriedades, um indicador social deve apresentar um grau de cobertura populacional condizente com o propósito a que se destina, ser sensível às políticas públicas implementadas, ser específico a efeitos de programas setoriais, ter transparência metodológica na sua construção, comunicabilidade ao público, ser de obtenção possível, ser atualizável periodicamente a custos razoáveis, ser amplamente desagregável em termos geográficos, sociodemográficos e socioeconômicos e ter uma série histórica que possibilite a comparabilidade ao longo do tempo (KAYANO; CALDAS, 2002; JANNUZZI, 2002, 2005 e 2006).

Dentro da proposta de compreensão do conceito de indicadores sociais e sua escolha, será explanada brevemente a ideia intrínseca em cada uma das

propriedades elencadas anteriormente nas quais se deseja avaliar a aderência do indicador. Essa avaliação, preconizada por diversos autores, sobretudo Jannuzzi, é condição necessária para determinação do uso ou não de um indicador no atendimento ao propósito desejado. Não é objetivo do presente trabalho, tampouco seria alcançável, avaliar a construção ou qualidade do IDH e IVS. O objetivo é a análise espacial desses índices e seus indicadores nos municípios nas divisões regionais do estado de Minas Gerais.

A respeito das três primeiras propriedades tratadas em parágrafo anterior, a relevância para a agenda política social é o norteador na avaliação de aderência às propriedades, pois traz o principal objetivo da utilização do indicador diante do conceito social ou demanda política. Em sequência, a validade é outro critério fundamental, porque reflete o desejo de disposição de medidas o mais próximo possível do conceito e, por fim, a confiabilidade por meio do uso de dados confiáveis na construção que é importante para legitimar o uso do indicador (KAYANO; CALDAS, 2002; JANNUZZI, 2002, 2005 e 2006).

Sobre cobertura, essa é uma propriedade a qual se fundamenta na boa cobertura territorial ou populacional do indicador, de forma que se tenha a maior representatividade desse. Indicadores sociais produzidos a partir dos censos demográficos são um ótimo exemplo do quão são importantes para o país, pois alcançam diversos recortes espaciais com a mesma uniformidade. Na ausência de ampla cobertura como as censitárias, outros indicadores de outras bases de dados também podem ser utilizados mediante avaliação da sua relevância frente à temática (KAYANO; CALDAS, 2002; JANNUZZI, 2005 e 2006).

Quanto à sensibilidade e especificidade, são propriedades que também devem ser submetidas à avaliação na escolha de indicadores para a elaboração de um sistema de monitoramento e avaliação de programas públicos. É uma condição necessária que as medidas sejam sensíveis, também específicas às ações previstas nos programas e/ou políticas de maneira que permitam avaliar rapidamente se houve ou não impacto na intervenção (KAYANO; CALDAS, 2002; JANNUZZI, 2005 e 2006).

Na pesquisa social, a boa prática recomenda que os procedimentos de construção dos indicadores sejam claros e transparentes. As decisões metodológicas devem ser justificadas e justificáveis e que, as escolhas subjetivas que possam ocorrer, “invariavelmente frequentes” como aponta Jannuzzi (2005, p. 141), sejam objetivamente explicitadas. Parahos *et al.* (2013, p. 153) corroboram aduzindo que

“[...] se não é possível entender como o indicador foi construído, fica impossível utilizá-lo tanto em pesquisas acadêmicas quanto na formulação e avaliação de políticas públicas. Essa é a essência da replicabilidade científica.” Transparência na metodologia é fundamental para que o indicador tenha pertinência nos meios técnicos e científicos de forma a garantir a sua legitimidade política e social (PARAHOS *et al.*, 2013).

No bojo da transparência na construção do indicador, é fundamental que ele garanta uma boa comunicação. Que seja capaz de transmitir com clareza as decisões técnicas tomadas pelos formuladores de programas e políticas e que a população, mídia, representantes das comunidades e demais agentes públicos sejam capazes de compreender os objetivos e finalidades desejadas. Há um alerta de que o uso de indicadores muito complexos pode ser visto como pouco transparente e um abuso tecnocrático dos formuladores de programas e políticas, podendo levar a um possível fracasso na implementação (KAYANO; CALDAS, 2002; JANNUZZI, 2005 e 2006).

Entre as propriedades listadas, há a periodicidade de atualização e a possibilidade na obtenção dos indicadores sociais a custos que não onerem a sua utilização para o acompanhamento de programas e políticas públicas (KAYANO; CALDAS, 2002). A regularidade do levantamento dos indicadores é uma das grandes limitações apontadas nos sistemas estatísticos em quase todo o mundo. Quando não há atualização periódica, a comparação do indicador fica comprometida. A depender do recorte espacial a qual se deseja, por exemplo, municipal, o levantamento ocorre a cada dez anos, pelo Censo Demográfico do IBGE, com cobertura nacional. Há, por outro lado, registros administrativos de vários órgãos, mas que não são capazes de chegar a recortes espaciais menores. Os custos para levantamentos mais apurados podem ser inviáveis, levando o formulador à avaliação mais minuciosa e cautelosa da pertinência na escolha (JANNUZZI, 2005 e 2006; PARAHOS *et al.*, 2013).

Os indicadores também devem ser capazes de se referir a grupos sociais de interesse de estudos, ou seja, população alvo de programas como grupos sociodemográficos específicos (crianças, idosos, homens, mulheres, brancos, negros etc.), grupos vulneráveis (desempregados, famílias pobres, analfabetos etc.), povos e comunidades tradicionais (quilombolas, vazanteiros, geraizeiros etc.). É importante também que se consigam desagregar os indicadores a espaços geográficos reduzidos, objetivando melhor direcionamento do programa ou política (KAYANO; CALDAS, 2002; JANNUZZI, 2005 e 2006).

A comparabilidade do indicador, ao longo do tempo, formando uma série histórica, é uma propriedade importante e desejável. A partir de comparações é possível inferir tendências e fazer avaliações dos efeitos obtidos ou não dos programas ou políticas sociais aplicadas. Importante ressaltar que a comparabilidade deve ser mantida, e conservada a metodologia que a garanta. O conceito, a confiabilidade da medida e os dados devem continuar seguros e serem compatíveis a fim de serem comparáveis para garantir uma avaliação efetiva (JANNUZZI, 2005 e 2006; PARAHOS *et al.*, 2013).

Viu-se que muitas são as propriedades elencadas para escolha e uso de um indicador social. No entanto, numa perspectiva aplicada, é muito rara a disponibilidade de indicadores sociais que detenham plenamente todos os requisitos. Caberá ao analista avaliar a substituição do indicador ausente ou que não atenda ao propósito requerido. Isso impõe ao pesquisador ou ao formulador de políticas públicas a tarefa de analisar cuidadosamente o grau de aderência dos indicadores disponíveis às propriedades explanadas anteriormente.

Jannuzzi (2002, 2005 e 2006) esclarece de forma bastante direta que, na prática, nem sempre o indicador de maior validade é o mais confiável; o mais confiável nem sempre é o mais sensível; o mais sensível talvez não seja o mais específico. Encontrar um indicador capaz de reunir todas essas qualidades, na escala territorial e periodicidade requerida, pode ser uma tarefa nem sempre possível, submetendo o analista ou planejador de políticas ao processo de escolhas. A seleção de indicadores é uma tarefa delicada, já que não existe uma teoria formal que a oriente com estrita objetividade. O que se precisa garantir é a seleção fundamentada na avaliação crítica, garantindo a existência de uma relação de associação entre o conceito (indicando) e os indicadores propostos (JANNUZZI, 2002, 2005 e 2006).

Uma análise importante é que, para Jannuzzi (2002), há uma crítica necessária de reflexão sobre os indicadores sociais. Limitações na validade de vários indicadores sociais parecem estar no que ele chama de “raiz de alguns achados incongruentes na pesquisa social quantitativa” (JANNUZZI, 2002, p.57). O autor pontua que alguns trabalhos apontam que não há associação entre desemprego e pobreza, ou entre violência e condições de vida, sem o devido questionamento se, na realidade, a falta de significância estatística na correlação entre os indicadores utilizados seja resultante da validade da medida em representar as dimensões sociais desejadas. Um exemplo

claro de que, nesse caso, depara-se com ausência de análise crítica pelo pesquisador ou do formulador das políticas.

Outro aspecto é a pouca reflexão sobre a validade dos indicadores, ou seja, a pertinência ao conceito ao qual se destina, bem como da estrutura de causalidade entre as dimensões pretensamente estudadas. A ausência dessas duas observações pode afetar a inferência sobre a associação entre as variáveis, o que leva a uma distorção da análise como mencionado no parágrafo anterior. Deve-se também certificar a confiabilidade dos cálculos, uma vez que os indicadores podem estar sujeitos a erros sistemáticos ainda no processo de coleta de dados, e/ou erros amostrais de pesquisas de campo. Assim, a elaboração de *rankings* classificatórios em termos de indicadores sociais, em quaisquer recortes espaciais, para eleição de prioridades em distribuição de recursos, deverá ser bem analisada para que não se cometam erros e injustiças sociais (JANNUZZI, 2002).

Percebe-se que a avaliação da aderência às propriedades anteriormente citadas é aspecto primordial para a legitimação do uso de um indicador. Além da observação das propriedades, a escolha de indicadores para uso na formulação, reformulação e avaliação de programas também se deve pautar pela natureza ou pelo tipo dos indicadores pretendidos (JANNUZZI, 2005).

Sobre a natureza ou tipos dos indicadores, existem vários sistemas que classificam os indicadores sociais. A mais comumente utilizada é a divisão segundo a área temática da realidade social a que se refere. Assim, brevemente, expõem-se os exemplos, sem entrar em um enfoque mais detalhado, uma vez que a própria nomenclatura, por vezes, é capaz de demonstrar a tipologia de que há vários indicadores: indicadores de saúde, educacionais, mercado de trabalho, demográficos, habitacionais, segurança pública, urbana, renda e desigualdade, desenvolvimento humano, vulnerabilidade social, entre tantos outros (JANNUZZI, 2005 e 2006).

Para a análise e formulação de políticas sociais, uma classificação de extrema relevância é a de diferenciação dos indicadores quanto à natureza do ente indicado, ou seja, classifica-se de acordo com os seguintes aspectos: indicador-insumo, indicador-resultado, indicador-impacto e indicador-processo (JANNUZZI, 2002 e 2005).

O indicador-insumo corresponde às medidas associadas à disponibilidade de recursos humanos, financeiros ou equipamentos destinados ao programa ou política que afeta uma das dimensões da realidade social; indicador-resultado é ligado aos



objetivos finais dos programas públicos, permitindo avaliar a eficácia do cumprimento das metas impostas; indicador-impacto se refere aos efeitos e desdobramentos mais gerais usados para verificar o impacto decorrente da implantação do programa; indicador-processo são os indicadores intermediários responsáveis por quantificar o esforço operacional na alocação de recursos humanos, físicos e financeiros para a obtenção de melhorias efetivas de bem-estar (JANNUZZI, 2002 e 2005).

Jannuzzi (2005) esclarece que distinguir essas dimensões operacionais (insumo, processo, resultado, impacto) nem sempre é uma tarefa fácil e pode não ser muito clara em algumas situações, sobretudo quando os programas ou políticas sociais são muito específicos ou muito abrangentes. No entanto, é sempre possível identificar indicadores mais vinculados aos esforços de políticas e programas sociais, também quando se referem aos seus efeitos ou ausência desses. A escolha de indicadores sociais para avaliação de programas e políticas públicas depende não apenas de suas propriedades, mas da finalidade a qual se destinam. A matriz de indicadores sociais deve ser complexa de forma a contemplar indicadores que se relacionam a diferentes políticas setoriais, diferentes fases dos processos de implementação dos programas, bem como aos objetivos a que se destinam (JANNUZZI, 2002 e 2005).

Como dito anteriormente, propor um modelo de formulação e/ou avaliação de políticas públicas pode levar a uma seleção de variados indicadores e certa complexidade. Contudo, é importante que essa complexidade não inviabilize ou mesmo impeça a sua prática de utilização. Jannuzzi (2002) comenta que se tem percebido uma preferência pelos pesquisadores e formuladores de políticas públicas à utilização de índices sociais sintéticos em detrimento do uso de conjuntos mais abrangentes de indicadores sociais.

Sobre essa tendência, é importante analisar a classificação dos indicadores em simples (ou analíticos) ou indicadores compostos (ou índices sintéticos) – conceitos já expostos. Partindo de pressupostos básicos, os indicadores analíticos são aqueles voltados ao aspecto analítico, como o próprio nome diz, que são simples e diretos em mensurar o conceito a partir das questões sociais, como quantidade de leitos hospitalares, taxa de mortalidade infantil, taxa de desemprego etc. (KAYANO; CALDAS, 2002; JANNUZZI, 2002, 2005 e 2006; PARAHOS *et al.*, 2013).

Quanto aos índices sociais sintéticos, esses são construídos a partir da combinação de medidas mais simples agregadas, por meio de processos estatísticos

e matemáticos. O grande exemplo é o IDH que, como o próprio nome diz, é um índice social construído a partir de combinação, por meio de modelos matemáticos, de indicadores simples das áreas de saúde, educação e renda (KAYANO; CALDAS, 2002; PARAHOS *et al.*, 2013).

A construção de índices sintéticos, como o caso do IDH e do Índice de Vulnerabilidade Social (IVS), tem forte apelo explicativo, baseado na suposta simplicidade e capacidade de síntese em situações em que se precisa de uma avaliação geral do bem-estar, condições de vida ou nível socioeconômico de grupos sociais observados. A principal justificativa é que o índice sintético permite orientar de forma mais objetiva a política social, ao contrário do sistema de indicadores sociais (JANNUZZI, 2002, 2005 e 2006; SCHUMANN; MOURA, 2015).

Nesse aspecto, tem-se uma ideia implícita de que os índices sintéticos, ao agregarem uma série de medidas ou indicadores simples acerca de uma realidade social de um determinado recorte espacial, refletiriam um comportamento médio ou situação típica desse recorte em termos do desenvolvimento humano, qualidade de vida, vulnerabilidade social ou outro conceito operacional do qual se originou. Enfatiza ainda a facilidade de comunicação, sobretudo difusão na mídia, mesmo que os índices sintéticos sejam importantes instrumentos para elaboração de *rankings* de priorização de políticas públicas (JANNUZZI, 2002 e 2005; SCHUMANN; MOURA, 2015).

Apesar da aparente simplicidade e aplicabilidade dos índices sintéticos como forma de avaliação da efetividade social das políticas públicas, ou como direcionadores de prioridades em gastos sociais, esses índices estão sujeitos a fortes questionamentos (KAYANO; CALDAS, 2002). Um exemplo é a indagação sobre a possibilidade, de fato, por meio da combinação de múltiplas medições de aspectos sociais diferentes, de retratar a realidade social. Questiona-se o quão capaz um índice sintético, com combinações e agregação de indicadores, seria capaz de mensurar e apontar quais mudanças específicas ocorreram e quais os seus efeitos em um programa ou política pública. A observação que se faz é que o indicador pode-se tornar menos sensível e específico ao esforço de uma política social direcionada (GUIMARÃES; JANNUZZI, 2005; SCHUMANN; MOURA, 2015).

Para além do questionamento sobre a limitação da capacidade de avaliação de um programa ou política social, ainda pesa sobre os índices sintéticos a crítica sobre o risco de sua utilização como critério para eleger municípios, ou grupos de municípios, a se enquadrarem em determinada política pública direcionada. A

observação do índice sintético pode levar a uma visão socialmente míope ao não ser revelado um possível bolsão de pobreza ou ausência de uma das políticas observadas na área de estudo desejada, mascarada pelos processos matemáticos e estatísticos na produção do índice sintético (GUIMARÃES; JANNUZZI, 2005).

Nessa mesma linha crítica, o processo matemático de sintetização da informação social a partir de agregação e combinação de indicadores simples, costuma incorrer no distanciamento do conceito e da medida, o que enseja em perda de transparência para os potenciais usuários. Esse fato culmina no grande problema que é a interpretação que se faz de que o indicador adquire o *status* do próprio conceito (indicando), o que são ideias distintas que não devem ser confundidas (JANNUZZI, 2002 e 2005; GUIMARÃES; JANNUZZI, 2005).

Ainda acerca do processo de sintetização, há a crítica sobre o processo de atribuição de pesos às medidas. Tecnicamente, essa explicação é dada pela ponderação de cada indicador para se chegar a uma medida final. No entanto, para a atribuição de pesos aos indicadores, há certo grau de arbitrariedade na definição do que é mais relevante, o que gera fortes questionamentos. Qual indicador componente é o mais importante? Por que é mais importante? (JANNUZZI, 2002 e 2005; GUIMARÃES; JANNUZZI, 2005).

Em suma, em relação aos índices sintéticos, as principais críticas são: a possibilidade da operação de sintetização distanciar o conceito da medida; torná-lo menos sensível e específico a algum programa ou política; perda da capacidade analítica frente a um indicador ou conjunto de indicadores simples (analíticos); processos matemáticos e estatísticos que transformam os indicadores, muitas vezes de áreas distintas, que podem retirar a comensurabilidade das medições, e crítica à arbitrariedade da atribuição de pesos (ponderação) aos indicadores.

Entretanto, por mais que existam críticas e essas sejam fundamentadas, é necessário que se reconheça que os índices sintéticos acabam se legitimando em diversos aspectos. Uma legitimação conferida é a social, quando o índice tem frequente visibilidade e difusão na mídia, sobretudo, favorecido pelo formato sintético de fácil divulgação midiática, bem como utilização pelas Organizações Não Governamentais (ONG) para monitoramento de políticas sociais; política, quando gestores públicos e legisladores demandam e/ou participam do processo; técnica, quando o índice cumpre o papel de apontar a questão abordada; e, por fim, institucional, por ter servido de instrumento de garantia do espaço institucional de

instituições de estatística e planejamento que o desenvolvem (JANNUZZI, 2005; GUIMARÃES; JANNUZZI, 2005).

No Brasil, têm ocorrido várias propostas de indicadores sintéticos, uns com maior e outros com menor grau de sofisticação metodológica. Têm sido elaborados por pesquisadores de universidades, órgãos públicos e centros de pesquisas para atender às demandas de informações para formulação de políticas e tomadas de decisões públicas. Grande parte dessa demanda se deve ao sucesso alcançado pelo IDH, ainda na década de 1990, na disseminação do uso de índices sintéticos (SCANDAR NETO; JANNUZZI; SILVA, 2008; NAHAS, 2009; PARAHOS *et al.*, 2013).

Brevemente abaixo, seguem alguns exemplos de índices sintéticos e suas instituições proponentes: Índice de Desenvolvimento Humano Municipal (IDHM) e Índice de Condições de Vida Municipal (ICV) da Fundação João Pinheiro/MG; Índice de Qualidade Municipal (IQM) da Fundação CIDE/RJ; Índice Paulista de Responsabilidade Social (IPRS), Índice de Vulnerabilidade Juvenil (IVJ) e Índice Paulista de Vulnerabilidade Social (IPVS) da Fundação SEADE/SP; Índice de Desenvolvimento Social (IDS) da Superintendência de Estudos Econômicos e Sociais da Bahia; Índice de Qualidade de Vida Urbana (IQVU) da Prefeitura de Belo Horizonte. Existem inúmeros outros, mas aqui apenas foram elencados a título de demonstração (PARAHOS *et al.*, 2013; SCHUMANN; MOURA, 2015).

Há um forte contra-argumento de que os sistemas de indicadores sociais que contemplam as diversas dimensões sociais, desenvolvidos mediante debate teórico e metodológico ao longo das últimas décadas, continuam a ser o melhor instrumento de análise para os formuladores de políticas e tomadores de decisão. São exemplos bem sucedidos os sistemas de indicadores de saúde, de mercado de trabalho, e indicadores para políticas urbanas, em âmbito brasileiro. Em nível mundial, há exemplos do sistema de indicadores do bem-estar da OCDE e o sistema de indicadores sociais e demográficos da divisão de estatística da ONU, por exemplo (JANNUZZI, 2002).

Assim, no debate quanto ao uso de indicadores sintéticos ou sistemas de indicadores simples, não parece haver consenso nem mesmo entre os pesquisadores. Há aqueles críticos aos indicadores sintéticos alegadamente à incapacidade de apreender um conceito social por meio de processos de agregações matemáticas em um único número. Por outro lado, os que defendem a maior facilidade na análise de uma única medida na tomada de decisão em detrimento da observação de um quadro

de indicadores muito amplo que talvez dificulte o apontamento de prioridades (SCHUMANN; MOURA, 2015).

Entretanto, ao passo de uma convergência de entendimentos, propostas que integrem indicadores sintéticos e sistemas de indicadores, mediante tabelas, gráficos, cartogramas, mapas, podem representar um avanço conceitual e operacional como ferramentas de gestão e monitoramento de programas e políticas sociais, visto que podem se complementar e ampliar a visão dos pesquisadores e formuladores de políticas públicas.

Em atendimento ao escopo desta pesquisa, foram apresentados, ainda que brevemente, os conceitos básicos para subsídio à análise de indicadores simples e dos índices sintéticos. O objetivo principal da pesquisa é analisar a espacialização do IDHM e do IVS, e suas dimensões e indicadores, nos municípios e nas Regiões Geográficas Intermediárias de Minas Gerais. Logo, da mesma forma como os conceitos apresentados anteriormente, esses índices sintéticos foram construídos a partir de indicadores simples, com o pressuposto de medir e indicar uma realidade social conceitual à qual cada um se destina.

### **3.3.1 Índices de Desenvolvimento Humano Global e Municipal**

#### **3.3.1.1 Índice de Desenvolvimento Humano Global - IDH**

A definição de desenvolvimento humano, na concepção do PNUD, fundamenta que as pessoas são a verdadeira riqueza de uma nação e devem ser o objetivo central do planejamento. O objetivo é proporcionar a elas a oportunidade de uma vida longa e saudável, ter acesso à educação, cultura e conhecimento, liberdade de escolha política, segurança, garantia de direitos humanos e o acesso à renda. Assim, o desenvolvimento humano é um processo dinâmico e permanente de ampliação das oportunidades dos indivíduos na melhoria de bem-estar, tendo também condições de dispor de recursos suficientes para o acesso e consumo adequado de bens e serviços (UNDP, 1990; JANNUZZI, 2002; SEN, 2010; LOBO; MATOS, 2011).

Como exposto anteriormente, até metade do século XX, a análise do desenvolvimento de um país era realizada prioritariamente na dimensão econômica, focada no PIB, PNB e no *PIB per capita*. Entretanto, a partir da metade do século XX, a concepção de desenvolvimento restrita a resultados econômicos passou a sofrer fortes críticas. A pobreza e a desigualdade persistentes ou se expandindo pelo mundo

demandavam novas contribuições teóricas e instrumentos de medição para uma avaliação mais adequada da realidade social (LOBO; MATOS, 2011; DALTO; PIRES; AGUIAR, 2021).

Jannuzzi (2002 e 2006), Kayano e Caldas (2002) pontuam que com o progressivo desgaste do PIB *per capita* como indicador socioeconômico, que media somente a renda produzida por um país, desconsiderando outros aspectos do desenvolvimento, pesquisadores e organismos internacionais começaram a propor e testar outros indicadores em substituição ao PIB *per capita*. Várias foram as propostas desenvolvidas, mas os estudos realizados para a construção de um indicador quantitativo de nível de vida, no Instituto de Pesquisa e Desenvolvimento das Nações Unidas (UNRISD), nos anos 1960, parecem ter sido os que mais tarde influenciaram de forma decisiva na definição do IDH junto ao PNUD ao final da década de 1980 e apresentado em 1990 (JANNUZZI, 2006).

Foram apresentados em 1990, no primeiro Relatório de Desenvolvimento Humano do PNUD, a conceituação de desenvolvimento humano, conjuntamente com o IDH. Tanto a ideia conceitual, bem como o IDH propõem um contraponto ao desenvolvimento baseado somente na riqueza dos países. Assim, desde 1990, o PNUD utiliza o IDH como uma proposta alternativa ao PIB para medir o desenvolvimento dos países (UNDP, 1990; HAQ, 1995; MANCERO, 2001; IPEA, 2009; LOBO; MATOS, 2011; PNUD; FJP; IPEA, 2013).

Para avaliar operacionalmente o conceito de desenvolvimento humano, seu nível e progresso comparado ao longo do tempo, foi construído o IDH, que é um índice sintético, a partir da aglutinação de indicadores que representam as três dimensões básicas que devem ser observadas para o desenvolvimento humano, que são uma vida longa e saudável (longevidade); conhecimento (educação); e um nível de vida digno (renda) (UNDP, 1990 e 2004; MANCERO, 2001; JANNUZZI, 2002 e 2006; MACHADO; PAMPLONA, 2008).

A partir da medição do IDH, o desenvolvimento humano é tido como uma finalidade da renda e não um meio para essa, como já exposto por outros autores. Ainda que possa haver limitações ao indicador sintético, também já discutido, a sua divulgação despontou, juntamente com os Relatórios do Desenvolvimento Humano, trazendo as pautas de políticas públicas à discussão sobre a análise somente da renda e da riqueza na sociedade (KAYANO; CALDAS, 2002).

Uma questão de destaque é que, embora o objetivo inicial do IDH e suas dimensões não tenham mudado ao longo dos anos, sua construção sofreu diversas modificações. Alterações teóricas e metodológicas são sempre debatidas e, como resultado, mudanças são incorporadas com o intuito de melhor retratar o conceito social (indicando) por meio do indicador que se destina a essa finalidade. Assim, algumas modificações ao longo dos anos foram feitas nas variáveis utilizadas ou no cálculo dos índices (MANCERO, 2001).

Ainda que diversas modificações tenham sido feitas no cálculo do IDH, desde a sua publicação no primeiro Relatório do Desenvolvimento Humano, em 1990, persistem as diversas críticas, ano após ano, sobre escolha das medições, seleção de indicadores, normalização e transformação das variáveis, ponderações, entre outras, fazendo com que se trabalhe a fim de corrigir possíveis distorções apresentadas e de propor melhorias no indicador (MANCERO, 2001; COMIM *et al.* 2010).

Permeando essas críticas, o próprio Amartya Sen, um dos criadores do IDH, enfatiza a restrição do índice, reduzido a um único número, ser capaz de tentar captar e retratar a complexidade do desenvolvimento humano (KAYANO; CALDAS, 2002). No aspecto metodológico, alterações nas variáveis ou na ponderação e cálculo dos indicadores são objetos de discussão nas publicações dos Relatórios de Desenvolvimento Humano com notas técnicas explicativas ao final das publicações.

Expostas as particularidades, é explorado brevemente o processo de cálculo do IDH global. O índice final é composto pelos índices de cada uma das três dimensões apresentadas anteriormente. Nesse processo, são definidos valores máximos e mínimos (balizadores) para cada indicador primário referente a cada dimensão. A normalização dos dados é necessária, pois os indicadores que o compõem se apresentam em diferentes unidades de medidas e, conseqüentemente, diferentes intervalos de valores. Assim, com o processo de normalização pela definição de máximos e mínimos para cada dimensão, os indicadores são transformados em medidas adimensionais, em que o desempenho de cada indicador varia de zero (valor mínimo) a um (valor máximo).

O procedimento do cálculo matemático de normalização dos dados (Equação 1) é descrito nas notas técnicas dos Relatórios do Desenvolvimento Humano (UNDP, 1990 e 2004; MANCERO, 2001; SCARPIN; SLOMSKI, 2007).

$$\text{Índice de dimensão} = \frac{\text{Valor}_{\text{atual}} - \text{Valor}_{\text{mínimo}}}{\text{Valor}_{\text{máximo}} - \text{Valor}_{\text{mínimo}}} \quad (1)$$

Os indicadores que compõem essas três dimensões são justificados pela disponibilidade com maior regularidade na maioria dos países. A primeira dimensão estudada pelo IDH é uma vida longa e saudável (longevidade), que reflete a oportunidade que as pessoas têm de evitar uma morte precoce e a garantia de acesso à saúde de qualidade. A obtenção do valor dessa dimensão é a partir do cálculo de um único índice, indicador Esperança de vida ao nascer, que retrata condições de saúde e riscos à mortalidade e, assim, gera o Índice da Esperança de Vida (UNDP, 1990 e 2004; MANCERO, 2001; SCARPIN; SLOMSKI, 2007; PNUD; IPEA; FJP, 2013).

A dimensão conhecimento (educação), na primeira publicação em 1990, utilizava somente um indicador, a Taxa de Alfabetização de Adultos. No entanto, a partir de 1991, passou a ser composto utilizando dois indicadores com pesos ponderados de  $\frac{2}{3}$  para o Índice de Alfabetização de Adultos e  $\frac{1}{3}$  para o Índice de Escolarização Bruta, passando por adequações ao longo dos anos seguintes a fim de retratar melhor essa dimensão frente à realidade. Assim, calcula-se o Índice da Educação o qual retrata a dimensão conhecimento, que se fundamenta na expansão das habilidades das pessoas para que possam decidir seu futuro, ampliar suas escolhas e perspectivas de vida (UNDP, 1990 e 2004; MANCERO, 2001; SCARPIN; SLOMSKI, 2007; MACHADO; PAMPLONA, 2008; PNUD; IPEA; FJP, 2013).

Para a dimensão nível de vida digno (renda), o PIB *per capita* ajustado segundo o Poder de Paridade de Compra (PPC) é utilizado para refletir a necessidade de recurso de renda para aquisição de bens e serviços necessários para sobrevivência. Também é constantemente revisado para melhor retratar a realidade. O rendimento é ajustado porque não é necessário um rendimento ilimitado para se alcançar um nível elevado de desenvolvimento humano. Por esse motivo, utiliza-se o logaritmo para o rendimento, atenuando a escala de valores e linearizando as variações. Daí, calcula-se o Índice do PIB (UNDP, 1990 e 2004; MANCERO, 2001; SCARPIN; SLOMSKI, 2007; PNUD; IPEA; FJP, 2013).

Após calculados os índices das três dimensões, calcula-se o IDH final dos países. Uma observação relevante é que, de 1990 até 2009, o IDH era calculado pela média aritmética da soma dos índices das dimensões (Equação 2).



$$\text{IDH} = \frac{\text{IDH}_{\text{longevidade}} + \text{IDH}_{\text{educação}} + \text{IDH}_{\text{renda}}}{3} \quad (2)$$

A partir de 2010, houve uma revisão metodológica e o índice passou a ser calculado pela média geométrica do produto dos índices das dimensões (Equação 3).

$$\text{IDH} = \sqrt[3]{\text{IDH}_{\text{longevidade}} \times \text{IDH}_{\text{educação}} \times \text{IDH}_{\text{renda}}} \quad (3)$$

Como os índices das dimensões estão normalizados entre zero e um, o valor final do IDH também tem seus valores contidos no intervalo de zero a um (UNDP, 1990, 2004 e 2010; JANNUZZI, 2002 e 2006; SCARPIN; SLOMSKI, 2007; COMIM *et al.* 2010; MAJEROVÁ, 2012).

A revisão no cálculo da média a partir de 2010, fez-se necessária, pois a média aritmética simples tinha grande limitação já que qualquer avanço em uma dimensão podia ser facilmente contrabalançado por um avanço em outra. Países com fracos avanços sociais podiam avançar no IDH apenas por melhorias no desempenho de suas economias, por exemplo. A fim de minimizar esse impacto, o uso da média aritmética foi substituído pelo uso da média geométrica. Dessa forma, o desempenho de um país é melhor refletido por progressos harmônicos nas três dimensões (UNDP, 2010; COMIM *et al.*, 2010).

Após calculado o valor do IDH, os países têm o seu desenvolvimento humano classificado de acordo com valores em forma de *ranking*. Esses valores se encaixam em faixas de cortes para os classificar de acordo com o grau de desenvolvimento humano. Igualmente ao cálculo do IDH, houve alterações nas escalas de classificação desde o ano de 1990 (UNDP, 1990, 2009, 2010, 2020; JANNUZZI, 2002 e 2006; SCARPIN; SLOMSKI, 2007).

Da primeira publicação em 1990 até o ano de 2008, os países eram classificados como: BAIXO DESENVOLVIMENTO (0 a 0,499), MÉDIO DESENVOLVIMENTO (0,500 a 0,799) e ELEVADO DESENVOLVIMENTO (0,800 a 1). No ano de 2009, essa classificação foi alterada passando a utilizar quatro escalas: BAIXO DESENVOLVIMENTO (0 a 0,499), MÉDIO DESENVOLVIMENTO (0,500 a 0,799), ELEVADO DESENVOLVIMENTO (0,800 a 0,899) e MUITO ELEVADO

DESENVOLVIMENTO (0,900 a 1) (UNDP, 1990, 2009; JANNUZZI, 2002 e 2006; SCARPIN; SLOMSKI, 2007).

Entre 2010 e 2013, o PNUD adotou a classificação em escalas divididas em quartis da distribuição do IDH, considerando MUITO ELEVADO, ELEVADO, MÉDIO e BAIXO. A partir de 2014 até 2020, houve uma nova mudança, as classificações passaram a utilizar limiares fixos, derivados dos quartis da distribuição dos indicadores componentes. Assim, classifica-se como: BAIXO (0 a 0,549), MÉDIO (0,550 a 0,699), ELEVADO (0,700 e 0,799) e MUITO ELEVADO (0,800 a 1) (UNDP, 2010 e 2020; JANNUZZI, 2002 e 2006; SCARPIN; SLOMSKI, 2007).

Os resultados dos IDHs são trazidos pelo PNUD nos Relatórios de Desenvolvimento Humano desde a sua primeira publicação em 1990, bem como o *ranking* dos países. Os relatórios também são compostos de estudos relativos a cada temática de cada ano de publicação, revelando não apenas o valor do índice em si, mas apresentando diagnósticos baseados nos dados e nas análises estatísticas com um importante papel de reafirmarem o conceito de desenvolvimento humano dos países perante o cenário mundial.

Os relatórios têm a missão de apresentar o *ranking* de países pelo seu IDH, e também uma função primordial, que é a análise com características multidimensionais do desenvolvimento humano por meio de outras medidas relacionadas como o IPM. Destaque é que, apesar de serem publicados pelo PNUD, esses relatórios são independentes, não refletindo, necessariamente, a visão do PNUD em suas análises e recomendações (MACHADO; PAMPLONA, 2008; JANNUZZI; BARRETO; SOUSA, 2013; HERINGER, 2016).

Os relatórios não apresentam uma solução prática para resolver os problemas do desenvolvimento. Apenas discutem as questões, no entanto, não deixam de identificar problemas e defender a execução de políticas públicas. Assim como o IDH, esses relatórios são objeto de inúmeras críticas (MACHADO; PAMPLONA, 2008; JANNUZZI; BARRETO; SOUSA, 2013; HERINGER, 2016).

Como explanado anteriormente, desde 1990, o PNUD publica os Relatórios do Desenvolvimento e, a partir de 2000, também são editadas versões em português (Quadro 2).

**Quadro 2:** Relatórios de Desenvolvimento Humano 1990-2020

<b>Ano</b>	<b>Relatório de Desenvolvimento Humano</b>
1990	<i>Concept and Measurement of Human Development</i>
1991	<i>Financing Human Development</i>
1992	<i>Global Dimensions of Human Development</i>
1993	<i>People's Participation</i>
1994	<i>New Dimensions of Human Security</i>
1995	<i>Gender and Human Development</i>
1996	<i>Economic Growth and Human Development</i>
1997	<i>Human Development to Eradicate Poverty</i>
1998	<i>Consumption for Human Development</i>
1999	<i>Globalization with a Human Face</i>
2000	Direitos humanos e desenvolvimento humano – pela liberdade e solidariedade
2001	Fazendo as novas tecnologias trabalhar para o desenvolvimento humano
2002	Aprofundar a democracia num mundo fragmentado
2003	Um pacto entre nações para eliminar a pobreza humana
2004	Liberdade Cultural num Mundo Diversificado
2005	Cooperação Internacional Numa Encruzilhada
2006	Além da escassez: poder, pobreza e a crise mundial da água
2007/2008	Combater a mudança do clima: Solidariedade Humana em um mundo dividido
2009	Ultrapassar Barreiras: Mobilidade e desenvolvimento humanos
2010	A Verdadeira Riqueza das Nações: Vias para o Desenvolvimento Humano
2011	Sustentabilidade e equidade: Um futuro melhor para todo
2013	A Ascensão do Sul: Progresso Humano num Mundo Diversificado
2014	Sustentando o Progresso Humano: Redução da Vulnerabilidade e Construção da Resiliência
2015	Trabalho para o Desenvolvimento Humano
2016	<i>Human Development for Everyone</i>
2018	<i>Human Development Indices and Indicators</i>
2019	Além da renda, além das médias, além de hoje: Desigualdades no desenvolvimento humano no século 21
2020	A Próxima Fronteira: Desenvolvimento Humano e o Antropoceno

Fonte: *United Nations Development Program (UNDP)*. Org.: LOPES, P.C.B.

Sobre o IDH, percebe-se que a sua criação foi de substancial importância para a observação do desenvolvimento da sociedade, uma vez que ampliou os horizontes de que desenvolvimento não se dá somente na dimensão econômica como se

observara ao longo de boa parte do século XX – muito pelo contrário, fazia-se necessário focar no bem-estar e no desenvolvimento humano da sociedade.

Esse novo índice apresentado em 1990, em contraponto àqueles econômicos, veio carregado de uma euforia midiática. Ao mesmo tempo, as análises subsequentes sobre sua utilização trouxeram uma série de críticas, reconhecidas pelo PNUD nos Relatórios de Desenvolvimento Humano e nas adequações metodológicas. Diversas reflexões teóricas foram suscitadas ao debate, ainda que a discussão possa nunca se exaurir. Portanto, faz-se prudente e necessária uma análise conjuntural acerca do uso dos índices, levando em consideração as políticas apresentadas, de maneira a analisar não somente o aspecto quantitativo, mas também o qualitativo do desenvolvimento humano.

### **3.3.1.2 Índice de Desenvolvimento Humano Municipal - IDHM**

O IDHM é uma adaptação ao Brasil do IDH Global e tem como premissa medir e fomentar análises de desenvolvimento humano a um recorte espacial menor, em nível municipal e intraestadual no escopo deste trabalho. É elaborado a partir dos dados dos Censos Demográficos do IBGE realizados em 1991, 2000 e 2010. O índice foi desenvolvido e adequado metodologicamente ao Brasil em 1998, por meio da parceria do PNUD com a FJP e o IPEA, a fim de disponibilizar um indicador de desenvolvimento humano nos municípios do país (GUIMARÃES; JANNUZI, 2005; PNUD; IPEA; FJP, 2013; OLIVEIRA *et al.*, 2015; ROCHA; CARVALHO, 2015; HERINGER, 2016).

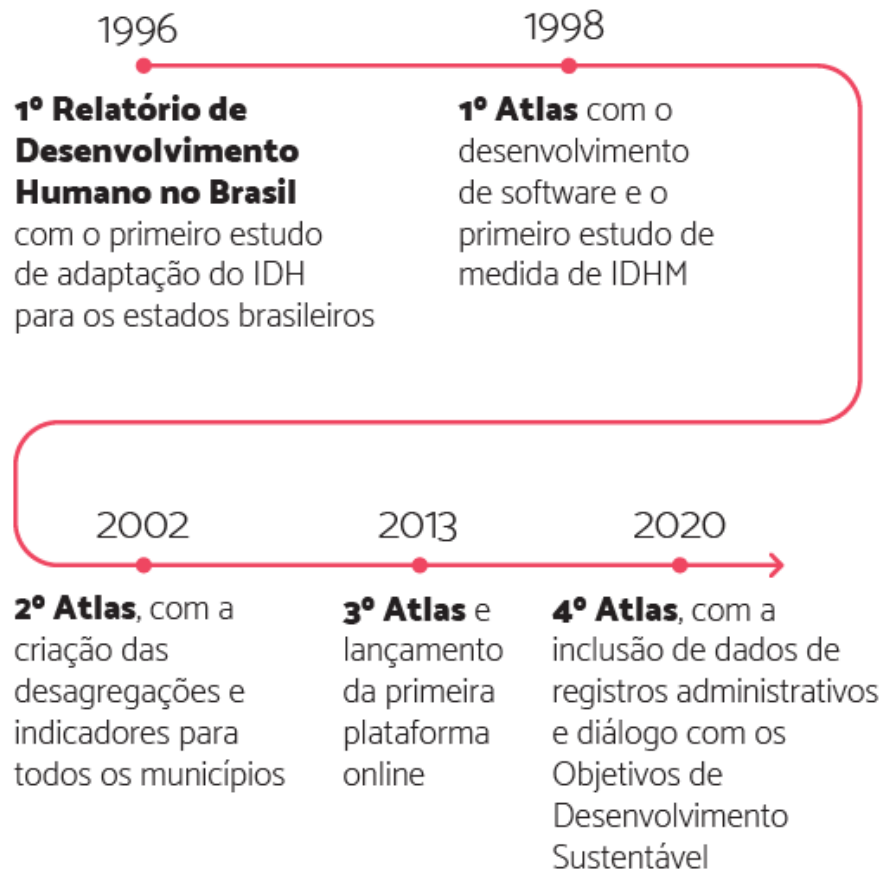
Na emergência do uso de indicadores, vários países do mundo passaram a adaptar a metodologia do IDH Global aos seus contextos nacionais, com recortes adequados a cada realidade. Na publicação do Índice de Desenvolvimento Humano Municipal Brasileiro - 2013 (PNUD; IPEA; FJP, 2013), é referido que o PNUD estimula os países a produzirem IDHs em escala interna, utilizando indicadores mais adequados aos seus recortes nacionais como forma de retratar melhor a sua realidade local. No Brasil, o Relatório de Desenvolvimento Humano publicou o IDH desagregado para níveis estaduais pela primeira vez em 1996. A adaptação do IDH, com o objetivo de adequar a metodologia e contextualizar à realidade brasileira de acordo com a disponibilidade de indicadores produzidos neste país, deu-se em 1998, dando origem

ao IDHM, sendo o Brasil um dos países pioneiros na adaptação e cálculo do índice subnacional (PNUD; IPEA; FJP, 2013; MENEZES; POSSAMAI, 2015).

Desde 1998, quando foi lançada a primeira publicação da Série Atlas do Desenvolvimento Humano no Brasil, o IDHM tem tido grande destaque e importância na orientação de programas e políticas públicas no país, sobretudo aquelas que atingem diretamente a área socioeconômica. Tal indicador tem sido considerado de grande capacidade de diálogo entre os gestores públicos, formuladores de políticas, mídia, pesquisadores e sociedade civil (PNUD; IPEA; FJP, 2013; HERINGER, 2016).

Atualmente, o IDHM tem seu acesso disponibilizado na plataforma do Atlas de Desenvolvimento Humano no Brasil (ADH), também referenciada como Atlas Brasil, que é uma plataforma disseminadora do índice e muita rica em informações. São disponibilizados, além do próprio IDHM, outros indicadores e publicações sobre diversos estudos socioespaciais brasileiros. Ao longo dos anos, desde a concepção do IDHM em 1998, houve muitas alterações no formato da plataforma até que se chegasse à forma *on-line* que é disponibilizada hoje (PNUD; IPEA; FJP, 2013 e 2020; HERINGER, 2016).

Retomando ao ADH ou Atlas Brasil, esse foi inicialmente disponibilizado por meio de um *software* que era instalado em um computador, um grande avanço, mas de certa forma limitado, pois não era uma plataforma acessível *on-line*. Nesse aspecto, a publicação do Atlas Brasil 2013, por meio do portal <http://www.atlasbrasil.org.br>, foi vista como um divisor de águas por ter seu acesso disponível *on-line*, por meio da internet, e por qualquer dispositivo. O portal engloba o IDHM, ferramentas de ranqueamento, pesquisa por consulta, mapeamento, comparativos e publicações de estudos, tornando-se uma plataforma democrática de acesso ao conhecimento e trazendo as informações mais próximo aos gestores, pesquisadores e às pessoas, com recortes espaciais em diversos níveis de consulta (HERINGER, 2016; PNUD; IPEA; FJP, 2020). A (Figura 6) ilustra essa evolução por meio da linha do tempo.

**Figura 6** – Evolução do Atlas do Desenvolvimento Humano no Brasil

Fonte: O novo Atlas do Desenvolvimento Humano no Brasil PNUD; IPEA; FJP (2020)

Na publicação do ano de 2013, como referido, o Atlas Brasil deu seu grande passo, pois, além de se tornar uma plataforma *on-line*, nessa edição, foram incorporados mais de 200 indicadores socioeconômicos do país. No Novo Atlas do Desenvolvimento Humano no Brasil, reformulado em 2020, houve uma nova evolução. Passou-se a observar, também, o desenvolvimento sustentável. A plataforma de 2013 foi atualizada, trazendo novas ferramentas e mais de 330 indicadores socioeconômicos e ambientais (PNUD; IPEA; FJP, 2013 e 2020).

Atualmente, o Atlas conta com dados dos Censos Demográficos de 1991, 2000 e 2010, além de registros administrativos e pesquisas amostrais. Dessa maneira, é possível ter acesso, além do IDHM e suas dimensões (uma vida longa e saudável, acesso a conhecimento e padrão de vida), a indicadores de temas como saúde, educação, trabalho e rendimento, condições habitacionais e vulnerabilidade, entre outros, que são fundamentais para uma análise mais completa do desenvolvimento humano dos 5.565 municípios constantes na malha territorial do Brasil em 2010. Importante destacar que, na atualidade, são 5.570, devido à criação de novos

municípios, esses não constantes à época da consolidação dos dados do Censo Demográfico 2010 (PNUD; IPEA; FJP, 2013 e 2020; OLIVEIRA *et al.*, 2015).

O IDHM é fruto de uma parceria entre o PNUD, IPEA e FJP. Um empreendimento de grande magnitude e que trouxe muitos desafios – ressalta-se que o desafio metodológico de adaptar o IDH Global à realidade brasileira, sem dúvida, merece reconhecimento. Na adaptação da metodologia, foram calculados o IDH Municipal (IDHM) dos 5.565 municípios brasileiros se baseando na malha municipal e em dados do Censo Demográfico 2010 (PNUD; IPEA; FJP, 2013; ROCHA; CARVALHO, 2015; OLIVEIRA *et al.*, 2015).

Outro desafio encontrado foi recalcular o IDHM a partir da metodologia ora ajustada, para os anos 1991 e 2000. Para isso, houve a necessidade de compatibilizar as malhas territoriais das áreas dos municípios, em virtude de divisões administrativas, fruto de emancipação política ou refinamentos cartográficos, para que fosse possível comparar de modo temporal e espacial os dados obtidos para aqueles anos (PNUD; IPEA; FJP, 2013; ROCHA; CARVALHO, 2015).

Assim como o IDH, o IDHM é um índice muito importante ao contrapor o PIB ou *PIB per capita* como conceito de desenvolvimento, ao trazer a possibilidade de comparação de um município ao longo do tempo com ele mesmo ou com outros municípios, também por estimular, por meio de *ranking*, o desenvolvimento de programas e políticas públicas. Tornou-se uma referência para a sociedade brasileira, gestores, formuladores de políticas e é um dos casos de sucesso no mundo da aplicação do índice em recorte subnacional (PNUD; IPEA; FJP, 2013).

O IDHM brasileiro segue as mesmas três dimensões do IDH Global: uma vida longa e saudável (longevidade), conhecimento (educação) e um nível de vida digno (renda). Entretanto, foram feitas adequações metodológicas para se moldar ao contexto e disponibilidade dos indicadores brasileiros e, assim, refletir com maior precisão o desenvolvimento humano da população residente em cada município. É relevante destacar que, apesar de refletirem o conceito de desenvolvimento humano, os índices IDH e IDHM não são comparáveis entre si, uma vez que se tratam de escalas e variáveis diferentes (GUIMARÃES; JANNUZZI, 2005; PNUD; IPEA; FJP, 2013; OLIVEIRA *et al.*, 2015; MENEZES; POSSAMAI, 2015).

Para o IDHM, a dimensão uma vida longa e saudável (longevidade) é medida por meio da expectativa de vida ao nascer, calculada por método indireto, utilizando dados dos censos demográficos. Mostra o número médio de anos que a pessoa pode

viver a partir do nascimento no município, desde que os padrões de mortalidade se mantenham estáveis. Assim se origina o IDHM Longevidade (PNUD; IPEA; FJP, 2013; OLIVEIRA *et al.*, 2015; MENEZES; POSSAMAI, 2015; HERINGER, 2016).

A medição da dimensão acesso ao conhecimento (educação), assim como no IDH Global, é obtida por um conjunto de dois indicadores, aos quais são atribuídos pesos para ponderação. As premissas são, no primeiro indicador, retratar a escolaridade da população adulta e, o segundo indicador, medir o fluxo escolar da população jovem. A justificativa é que, assim, é possível acompanhar a escolarização da população em momentos distintos. Por fim, é feito o cálculo da média geométrica que resulta no IDHM Educação (PNUD; IPEA; FJP, 2013; OLIVEIRA *et al.*, 2015; MENEZES; POSSAMAI, 2015; HERINGER, 2016).

A dimensão padrão de vida (renda) é medida pela renda municipal *per capita*, que é a média dos rendimentos dos moradores do município. É obtida somando-se a renda de todas as pessoas (inclusive sem renda e crianças) e dividindo pelo número total de residentes no município (PNUD; IPEA; FJP, 2013; OLIVEIRA *et al.*, 2015; MENEZES; POSSAMAI, 2015; HERINGER, 2016). O (Quadro 3) retrata as dimensões, os subíndices, os indicadores e seus respectivos pesos de ponderação.

**Quadro 3 – IDHM - Dimensões, subíndices, indicadores e pesos de ponderação**

<b>Dimensões</b>	<b>Subíndices</b>	<b>Indicadores</b>	<b>Pesos</b>
IDHM Longevidade	-	Expectativa de vida ao nascer	1
IDHM Educação	Escolaridade da pessoa adulta	População com 18 anos de idade ou mais que concluiu o ensino fundamental (%).	1
		População de 5 a 6 anos de idade frequentando a escola (%).	
	Fluxo escolar da população jovem	População de 11 a 13 anos de idade frequentando os anos finais do ensino fundamental (%).	2
		População de 15 a 17 anos de idade com ensino fundamental completo (%)	
	População de 18 a 20 anos de idade com ensino médio completo (%)		
IDHM Renda	-	Renda mensal <i>per capita</i>	

Fonte: PNUD; IPEA; FJP, (2013). Org.: LOPES, P.C.B.

Desse modo, medindo-se as três dimensões do IDHM municipal por meio do agregado de sete indicadores, é calculada a média geométrica para que se obtenha



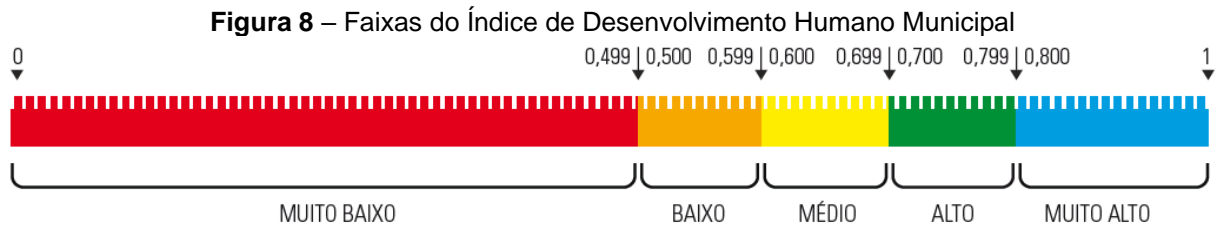
o valor do IDHM final, que é um índice sintético que varia de zero a um. Valores mais próximos a um significam maior desenvolvimento humano e, no outro extremo, quanto mais próximos de zero, menor desenvolvimento humano (MENEZES; POSSAMAI, 2015).

O PNUD utiliza no IDHM, desde a publicação de 2013, a classificação de desenvolvimento humano por meio de cinco classes que variam de MUITO BAIXO a MUITO ALTO desenvolvimento. Essas serão as faixas adotadas no presente trabalho. As Figuras 7 e Figura 8 ilustram sistematicamente e de maneira didática a construção e o cálculo, bem como a escala de classificação do IDHM.

**Figura 7 – Cálculo do Índice de Desenvolvimento Humano Municipal**



Fonte: Atlas do Desenvolvimento Humano no Brasil PNUD; IPEA; FJP, (2013).



Fonte: Atlas do Desenvolvimento Humano no Brasil PNUD; IPEA; FJP (2013)

O IDHM tem grande potencial de alcance ao público, sejam gestores, formadores de políticas, mídia, pesquisadores e sociedade civil. É um índice que, utilizado em associação com a observação do contexto socioeconômico, é capaz de fomentar o debate sobre o desenvolvimento humano na sociedade brasileira. Da mesma maneira que o IDH Global, está sujeito a críticas, mas que não invalidam sua importância em suscitar uma discussão cada vez mais ampla das questões do desenvolvimento humano em escala intranacional. Observadas as críticas e suas pertinências, ressalta-se a capacidade de despertar nos gestores públicos e privados, pesquisadores, sociedade civil e nas pessoas o uso de dados socioeconômicos para indicar, comparar e analisar os programas e políticas adotadas de maneira a aprimorar o processo de tomada de decisão na alocação de recursos públicos de forma mais eficiente.

### 3.3.2 Índice de Vulnerabilidade Social

As sociedades são formações complexas, em que convivem indivíduos com particularidades próprias e necessidades individuais, mas também coletivas. A formação social é inerente à capacidade dos indivíduos em se reunir em sociedade e, nessa formação, surgem questões afeitas ao desenvolvimento, sobretudo o socioeconômico. Como forma de medir o desenvolvimento, passou-se a utilizar o IDH em contraponto aos índices que contemplavam somente a dimensão econômica. A proposta, nesse instante, é a tentativa da apropriação de um conceito de vulnerabilidade social por meio de um índice sintético, o Índice de Vulnerabilidade Social (IVS), com a intenção de complementar a análise do bem-estar, juntamente ao desenvolvimento humano.

Desde meados da década de 1990, com o sucesso obtido pelo IDH, surgiram no Brasil várias iniciativas de proposição de índices sintéticos com o objetivo de

retratar a realidade social por meio de uma medida composta. Diversas instituições públicas estaduais de pesquisa têm tentado atender à demanda de gestores por essas ferramentas. Como exemplo, citam-se o Índice Paulista de Vulnerabilidade Social (IPVS), da Fundação Seade de São Paulo; o Índice Mineiro de Responsabilidade Social (IMRS), da FJP em Minas Gerais; e o Índice de Desenvolvimento Municipal (IDM) do Maranhão; Índice de Desenvolvimento Social (IDS), da Superintendência de Estudos Econômicos e Sociais da Bahia; Índice Social Municipal Ampliado (ISMA) da Fundação Economia e Estatística do Rio Grande do Sul, entre tantos (SCANDAR NETO; JANNUZZI; SILVA, 2008; COSTA; MARGUTI; PIRANI, 2016).

O IVS, objeto de análise deste trabalho, teve seu primeiro cálculo realizado em 2015 e é resultado de um estudo do IPEA a partir da seleção de indicadores, tendo como fonte os dados dos Censos Demográficos do IBGE de 2000 e 2010, e do desenvolvimento de uma metodologia capaz de revelar condições de vulnerabilidade social nos diversos recortes espaciais do Brasil, alcançando desde níveis macrorregionais a escalas menores, no caso municipais, escopo de análise desta pesquisa. Em 2016, houve uma ampliação do esforço metodológico de forma a desagregar os dados em recortes mais específicos, ampliando as possibilidades de identificação das fragilidades sociais e direcionamento de políticas públicas (COSTA; MARGUTI, 2015; COSTA *et al.*, 2018; MARGUTI; SANTOS, 2019).

O propósito do IVS é ser um índice construído a partir da sistematização de informações importantes ao conceito de vulnerabilidade social, capaz de contribuir para análise e implementação de programas e políticas públicas voltadas à melhoria do bem-estar social e a superação das desigualdades sociais. É um índice alternativo, também complementar ao IDHM, em que ambos utilizam dados dos Censos Demográficos do IBGE, buscando ampliar a visão dos fatores que possam determinar situações de vulnerabilidade social (COSTA; MARGUTI, 2015; COSTA *et al.*, 2018).

Nessa concepção, o IVS e o IDHM possuem forte interlocução. Utilizam-se as mesmas bases de dados, mas são formados por agrupamentos de indicadores distintos, com ajustes metodológicos, e têm objetivos em comum, que são o diálogo e o complemento, fortalecendo assim as capacidades de análises. No que tange ao escopo de cada um, o IDHM tem a função de retratar o grau de desenvolvimento humano a partir da disponibilidade de expansão das oportunidades dos indivíduos, explicitado nas concepções de Amartya Sen, para alcance de uma condição mínima de bem-estar pela sociedade. O IVS, por outro turno, tem a premissa de denunciar a

falta ou escassez dos recursos e condições à disponibilidade dos indivíduos e sociedade, apresentando o nível de vulnerabilidade social (COSTA *et al.*, 2018).

Atribuir a esse índice desenvolvido no âmbito do IPEA o nome de Índice de Vulnerabilidade Social (IVS), segundo Costa *et al.* (2018), foi uma tarefa difícil e permeada de problemas. Sobretudo porque a temática vulnerabilidade social é relativamente nova e ponto passível de inúmeras discussões, discordâncias e falta de consenso, tanto na literatura acadêmica quanto oficial, sendo por vezes denotada por muitos significados, como já visto nos parágrafos anteriores, relativos às Ciências Sociais (MONTEIRO, 2011; ROTILI *et al.*, 2020).

Como abordado anteriormente, o conceito de vulnerabilidade social avançou em período mais recente, sendo precedido pelas definições de pobreza e exclusão social. Vai além da ausência de renda ou perda de vínculos sociais. O que sempre se buscou foi tentar, por meio dessas definições, retratar uma situação social em que indivíduos, grupos ou sociedades se encontram em situação de fragilidade, risco ou iminência de uma situação social precária. Portanto, a vulnerabilidade social assume um caráter multidimensional.

Retomando ao escopo deste trabalho, o conceito de vulnerabilidade social no qual se baseia o IVS aqui abordado, segundo Costa *et al.* (2018), fundamenta-se em dois usos bastante difundidos: o de vulnerabilidade à desfiliação de Robert Castel (1994); e a vulnerabilidade de ativos, por Caroline Moser (1998).

O conceito de vulnerabilidade social do IVS objeto deste estudo é uma mescla de aproximações da definição de Castel (1994), quando se considera a falta de segurança de renda em decorrência da precária inserção no mundo do trabalho, como também as concepções de Moser (1996 e 1998) no que tange à deterioração do acesso ou da qualidade de infraestrutura social e econômica, bem como a disponibilidade de ativos, que são condições que vão além da renda, como moradia adequada, água limpa, saneamento básico, serviços de saúde, entre outros. As vulnerabilidades sociais são decorrentes de conjunturas mais amplas, em que o indivíduo, sozinho, não consegue agir e, somente por meio do Estado, com suas políticas públicas, terá condições de ser assistido (COSTA *et al.*, 2018).

Antes de tratar do IVS desenvolvido pelo IPEA, cabe um destaque importante na abordagem de Índice de Vulnerabilidade Social. Em Belo Horizonte/MG, em 1999, foi calculado um índice com essa denominação, cujo foco estava voltado para o Mapa da Exclusão Social da Cidade. Era também um índice composto que, associado ao

Índice de Qualidade de Vida Urbana (IQVU), compunha um sistema de indicadores desenvolvido pela administração municipal em conjunto com a Pontifícia Universidade Católica de Minas Gerais. O IVS de Belo Horizonte se configurava como uma medida de acesso social ao mensurar a população vulnerável à exclusão das Dimensões de Cidadania componentes do índice (NAHAS, 2009).

Dadas as particularidades anteriores, o IVS objeto deste estudo “tem a pretensão de sinalizar a ausência ou a insuficiência de alguns ativos em áreas do território brasileiro, os quais deveriam, em princípio, estar à disposição de todo cidadão por força da ação do Estado”, (COSTA *et al.*, 2018, p. 16). Conclui-se, portanto, que o índice busca retratar a estrutura da política social brasileira, uma vez que é garantido pela Constituição Federal de 1988 (CF/1988) aos indivíduos o acesso a ativos que os proporcione uma condição digna de bem-estar social (COSTA; MARGUTTI, 2015).

Assim como o IDH e o IDHM, o IVS não está alheio ou imune a críticas ao seu uso. Há aqueles que defendem o uso de índices sintéticos, pela simplicidade de comunicação, pela sua visão mais geral e pelo constante aparecimento na mídia. Mas também há os que contrapõem fortemente, com as alegações de falta de transparência na metodologia, ponderação, como na questão matemática de normalização de dados de medidas diferentes para retratar dimensões muitas vezes distintas e complexas, como são as realidades sociais.

No desenvolvimento metodológico, para a formação do IVS, adotaram-se os mesmos critérios de validade adequados para a criação de um índice já preconizado anteriormente. Costa e Marguti (2015) e Costa *et al.* (2016) discorrem sobre uma vasta gama de possibilidades de indicadores provenientes de dados secundários ou registros administrativos, no entanto, optou-se pela base de dados dos Censos Demográficos do IBGE em virtude da cobertura territorial e populacional e homogeneidade da coleta dos dados, fatores decisivos, bem como por conterem diversas variáveis que retratam a vida da população.

Durante o desenvolvimento do IVS, Costa, Marguti e Pirani (2016) enfatizam que esse índice se deu em meio a um projeto, tratado no parágrafo seguinte, em que se pretendia representar dados em cartogramas, chamando atenção para o desenvolvimento de políticas públicas, observando as desigualdades socioespaciais evidenciadas a partir de mapas temáticos, originando o Atlas da Vulnerabilidade Social (AVS) (COSTA *et al.*, 2018; MARGUTI; SANTOS, 2019).

A partir do AVS, evoluiu-se para a construção do IVS com dados aplicados a vários recortes de territórios espacializados em mapas, provocando o efeito de uma “lupa social”. Essa ideia partiu do entendimento de que os índices espacializados teriam maior potencial de comunicação dado o impacto visual que os confere, seja com a mídia, com os gestores públicos e com a sociedade. É uma maneira de facilitar a leitura e o entendimento na busca de identificar as fragilidades, os problemas e as situações de vulnerabilidade social dispersos pelo território, por meio das suas dimensões e na série histórica. Essas vulnerabilidades, muitas vezes, estão sob bolsões não visíveis nas análises a partir de tabelas de dados (COSTA *et al.*, 2018; MARGUTI; SANTOS, 2019).

Sobre a composição das dimensões e indicadores do IVS, foram utilizados no que o IPEA chamou de Projeto Mapeamento da Vulnerabilidade Social<sup>5</sup> mais de 200 indicadores gerados a partir de dados dos 5.565 municípios brasileiros, levantados nos Censos Demográficos 2000 e 2010 do IBGE e disponibilizados pelo ADH ou Atlas Brasil, plataforma responsável por disseminar o IDHM e seus indicadores. Para a concepção do IVS, neste projeto, várias oficinas foram realizadas entre 2012 e 2014, envolvendo as instituições parceiras do projeto na definição de fontes e bases de dados além da análise da pertinência desses em qualificar a vulnerabilidade social (COSTA; MARGUTI, 2015; COSTA *et al.*, 2018).

O IVS é composto por dezesseis indicadores, selecionados do ADH, e estão organizados em três dimensões da vulnerabilidade social: IVS Infraestrutura Urbana, IVS Capital Humano e IVS Renda e Trabalho. A intenção é que, por meio dessas três dimensões representativas do conjunto de ativos ou recursos, possa-se medir a qualidade de vida das famílias, avaliando a ausência ou insuficiência de acesso a

---

<sup>5</sup> A criação do IVS se deu no âmbito da Rede Ipea, no escopo do projeto Mapeamento da Vulnerabilidade Social nas Regiões Metropolitanas do Brasil, proposto, inicialmente, pela Fundação Sistema Estadual de Análise de Dados (Seade), em atendimento à chamada pública Ipea/Proedes no 01/2011, reunindo diversas instituições sob a coordenação nacional do Ipea, tais como: a Fundação Seade (instituição proponente) e instituições estaduais de pesquisa das cinco macrorregiões brasileiras, a saber: Instituto Paranaense de Desenvolvimento Econômico e Social – Ipardes (PR), na região Sul; Fundação Centro Estadual de Estatísticas, Pesquisas e Formação de Servidores do Rio de Janeiro – Ceperj (RJ), na região Sudeste; a Superintendência de Estudos Econômicos e Sociais da Bahia – SEI (BA), na região Nordeste; a Fundação Amazônia de Amparo a Estudos e Pesquisas do Pará – Fapespa (PA), na região Norte; e a Secretaria de Desenvolvimento da Região Metropolitana de Goiânia – Secima (GO), na região Centro-Oeste; além da Fundação João Pinheiro – FJP (MG), parceira do Ipea no ADH.

esses ativos, o que caracteriza a observância ou não do acesso aos direitos sociais (MARGUTI; SANTOS, 2019).

O valor do IVS final é resultado da média aritmética das três dimensões mencionadas anteriormente que receberam o mesmo peso de ponderação e são dimensões consideradas fundamentais para garantia do bem-estar social (COSTA *et al.*, 2018). Para compor as dimensões, os dezesseis indicadores foram normalizados, para ficarem em um mesmo padrão de medida. Cabe destaque que os pesos foram atribuídos de forma diferenciada em cada dimensão como serão vistos nos quadros seguintes (COSTA; MARGUTI, 2015).

Para se tornar mais didática e intuitiva a explanação, cada uma das dimensões será abordada em sequência com sua respectiva justificativa e seguirá com um quadro explicativo do indicador, a sua descrição e seu peso em cada dimensão.

A dimensão IVS Infraestrutura Urbana refere às condições de acesso a serviços de saneamento básico e mobilidade urbana (Quadro 4). São tidos como fatores impactantes na qualidade de vida das pessoas (COSTA *et al.*, 2018).

A dimensão IVS Capital Humano busca retratar dois tipos de ativos ligados ao futuro dos indivíduos, sendo condições de saúde e acesso à educação (Quadro 4) e pretende refletir a condição atual e a possibilidade de alargamento desse acesso para gerações futuras. São, ao mesmo tempo, indicadores de exclusão social e de vulnerabilidade social (COSTA; MARGUTTI, 2015).

A dimensão IVS Renda e Trabalho procura agrupar indicadores relativos à insuficiência de renda domiciliar, também a desocupação e/ou ocupação informal de adultos, além da dependência de renda de pessoas idosas ou do trabalho infantil (Quadro 4). A insuficiência de renda se refere à renda domiciliar *per capita* igual ou inferior a meio salário mínimo/mês em 2010 (R\$ 255,00 em valores de agosto/2010) (COSTA; MARGUTTI, 2015).

**Quadro 4** - Dimensões, indicadores e pesos que compõem o IVS

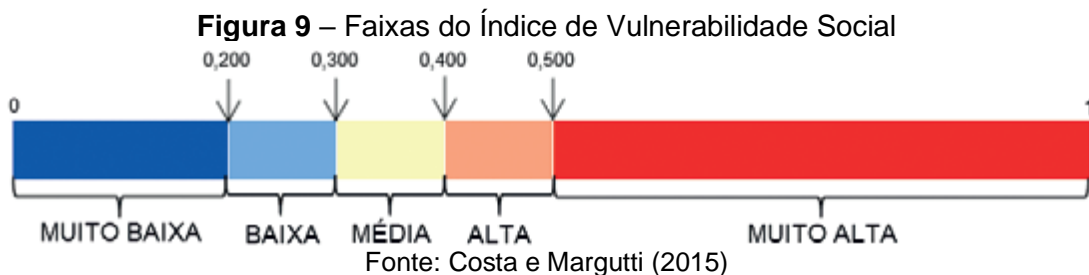
<b>Dimensão</b>	<b>Indicador</b>	<b>Peso</b>
IVS Infraestrutura Urbana	Percentual de pessoas em domicílios com abastecimento de água e esgotamento sanitário inadequados	0,300
	Percentual da população que vive em domicílios urbanos sem serviço de coleta de lixo.	0,300
	Percentual de pessoas que vivem em domicílios com renda <i>per capita</i> inferior a meio salário mínimo e que gastam mais de uma hora até o trabalho no total de pessoas ocupadas, vulneráveis e que retornam diariamente do trabalho.	0,400
IVS Capital Humano	Mortalidade até 1 ano de idade	0,125
	Percentual de crianças de 0 a 5 anos que não frequentam a escola.	0,125
	Percentual de pessoas de 6 a 14 anos que não frequentam a escola.	0,125
	Percentual de mulheres de 10 a 17 anos de idade que tiveram filhos.	0,125
	Percentual de mães chefes de família sem fundamental completo e com pelo menos um filho menor de 15 anos de idade, no total de mães chefes de família	0,125
	Taxa de analfabetismo da população de 15 anos ou mais de idade	0,125
	Percentual de crianças que vivem em domicílios em que nenhum dos moradores tem o ensino fundamental completo.	0,125
	Percentual de pessoas de 15 a 24 anos que não estudam, não trabalham e possuem renda domiciliar <i>per capita</i> igual ou inferior a meio salário mínimo (2010), na população total dessa faixa etária.	0,125
IVS Renda e Trabalho	Proporção de pessoas com renda domiciliar <i>per capita</i> igual ou inferior a meio salário mínimo (2010)	0,200
	Taxa de desocupação da população de 18 anos ou mais de idade	0,200
	Percentual de pessoas de 18 anos ou mais sem fundamental completo e em ocupação informal	0,200
	Percentual de pessoas em domicílios com renda <i>per capita</i> inferior a meio salário mínimo (de 2010) e dependentes de idosos	0,200
	Taxa de atividade das pessoas de 10 a 14 anos de idade	0,200

Fonte: Costa e Margutti (2015)

Após o processo de normalização de cada indicador e atribuição de peso em cada dimensão, o IVS é resultado da média aritmética (da mesma maneira que demonstrado nas primeiras versões do IDH) dos subíndices IVS Infraestrutura



Urbana, IVS Capital Humano e IVS Renda e Trabalho, em que cada dimensão possui o mesmo peso. Assim, ao se considerarem a mesma base de dados do ADH e a forte interlocução do IVS com o IDHM, os pesquisadores classificaram os padrões de vulnerabilidade social obedecendo a faixas de valores inversas ao do IDHM, de MUITO BAIXA (próximo de zero), a MUITO ALTA (próximo a um) (Figura 9) (COSTA; MARGUTTI, 2015; COSTA *et al.*, 2018)



Como explorado em parágrafos anteriores, o IVS e o IDHM foram construídos a partir da mesma base de dados – o ADH ou Atlas Brasil – sendo que o IVS está disponível no Atlas da Vulnerabilidade Social<sup>6</sup>, plataforma de consulta e divulgação de resultados, indicadores e estudos sobre diversas temáticas socioeconômicas. O intuito dos pesquisadores foi que os indicadores fossem interlocutores, tivessem correspondência contrária e se complementassem no auxílio a outros pesquisadores, formuladores de políticas, gestores públicos e sociedade no monitoramento e proposição de programas e políticas públicas para melhoria do bem-estar social e combate à desigualdade.

Portanto, o IDHM, com a observação do desenvolvimento humano, e o IVS, a partir do monitoramento da vulnerabilidade social, são ferramentas com capacidades de ampliar o potencial da avaliação e detecção de problemas socioeconômicos que afetam de várias formas a sociedade brasileira, podendo atuar como possíveis direcionadores e orientadores para intervenções mais assertivas de programas e políticas públicas.

<sup>6</sup> Atlas da Vulnerabilidade Social no Brasil, disponível em <http://ivs.ipea.gov.br/>.

## 4 Análise Espacial

### 4.1 Análise Exploratória de Dados Espaciais (AEDE)

O homem habita o espaço, nele se organiza e reorganiza como sociedade, fazendo parte desse, ao mesmo tempo em que o constrói e reconstrói. Conhecer esse espaço é condição necessária para compreender os fenômenos naturais e sociais de forma a agir em favor de uma melhoria para a sociedade. A espacialização da ocorrência de fenômenos não são novidade no cotidiano das sociedades. Tudo ocorre em algum momento e em algum lugar. No escopo deste trabalho, a espacialização dos índices e indicadores socioeconômicos é uma ferramenta fundamental para a análise socioespacial a que se propõe, auxiliando a sociedade, os pesquisadores bem como os gestores de políticas públicas nas tomadas de decisão.

Reis (2016) e Piacenti *et al.* (2019) remontam ao início do século XIX o interesse nos estudos das variáveis que influenciam a localização dos fatores de produção, numa tentativa de explicar os fenômenos socioeconômicos, denominados pelos modelos clássicos de localização. Citam Von Thünen e sua Teoria do Estado Isolado, em 1826, numa tentativa de explicar a espacialização das atividades agrícolas. Enumeram também Alfred Weber, em 1909, que, para explicar elementos que contribuem para a localização dos tipos de indústrias no espaço geográfico, desenvolveu a Teoria da Localização Industrial.

Além desses, complementam que, com a complexidade, especialização e globalização dos mercados econômicos, outras teorias surgiram, como Walter Christaller, em 1933, e sua Teoria dos Lugares Centrais, e August Lösch, que associou também a áreas centrais e economias de escala. Observam ainda que surge, a partir da década de 1950, a necessidade de mensurar espacialmente as ocorrências dos fenômenos não apenas locais, na tentativa de explicar os efeitos regionais de localização de determinadas atividades econômicas, agropecuárias, industriais e de serviços (REIS, 2016; PIACENTI *et al.*, 2019).

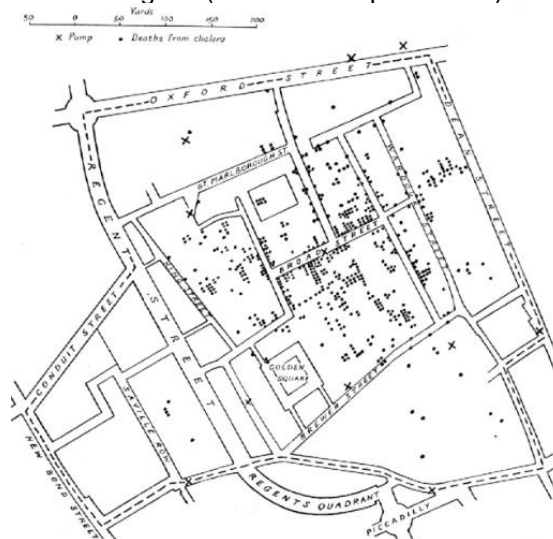
Nesse mesmo sentido, é corroborado por Haining (2003) que o termo análise espacial tem origem na geografia, na década de 1950, e é amplamente utilizado na literatura de Sistemas de Informações Geográficas (SIG). Complementa que a definição de análise espacial “representa uma coleção de técnicas e modelos que usam explicitamente a referência espacial associada a cada valor de dados ou objeto que é especificado no sistema em estudo” (HAINING, 2003, p. 4).

Como dito, as questões relativas à espacialidade da ocorrência dos fenômenos não são necessariamente novas. Além dos exemplos citados por Reis (2016) e Piacenti *et al.* (2019), talvez o ponto de partida e exemplo clássico bastante didático foi quando, no século XIX, o médico inglês John Snow aliou a categoria de espaço aos estudos de saúde em busca de explicação para uma ocorrência epidemiológica, utilizando-se, assim, o espaço geográfico em epidemiologia.

Isso se deu no ano de 1854, quando ocorria em Londres uma das várias epidemias de cólera trazidas da Índia. Até então, não se sabia ao certo as causas da doença. Havia duas hipóteses científicas em curso: uma que relacionava aos odores fétidos (miasmas) devido à putrefação de matérias orgânicas que se concentravam nas regiões baixas e pantanosas da cidade, e outra à ingestão de água contaminada, imprópria para o consumo humano (CÂMARA *et al.*, 2004a; ANDRADE *et al.*, 2007).

Junto a essas hipóteses, aliou-se a componente espacial, ou seja, a localização dos fenômenos. Colocaram em um mapa a concentração dos óbitos bem como as bombas de água que abasteciam a cidade, observando que uma dessas bombas, a de *Broad Street*, localizava-se no epicentro da epidemia. Estudos posteriores corroboraram que a bomba se situava rio abaixo, captando água contaminada por dejetos, sobretudo de onde a concentração de pacientes com cólera estava em maior ocorrência, retroalimentando a cadeia de contaminação (Figura 10) (CÂMARA *et al.*, 2004a; ANDRADE *et al.*, 2007). Assim, o exemplo epidemiológico é uma boa maneira de compreender a importância da componente espacial na ocorrência dos fenômenos.

**Figura 10** – Mapa de Londres com óbitos por cólera (identificados por pontos) e localização de poços de águas (identificados por cruzes)



Fonte: Câmara *et al.* (2004a)

Compreender como se distribuem espacialmente os fenômenos ocorridos sob determinados temas e espaços é hoje uma peça-chave para análises mais aprofundadas em diversas áreas do conhecimento. Nesse sentido, a análise espacial transcende o escopo meramente geográfico, auxiliando a interpretação e compreensão de questões relacionadas a diversas áreas do conhecimento, como em saúde, meio ambiente, geologia, agronomia e tantas outras áreas, bem como a geografia cujo objeto de estudo é o espaço geográfico (CÂMARA *et al.*, 2004a).

Reis (2016) contribui com uma observação de grande relevância sobre a análise espacial. Elucida que a partir da segunda metade do século XX, os geógrafos da Geografia Clássica, formados nas escolas francesa e alemã, viram-se em dificuldade para dar respostas aos desafios surgidos no pós-guerra, como a reconstrução dos países arrasados pelo conflito e o estabelecimento do planejamento urbano.

Com o declínio da Geografia Clássica, a revolução quantitativa em geografia fez emergir a Geografia Teórica ou Quantitativa, ou ainda denominada de Nova Geografia. Por meio das técnicas quantitativas sistematizadas e aprimoradas, buscou-se o desenvolvimento de ferramentas inovadoras, como fotos aéreas, imagens de satélites, modelos matemático-computacionais, que fossem capazes de oferecer soluções rápidas para a reconstrução das cidades devastadas pela guerra. Assim, a revolução quantitativa trouxe a interação e integração da geografia, por meio da sua categoria de espaço, com diversas outras áreas do conhecimento, como as já citadas anteriormente, bem como em matemática, estatística, economia, demografia e computação, proporcionando assim estudos multidisciplinares (REIS, 2016).

Para Rosa (2011), a ciência geográfica tem um papel importante na observação dos fenômenos espaciais. O conhecimento do espaço e suas relações e o pensamento na forma espacial são maneiras de que dispõe a sociedade para compreender a sua intervenção na construção social. Destaca o autor, “a análise espacial está, obrigatoriamente, associada à Geografia, corresponde ao estudo da distribuição espacial de qualquer fenômeno, à procura de padrões espaciais.” (ROSA, 2011, p. 276). Em outros termos, ajuda a compreender a complexidade da interação sociedade/espaço geográfico, lidando com informações referentes a dados ambientais bem como dados socioeconômicos aliados à dimensão espacial (CÂMARA, *et al.*, 2004a).

Consoante Druck *et al.* (2004), a combinação da compreensão qualitativa dos fenômenos sociais, econômicos e ambientais à capacidade analítica quantitativa dos dados é um grande desafio. Há uma necessidade patente para tratamento de dados sensíveis nos campos da saúde pública, planejamento urbano, políticas sociais, entre outras temáticas, a fim subsidiar a pesquisa e a tomada de decisão de formuladores de políticas públicas para que essas sejam efetivas e que atendam às demandas da sociedade.

A compreensão da intensidade de ocorrência, espacialização dos dados, sua distribuição perante os fenômenos que eles representam, ou seja, o “quanto ocorre” e “onde ocorre” têm sido objeto de interesse nas mais diversas áreas do conhecimento. Por meio da combinação das informações coletadas sobre o fenômeno de interesse, aliada à sua localização de ocorrência, constroem-se gráficos e mapas que representam visualmente o fenômeno e sua devida espacialização, promovendo a visualização dos dados que levam o conjunto de informações da esfera abstrata para uma percepção concreta.

Para Câmara *et al.* (2004a), para além da percepção visual da espacialização, é possível e útil a tradução em padrões de ocorrência. Esses padrões podem ser mensuráveis, contribuindo para os estudos em muitas áreas, como epidemiologia, segurança pública, características socioeconômicas de uma determinada região, geologia, zoneamento urbano e outras aplicações práticas, uma vez que todas essas questões podem ser analisadas espacialmente se os dados forem georreferenciados, localizados no espaço. Para o autor, “a ênfase da Análise Espacial é mensurar propriedades e relacionamentos, levando em conta a localização espacial do fenômeno em estudo de forma explícita.” (CÂMARA *et al.*, 2004a, p. 2).

O autor ainda acrescenta que, segundo a tipologia, os dados em análise espacial geralmente são categorizados em pontos, quando se referem, por exemplo, a localização de crimes, superfícies contínuas como ocorrem em mapas geológicos e topográficos, também como polígonos, como é o caso de levantamentos populacionais em municípios ou outros recortes regionais. O objeto deste estudo serão os dados categorizados como polígonos por se referirem a indicadores socioeconômicos agregados em municípios ou regiões.

A análise espacial tem crescido em todo o mundo, sobretudo, pelos avanços na teoria, na técnica e nas tecnologias dos últimos 50 anos (REIS, 2016; REIS; ABREU, 2018). Essa expansão pode ser creditada como fruto da convergência de

vários fatores ligados ao geoprocessamento, como disponibilidade de acesso a dados georreferenciados, avanços tecnológicos computacionais de *hardware* e *software* de SIGs, novas tecnologias de armazenamento de dados, internet, diminuição dos custos para aquisição e operacionalização de novas tecnologias e, conseqüentemente, maior popularização desses ativos. Destaca-se também o interesse em se conhecer a espacialidade da ocorrência dos eventos, sobretudo em se tratando de indicadores sociais que são de grande importância para fins de pesquisa e planejamento de programas e políticas públicas (DRUCK *et al.*, 2004; CÂMARA *et al.*, 2004b; ROSA, 2011; MARCONATO *et al.*, 2015; REIS, 2016).

Goodchild *et al.* (2000) corroboram ao afirmarem que, com a proliferação de SIGs amigáveis ao usuário, o fácil acesso aos dados com atributos espaciais e o aumento do interesse por pesquisas espaciais, a demanda por ferramentas analíticas espaciais sofisticadas aumentou consideravelmente nos últimos anos.

Pode-se dizer mais profundamente que, por meio da AEDE, é possível explorar as situações espaciais as quais podem dispor os fenômenos (ALMEIDA, 2012; PIACENTI *et al.*, 2019). A AEDE pode ser tomada, baseando-se na primeira lei da geografia, enunciada por Waldo Tobler (1970, p. 236): “*everything is related to everything else but near things are more related than distant things.*”<sup>7</sup>.

Ancorados na primeira lei da geografia enunciada por Tobler (1970), Câmara *et al.* (2004a) enfatizam a importância da compreensão dos conceitos de dependência espacial e autocorrelação espacial para a AEDE. Para Almeida (2012), Reis (2016) e Reis e Abreu (2018), os termos “dependência espacial” e “autocorrelação espacial” podem ser usados como sinônimos, mas cabe destacar a importância em compreender tais conceitos.

Os autores asseguram que a dependência espacial pode ser entendida a partir da menção de que “a maior parte das ocorrências, sejam essas naturais ou sociais, apresentam entre si uma relação que depende da distância.” (CÂMARA *et al.*, 2004a, p. 11), corroborando assim as ideias de Tobler (1970). O conceito de autocorrelação espacial é dado como a expressão computacional, por meio de modelagens matemáticas e estatísticas da dependência espacial. Etimologicamente, autocorrelação é formado pelo sufixo correlação, derivado da estatística utilizada para

---

<sup>7</sup> “todas as coisas são parecidas, mas coisas mais próximas se parecem mais que coisas mais distantes.”

medir o relacionamento entre duas variáveis aleatórias, e o prefixo *auto* representa a medida de correlação de uma variável com ela mesma em diferentes locais no espaço (CÂMARA *et al.*, 2004a).

A autocorrelação espacial é resultado da interação das unidades espaciais, em que o valor da variável objeto de estudo na região *i* tende a estar associado ao valor dessa variável na região *j*. O valor de uma variável em um município A, por exemplo, sofre influência do valor dessa mesma variável nos municípios vizinhos B, C, D etc. Regiões mais conectadas entre si tendem a maior interação do que regiões menos conectadas (ALMEIDA, 2012).

Almeida (2012) define a AEDE como uma coleção de técnicas capaz de descrever e visualizar distribuições espaciais que permitem identificar observações atípicas, denominadas *outliers*; revelar padrões de associação espacial ou agrupamentos espaciais chamados de *clusters* e sugerir diferentes regimes espaciais, que são distribuições diferentes dentro do mesmo conjunto de dados, formando um subconjunto e, ainda, detectar outras formas de heterogeneidade espacial. Corroborando, Piacenti *et al.* (2019) se referem como sendo a compreensão da distribuição espacial da variável estudada, da ocorrência dos fenômenos no espaço, correlações e relacionamentos levando em conta a localização.

Mediante a AEDE, o pesquisador tem por meio das técnicas de tratamentos dos dados espacializados, a possibilidade da visualização espacial desse conjunto de dados, podendo identificar padrões que lhe sejam úteis em sua análise. Por meio dessas análises, pode ser possível, por exemplo, estabelecer um critério baseado na espacialização para definir uma regionalização, caso seja interesse de estudo.

É fundamental que se realize, *a priori*, a AEDE, que é o primeiro passo na análise espacial, antes de se implementar, propriamente, uma análise confirmatória por meio de uma estatística mais sofisticada ou outro tipo de modelagem. A partir da AEDE, o pesquisador pode estabelecer hipóteses sobre as observações, como tipo de distribuição, padrões de associação, comportamento da vizinhança e, assim, tem a oportunidade de visualizar, ainda que superficialmente, a base de dados espaciais com que está trabalhando e, conseqüentemente, ampliar seus horizontes de conhecimento sobre determinado espaço a ser trabalhado (NEVES *et al.*, 2000; CÂMARA *et al.*, 2004a; ALMEIDA, 2012; REIS, 2016; REIS; ABREU, 2018).

No entanto, a inspeção visual de mapas, somente, requer cuidados ao observar dados geolocalizados, pois podem não ser confiáveis na detecção de agrupamentos

e padrões espaciais significativos (CÂMARA *et al.*, 2004a). É corroborado por Messner *et al.* (1999, p. 427), no sentido de que “a percepção humana não é suficientemente rigorosa para determinar agrupamentos significativos e, de fato, tende a ser enviesada para achar padrões, mesmo em dados espaciais aleatórios.” Para Almeida (2012, p. 103), “é necessário tomar cuidado, uma vez que o olho humano é treinado para buscar padrões e estruturas em todos os aspectos da realidade”.

O pesquisador pode refinar sua análise ao se aplicar uma estatística espacial para verificar, em melhor termo, a correlação, que pode ou não existir entre os dados espaciais. A estatística espacial é uma ferramenta capaz de avaliar a espacialidade do que está sendo estudado, conferindo uma mensuração mais apurada do que se busca, por meio de técnicas mais sofisticadas, delimitar e descrever os fenômenos observados em um dado espaço de forma mais analítica.

De acordo com Andrade *et al.* (2007), a estatística espacial é um ramo da estatística que agrupa técnicas e métodos estatísticos utilizados na análise de dados, considerando a dimensão espacial. É uma ferramenta que permite identificar, localizar e visualizar a ocorrência de fenômenos em determinado espaço, tornando-se útil na percepção da estrutura de distribuição espacial, identificação de padrões e comportamentos espaciais diferenciados. De mesmo modo, Reis (2016) ratifica que a estatística espacial trata os padrões e as variações estocásticas dos dados mediante as suas localizações geográficas, o que implica necessariamente a localização no espaço.

Tal estatística é utilizada para estimar o nível de autocorrelação e heterogeneidade entre as áreas de estudo. As ferramentas mais comuns para esse tipo de análise são o variograma, a Estatística global  $I$  de Moran,  $c$  de Geary e  $G$  de Getis-Ord que são aplicações capazes de caracterizar a dependência espacial. São responsáveis por revelar diferentes regimes de correlação espacial na área de estudo, entretanto, os índices globais dessas estatísticas revelam somente a intensidade da autocorrelação, sendo útil para uma visão geral, ao passo que os índices locais têm a vantagem de evidenciar os diferentes regimes espaciais, como agrupamentos e áreas de transição, o que auxilia o pesquisador na interpretação espacial do conjunto de dados em cada local de ocorrência (NEVES *et al.*, 2000; CÂMARA *et al.*, 2004b; ALMEIDA, 2012; REIS; ABREU, 2018).

A aplicação de uma estatística espacial é um recurso no qual o pesquisador aprofunda a sua análise exploratória e é o aspecto abordado nesta pesquisa. São



utilizadas as Estatísticas *I* de Moran global e local, para arranjos do tipo polígonos representando os municípios e as RGInt, com o objetivo de medir a intensidade de autocorrelação e a detecção de regimes espaciais diferenciados, que será melhor detalhada na seção Material e Métodos. Por meio da aplicação dessas ferramentas, busca-se avançar na análise espacial de maneira somente temática, coroplética, para uma análise mais robusta, sendo possível a detecção de características que possam não ter sido percebidas em uma análise exploratória inicial.

## **4.2 Espacialização dos indicadores**

Dados espacializados são o insumo do presente trabalho. O objetivo da pesquisa é analisar a espacialização dos Índices de Desenvolvimento Humano Municipal e de Vulnerabilidade Social e suas dimensões, verificando os padrões de associação espacial desses, nos anos 2000 e 2010, nos municípios em Minas Gerais.

Os indicadores utilizados foram o IDHM e o IVS que são índices sintéticos que se complementam na análise socioespacial de uma região. Enquanto o IDHM busca retratar o grau de desenvolvimento humano, o IVS apresenta o nível de vulnerabilidade social.

Como já apresentado, a análise de indicadores, em um dado espaço e certo período de tempo, tem por finalidade demonstrar as transformações socioeconômicas de um recorte regional. Contribui aos gestores, população e comunidade acadêmica como subsídios para criação e monitoramento de políticas públicas mais eficazes para o desenvolvimento socioeconômico.

O IDHM e IVS são índices que contemplam esse objetivo. No entanto, assim como quaisquer outros indicadores, estão sujeitos a críticas. No caso dos índices utilizados, são úteis na administração pública, pela grande cobertura e uniformidade, mas suas periodicidades padecem de carência de atualização, visto que são obtidos a partir de censos demográficos, cujo último já dista 12 anos do seu último levantamento. O ponto observado é que um indicador pode não refletir tão bem uma realidade social com tamanha distância temporal; outra crítica se relaciona às variáveis selecionadas. Pode haver uma sobreposição na escolha, ou mesmo algum item se tornar menos relevante com o passar do tempo, sendo necessárias, assim, a inclusão de novos indicadores, novas variáveis aderentes ao conceito que se deseja mensurar.

Os fatores apresentados anteriormente não invalidam o uso desses indicadores, entretanto, apresentam parte dos problemas e as limitações do uso de índices sintéticos. O IDHM e o IVS são úteis em seus propósitos, desde que observados em conjunto com os conceitos sociais aos quais se referem. A criação de *rankings* para elaboração de políticas públicas também deve ser cercada de cuidados para que não se cometam injustiças a partir de avaliações enviesadas de uma realidade retratada por índices que agrupam e sintetizam, por meio de processos matemáticos, diversos conceitos sociais.

A componente espacial do IDHM e IVS tem papel fundamental na pesquisa. A espacialização dos dados dos referidos índices é capaz de evidenciar diversos regimes espaciais como *clusters* e *outliers*. Os *clusters* de correlação espacial, que são áreas com características semelhantes, partindo do sentido analítico, podem ser definidos como regiões. Pode-se também regionalizar, por meio da escolha de critério dessa espacialização, para agrupar espaços semelhantes.

Na presente pesquisa, a análise da espacialização do IDHM e IVS e suas dimensões nos municípios tomou por base a regionalização do IBGE de 2017, apresentando os resultados, tendo como plano de fundo a referida divisão regional e as regiões como áreas de agrupamento dos municípios sob os critérios próprios dessa regionalização. Nessa perspectiva, foram discutidos os resultados, tomando as regiões como localização espacial de ocorrência e intensidade dos fenômenos estudados.

## 5 Material e métodos

### 5.1 Caracterização da Área de estudo

O estado de Minas Gerais é o maior do Brasil em número de municípios, 853 no total (IBGE, 2017). Em termos de população, ocupa a segunda colocação com 21.411.923 pessoas residentes (população estimada de 1º de julho de 2021), atrás apenas do estado de São Paulo, o mais populoso do país. Em área territorial, possui 586.783,23 km<sup>2</sup>, ocupando a quarta colocação entre todos os estados da federação (IBGE CIDADES, 2021; FJP, 2021).

Economicamente, Minas Gerais também tem grande projeção nacional, visto que sua economia em 2018 respondeu pelo terceiro maior PIB entre os estados brasileiros, com um valor de R\$ 614,9 bilhões, superado apenas pelos estados de São Paulo e Rio de Janeiro, nessa ordem. Por sua vez, o PIB *per capita* do estado foi de R\$ 29.223,00 (FJP, 2020; IBGE SIDRA, 2021a, 2021b).

O Índice de Desenvolvimento Humano Municipal (IDHM) 2010 de Minas Gerais é de 0,731, considerado Médio Desenvolvimento Humano, ocupando a nona colocação (ADH, 2021) e o Índice de Vulnerabilidade Social 2010 é de 0,282, sendo considerado como Baixa Vulnerabilidade Social, ocupando a sexta posição de menos vulnerável no país (AVS, 2021). No entanto, esses indicadores em nível de Unidade da Federação podem esconder bolsões de diferenças no desenvolvimento humano e vulnerabilidade social, visto que o estado de Minas Gerais é caracterizado por grandes diferenças socioeconômicas.

A área objeto de estudo da pesquisa é a espacialização do IDHM e IVS e seus indicadores, nos municípios das Regiões Geográficas Intermediárias de Minas Gerais, segundo a Divisão Regional do Brasil em Regiões Geográficas Imediatas e Regiões Geográficas Intermediárias 2017, divisão feita pelo IBGE em 2017, sucedendo a Divisão em Mesorregiões e Microrregiões Geográficas de 1989, publicada em 1990.

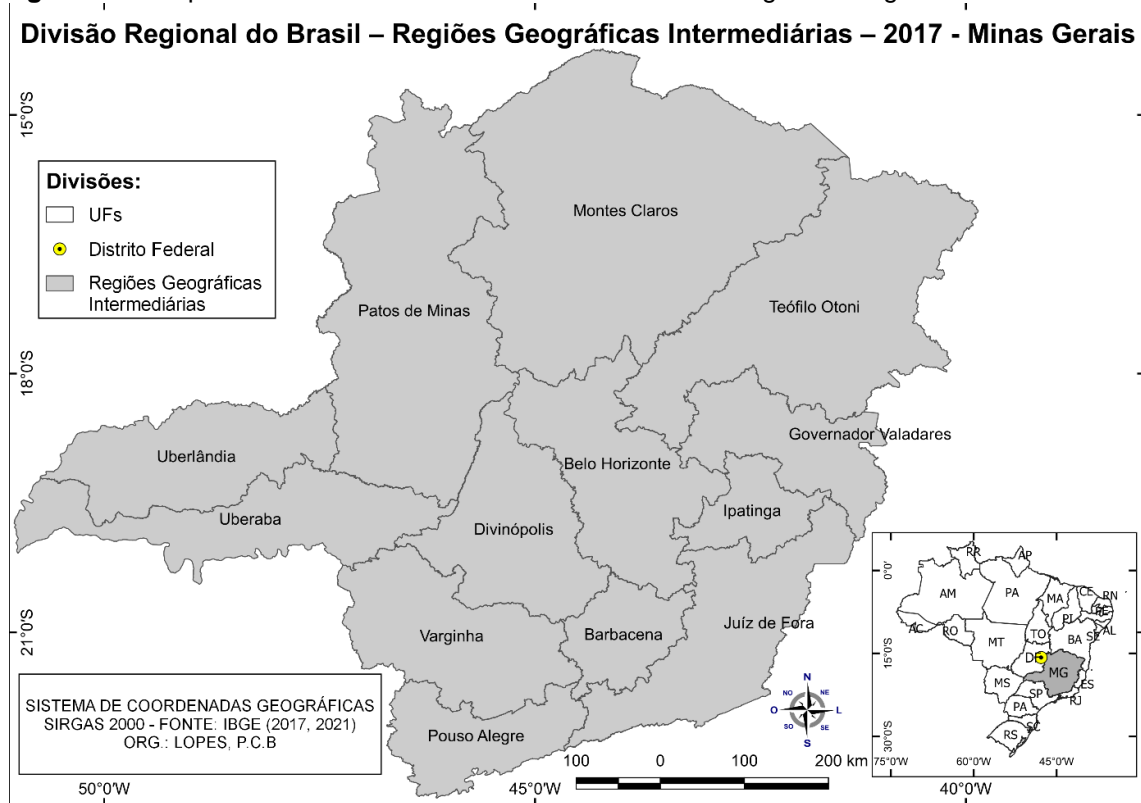
Essa nova divisão se baseou na identificação de cidades polo e dos municípios vinculados a elas, cabendo destacar que, diferentemente da regionalização de 1989, a criação das regiões geográficas se deu dos recortes menores, ou seja, Regiões Geográficas Imediatas (RGI<sub>m</sub>), para os maiores, Regiões Geográficas Intermediárias (RGI<sub>int</sub>) (IBGE, 2017; FJP, 2019).

Assim, o IBGE (2017) define as RGI<sub>m</sub> delimitadas tendo como referência a rede urbana a partir dos centros urbanos próximos que suprem a população nas

necessidades mais imediatas, como busca de trabalho, compras de bens de consumo e procura de serviços como saúde, educação e demais próximos. Em consequente, as RGInt organizam o território, articulando as RGIIm por meio de um polo de hierarquia superior e funções urbanas de maior complexidade. As RGInt foram delimitadas a partir das RGIIm e figuram numa escala intermediária entre as Unidades da Federação e as RGIIm (IBGE, 2017; FJP, 2019).

A partir dessa nova regionalização, Minas Gerais passou a ser dividida em 13 Regiões Geográficas Intermediárias (Figura 11) e 70 Regiões Geográficas Imediatas.

**Figura 11** – Mapa da Divisão do estado de Minas Gerais em Regiões Geográficas Intermediárias

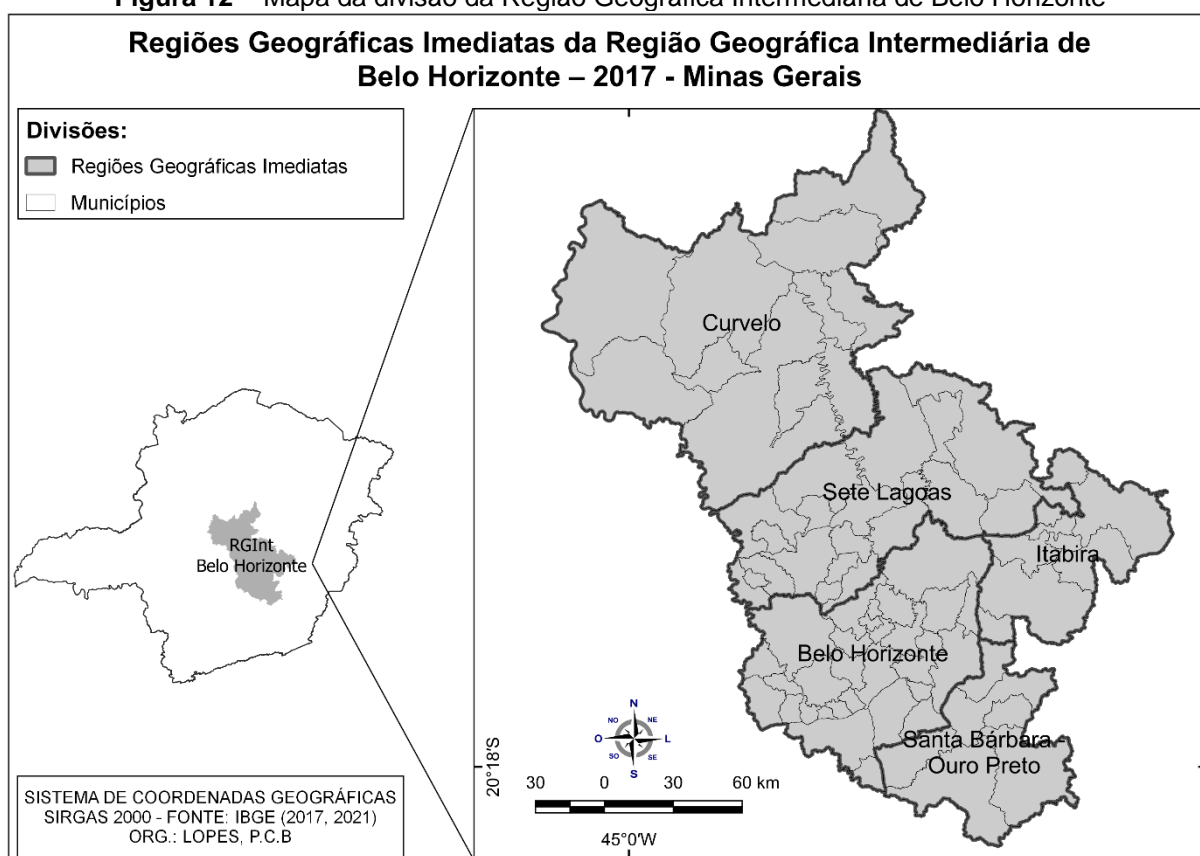


As RGInt serão apresentadas a seguir com suas respectivas RGIIm.

### 5.1.1 Região Geográfica Intermediária (RGInt) de Belo Horizonte

A RGInt de Belo Horizonte se localiza na porção central do estado e é composta por cinco RGIIm (Figura 12), nas quais se distribuem 74 municípios<sup>8</sup>, ocupando uma área total de 40.819,61 km<sup>2</sup>, equivalente a 6,96% do território mineiro. A população estimada em 1º de julho de 2021 pelo IBGE para a RGInt é de 6.372.286, conferindo uma densidade demográfica de 156,1 hab/km<sup>2</sup>. No aspecto econômico, apresentou em 2018 um PIB de R\$ 226,3 bilhões, equivalente a 36,8% de Minas Gerais, e um PIB *per capita* de R\$ 36.278,00 (IBGE, 2017; IBGE SIDRA, 2021a, 2021b; FJP, 2021).

**Figura 12 – Mapa da divisão da Região Geográfica Intermediária de Belo Horizonte**



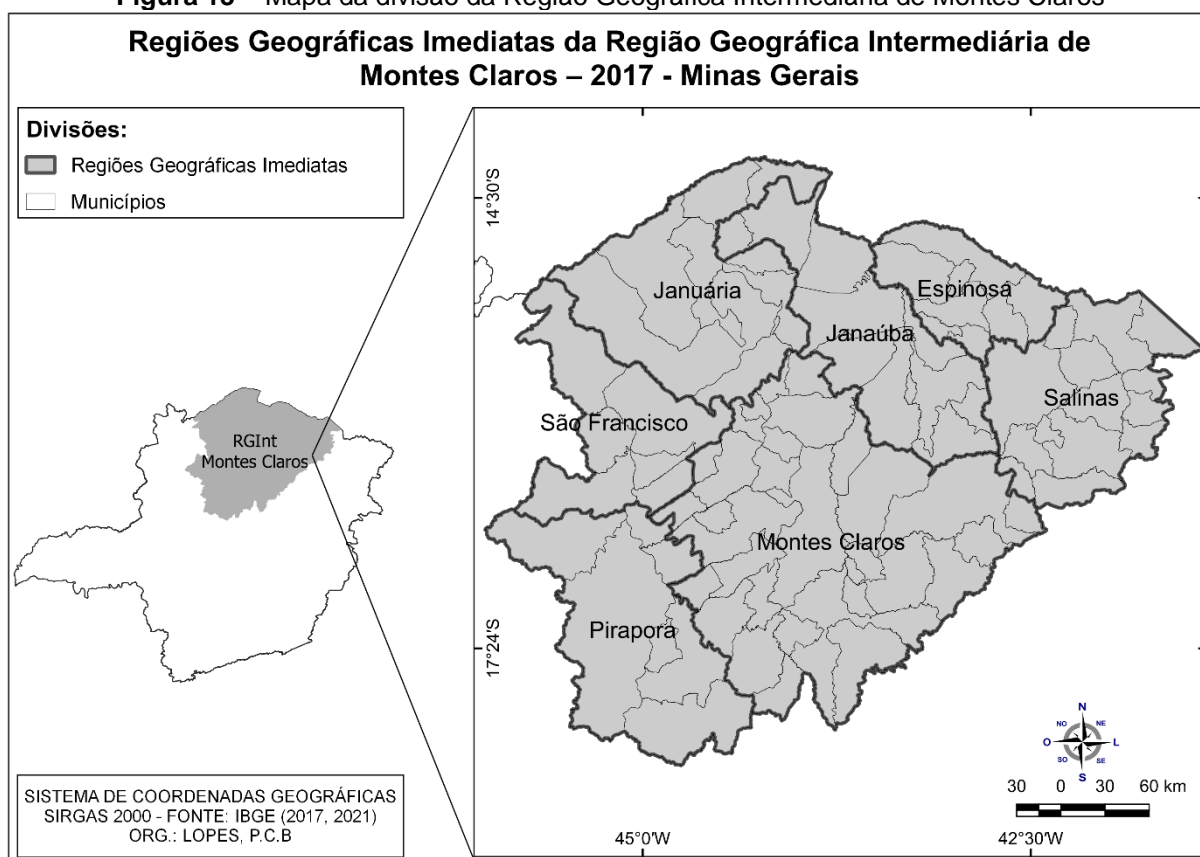
Fonte: IBGE (2017, 2021). Org.: LOPES, P.C.B.

<sup>8</sup> Os seguintes municípios integram a RGInt de Belo Horizonte: Araçai, Augusto de Lima, Baldim, Barão de Cocais, Belo Horizonte, Betim, Bom Jesus do Amparo, Brumadinho, Buenópolis, Cachoeira da Prata, Caetanópolis, Caeté, Capim Branco, Carmésia, Catas Altas, Conceição do Mato Dentro, Confins, Congonhas do Norte, Contagem, Cordisburgo, Corinto, Curvelo, Esmeraldas, Felixlândia, Ferros, Florestal, Fortuna de Minas, Funilândia, Ibirité, Igarapé, Inhaúma, Inimutaba, Itabira, Itabirito, Itambé do Mato Dentro, Jaboticatubas, Jequitibá, Juatuba, Lagoa Santa, Mariana, Mário Campos, Mateus Leme, Matozinhos, Moeda, Monjolos, Morro da Garça, Morro do Pilar, Nova Lima, Nova União, Ouro Preto, Paraopeba, Passabém, Pedro Leopoldo, Presidente Juscelino, Prudente de Moraes, Raposos, Ribeirão das Neves, Rio Acima, Sabará, Santa Bárbara, Santa Luzia, Santa Maria de Itabira, Santana de Pirapama, Santana do Riacho, Santo Antônio do Rio Abaixo, Santo Hipólito, São Joaquim de Bicas

### 5.1.2 Região Geográfica Intermediária (RGInt) de Montes Claros

Localizada ao norte de Minas Gerais, a RGInt de Montes Claros é composta por sete RGIIm (Figura 13), formada por 86 municípios<sup>9</sup>, ocupando uma área total de 124.063,79 km<sup>2</sup>, equivalente a 21,14% do território mineiro. A população estimada em 1º de julho de 2021 pelo IBGE para a RGInt é de 1.697.197, conferindo uma densidade demográfica de 13,7 hab/km<sup>2</sup>. No aspecto econômico, apresentou em 2018 um PIB de R\$ 25,7 bilhões, equivalente a 4,2% de Minas Gerais, e um PIB *per capita* de R\$ 15.387,00 (IBGE, 2017; IBGE SIDRA, 2021a, 2021b; FJP, 2021).

**Figura 13** – Mapa da divisão da Região Geográfica Intermediária de Montes Claros



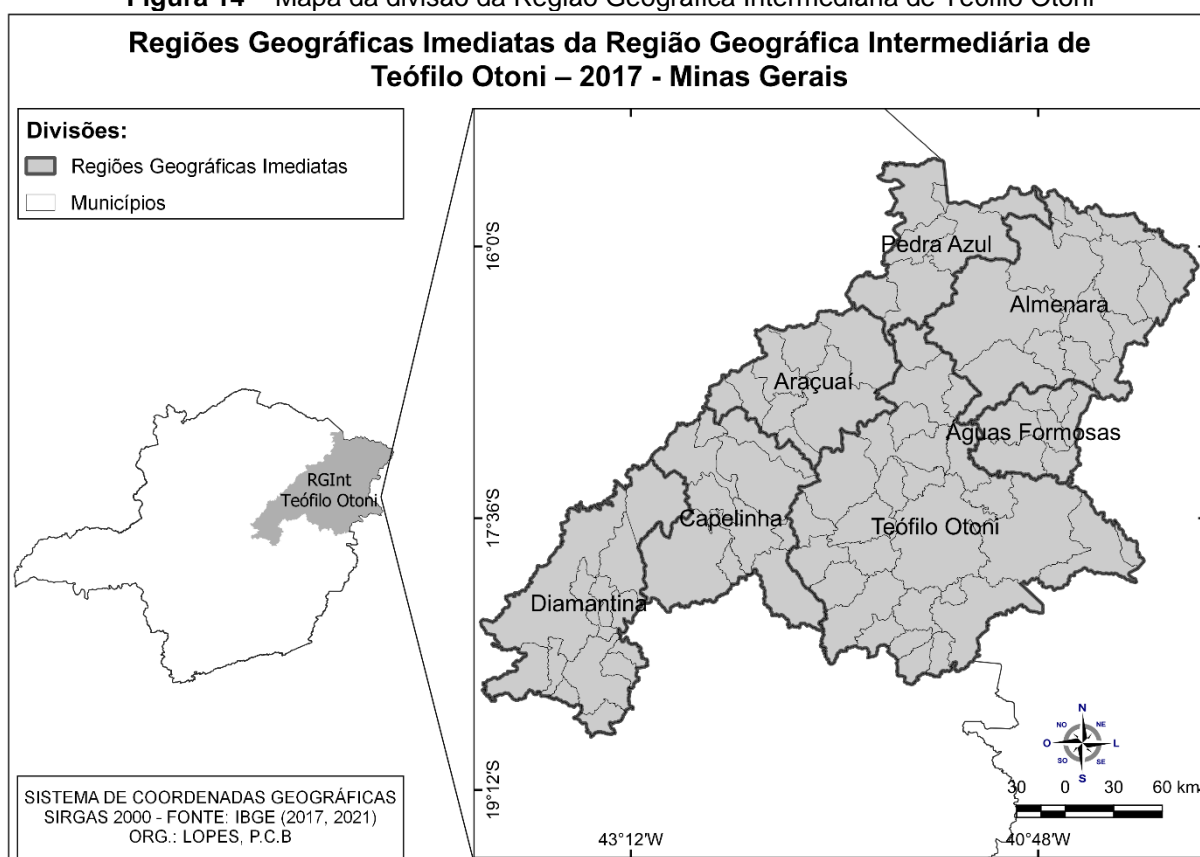
São José da Lapa, São Sebastião do Rio Preto, Sarzedo, Sete Lagoas, Taquaraçu de Minas, Três Marias e Vespasiano.

<sup>9</sup> Os seguintes municípios integram a RGInt de Montes Claros: Berizal, Bocaiúva, Bonito de Minas, Botumirim, Brasília de Minas, Buritizeiro, Campo Azul, Capitão Enéas, Catuti, Chapada Gaúcha, Claro dos Poções, Cônego Marinho, Coração de Jesus, Cristália, Curral de Dentro, Engenheiro Navarro, Espinosa, Francisco Dumont, Francisco Sá, Fruta de Leite, Gameleiras, Glaucilândia, Grão Mogol, Guaraciama, Ibiaí, Ibiracatu, Icarai de Minas, Indaiabira, Itacambira, Itacarambi, Jaíba, Janaúba, Januária, Japonvar, Jequitaiá, Joaquim Felício, Josenópolis, Juramento, Juvenília, Lagoa dos Patos, Lassance, Lontra, Luislândia, Mamonas, Manga, Matias Cardoso, Mato Verde, Mirabela, Miravânia, Montalvânia, Monte Azul, Montes Claros, Montezuma, Ninheira, Nova Porteirinha, Novorizonte, Olhos-d'Água, Padre Carvalho, Pai Pedro, Patis, Pedras de Maria da Cruz, Pintópolis, Pirapora, Ponto Chique,

### 5.1.3 Região Geográfica Intermediária (RGInt) de Teófilo Otoni

A RGInt de Teófilo Otoni se localiza no nordeste do estado e é composta por sete RGIIm (Figura 14) formada por 86 municípios<sup>10</sup>, uma área total de 77.921,27 km<sup>2</sup>, ocupando 13,28% do território mineiro. A população estimada em 1º de julho de 2021 pelo IBGE para a RGInt é de 1.225.722, densidade demográfica de 15,7 hab/km<sup>2</sup>. Apresentou em 2018 um PIB de R\$ 14,5 bilhões, equivalente a 2,4% do estado e um PIB *per capita* de R\$ 11.877,00 (IBGE, 2017; IBGE SIDRA, 2021a, 2021b; FJP, 2021).

**Figura 14** – Mapa da divisão da Região Geográfica Intermediária de Teófilo Otoni



Fonte: IBGE (2017, 2021). Org.: LOPES, P.C.B.

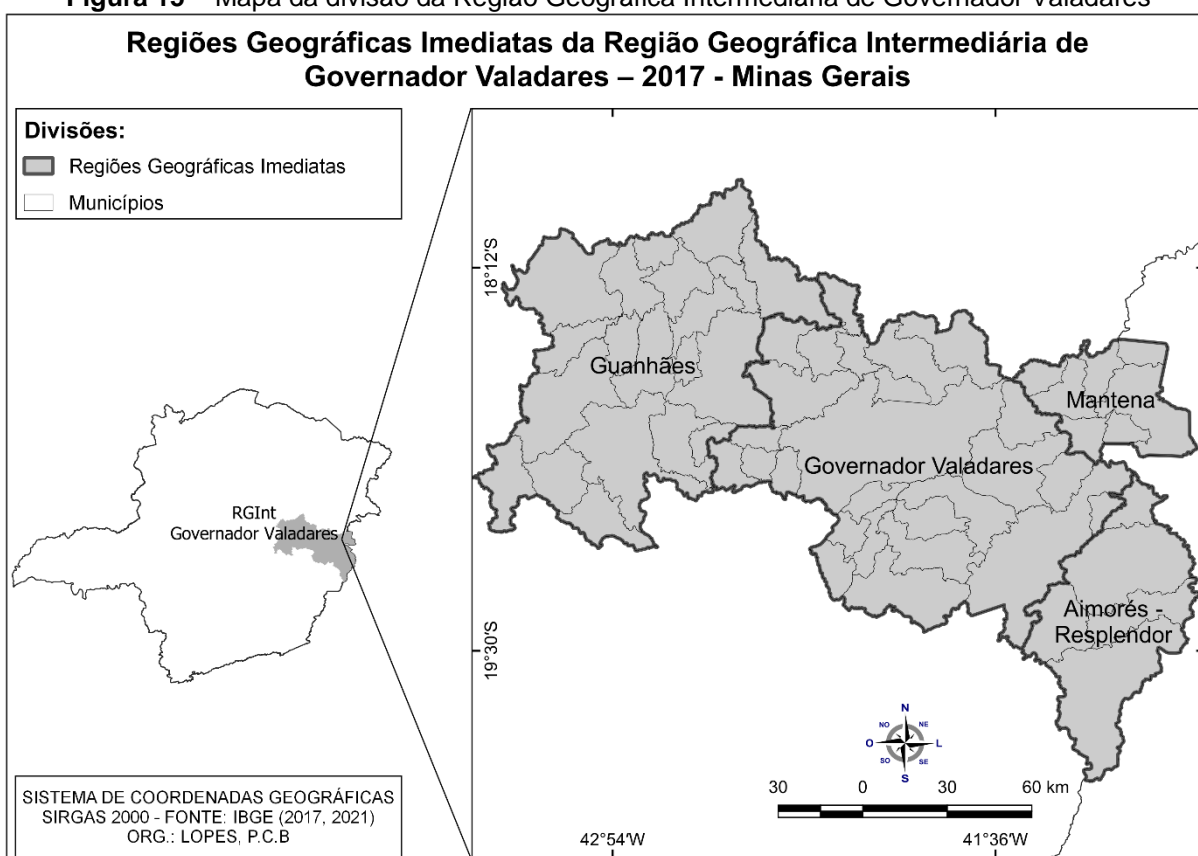
Porteirinha, Riacho dos Machados, Rio Pardo de Minas, Rubelita, Salinas, Santa Cruz de Salinas, Santa Fé de Minas, Santo Antônio do Retiro, São Francisco, São João da Lagoa, São João da Ponte, São João das Missões, São João do Pacuí, São João do Paraíso, São Romão, Serranópolis de Minas, Taiobeiras, Ubaí, Vargem Grande do Rio Pardo, Várzea da Palma, Varzelândia e Verdelândia.

<sup>10</sup> Os seguintes municípios integram a RGInt de Teófilo Otoni: Água Boa, Águas Formosas, Águas Vermelhas, Almenara, Alvorada de Minas, Cachoeira de Pajeú, Angelândia, Araçuaí, Aricanduva, Ataléia, Bandeira, Berilo, Bertópolis, Campanário, Capelinha, Caraí, Carbonita, Carlos Chagas, Catuji, Chapada do Norte, Comercinho, Coronel Murta, Couto de Magalhães de Minas, Crisolita, Datas, Diamantina, Divisa Alegre, Divisópolis, Felício dos Santos, São Gonçalo do Rio Preto, Felisburgo, Francisco Badaró, Franciscópolis, Frei Gaspar, Fronteira dos Vales, Gouveia, Itaipé, Itamarandiba, Itambacuri, Itaobim, Itinga, Jacinto, Jenipapo de Minas, Jequitinhonha, Joaíma, Jordânia, José Gonçalves de Minas, Ladainha, Leme do Prado, Machacalis, Malacacheta, Mata Verde, Medina, Minas Novas, Monte Formoso, Nanuque, Nova Módica, Novo Cruzeiro, Novo Oriente de Minas, Ouro Verde

### 5.1.4 Região Geográfica Intermediária (RGInt) de Governador Valadares

A RGInt de Governador Valadares se localiza a leste do estado, composta por quatro RGIm (Figura 15) formada por 58 municípios<sup>11</sup>, numa área total de 26.030,14 km<sup>2</sup>, ocupando 4,44% do território mineiro. A população estimada em 1º de julho de 2021 pelo IBGE para a RGInt é de 775.699, densidade demográfica de 29,8 hab/km<sup>2</sup>. Apresentou em 2018 um PIB de R\$ 12,1 bilhões, equivalente a 2,0% do estado e um PIB *per capita* de R\$ 15.649,00 (IBGE, 2017; IBGE SIDRA, 2021a, 2021b; FJP, 2021).

**Figura 15** – Mapa da divisão da Região Geográfica Intermediária de Governador Valadares



Fonte: IBGE (2017, 2021). Org.: LOPES, P.C.B.

de Minas, Padre Paraíso, Palmópolis, Pavão, Pedra Azul, Pescador, Ponto dos Volantes, Poté, Presidente Kubitschek, Rio do Prado, Rubim, Salto da Divisa, Santa Helena de Minas, Santa Maria do Salto, Santo Antônio do Itambé, Santo Antônio do Jacinto, São José do Divino, Setubinha, Senador Modestino Gonçalves, Serra Azul de Minas, Serra dos Aimorés, Serro, Teófilo Otoni, Turmalina, Umburatiba, Veredinha e Virgem da Lapa.

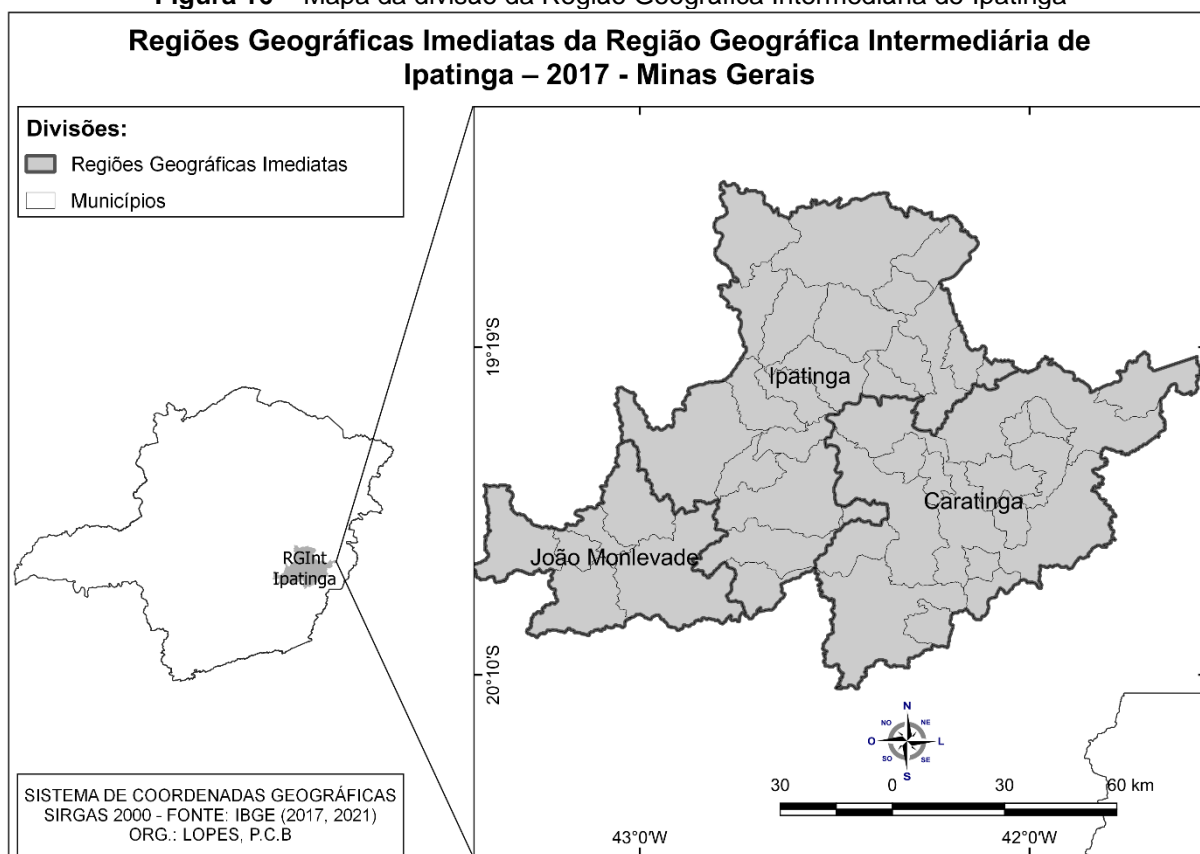
<sup>11</sup> Os seguintes municípios integram a RGInt de Governador Valadares: Aimorés, Alpercata, Cantagalo, Capitão Andrade, Central de Minas, Coluna, Conselheiro Pena, Coroaci, Cuparaque, Divino das Laranjeiras, Divinolândia de Minas, Dom Joaquim, Dolores de Guanhães, Engenheiro Caldas, Fernandes Tourinho, Frei Inocência, Frei Lagonegro, Galiléia, Goiabeira, Gonzaga, Governador Valadares, Guanhães, Itabirinha, Itanhomi, Itueta, Jampruca, José Raydan, Mantena, Marilac, Materlândia, Mathias Lobato, Mendes Pimentel, Nacip Raydan, Nova Belém, Paulistas, Peçanha, Resplendor, Rio Vermelho, Sabinópolis, Santa Efigênia de Minas, Santa Maria do Suaçuí, Santa Rita do Itueto, São Tourinho, Frei Inocência, Frei Lagonegro, Galiléia, Goiabeira, Gonzaga, Governador Valadares, Guanhães, Itabirinha, Itanhomi, Itueta, Jampruca, José Raydan, Mantena, Marilac, Materlândia,



### 5.1.5 Região Geográfica Intermediária (RGInt) de Ipatinga

Localizada a leste do estado de Minas Gerais, a RGInt de Ipatinga é composta por três RGIms (Figura 16) formada por 44 municípios<sup>12</sup>, ocupando uma área territorial de 13.241,06 km<sup>2</sup>, equivalente a 2,26% do território do estado. A população estimada em 1º de julho de 2021 pelo IBGE para a RGInt é de 1.037.481, conferindo uma densidade demográfica de 78,4 hab/km<sup>2</sup>. No aspecto econômico, apresentou em 2018 um PIB de R\$ 31,6 bilhões, equivalente a 5,1% de Minas Gerais, e um PIB *per capita* de R\$ 30.863,00 (IBGE, 2017; IBGE SIDRA, 2021a, 2021b; FJP, 2021).

**Figura 16** – Mapa da divisão da Região Geográfica Intermediária de Ipatinga



Fonte: IBGE (2017, 2021). Org.: LOPES, P.C.B.

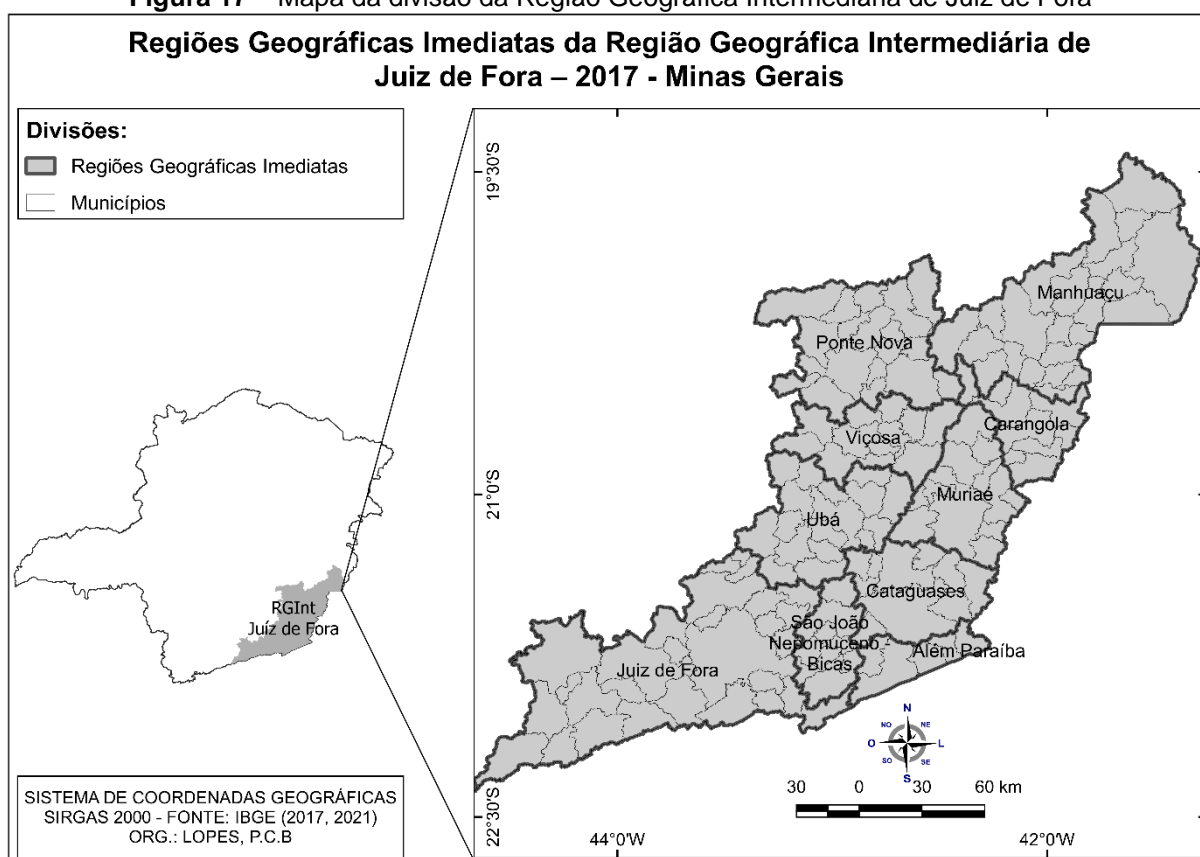
Mathias Lobato, Mendes Pimentel, Nacip Raydan, Nova Belém, Paulistas, Peçanha, Resplendor, Rio Vermelho, Sabinópolis, Santa Efigênia de Minas, Santa Maria do Suaçuí, Santa Rita do Itueto, São Félix de Minas, São Geraldo da Piedade, São Geraldo do Baixio, São João do Manteninha, São João Evangelista, São José da Safira, São José do Jacuri, São Pedro do Suaçuí, São Sebastião do Maranhão, Sardoá, Senhora do Porto, Sobralia, Tarumirim, Tumiritinga, Virginópolis e Virgolândia.

<sup>12</sup> Os seguintes municípios integram a RGInt de Ipatinga: Açucena, Alvarenga, Antônio Dias, Bela Vista de Minas, Belo Oriente, Bom Jesus do Galho, Braúnas, Bugre, Caratinga, Coronel Fabriciano, Córrego Novo, Dionísio, Dom Cavati, Entre Folhas, Iapu, Imbé de Minas, Inhapim, Ipaba, Ipatinga, Jaguarapu, Joanésia, João Monlevade, Marliéria, Mesquita, Naque, Nova Era, Periquito, Piedade de Caratinga, Pingo-d'Água, Raul Soares, Rio Piracicaba, Santa Bárbara do Leste, Santana do Paraíso, Santa Rita de Minas, São Domingos dasDores, São Domingos do Prata, São Gonçalo do Rio Abaixo, São João do Oriente, São José do Goiabal, São Sebastião do Anta, Timóteo, Ubaporanga, Vargem Alegre e

### 5.1.6 Região Geográfica Intermediária (RGInt) de Juiz de Fora

A RGInt de Juiz de Fora se localiza na porção sudeste do estado, é composta por cinco RGIIm (Figura 17) nas quais se distribuem 146 municípios<sup>13</sup>, ocupando uma área total de 38.936,45 km<sup>2</sup>, equivalente a 6,64% do território mineiro. A população estimada em 1º de julho de 2021 pelo IBGE para a RGInt é de 2.365.182, conferindo uma densidade demográfica de 60,7 hab/km<sup>2</sup>. No aspecto econômico, apresentou em 2018 um PIB de R\$ 48,5 bilhões, equivalente a 7,9% de Minas Gerais, e um PIB *per capita* de R\$ 20.753,00 (IBGE, 2017; IBGE SIDRA, 2021a, 2021b; FJP, 2021).

**Figura 17** – Mapa da divisão da Região Geográfica Intermediária de Juiz de Fora



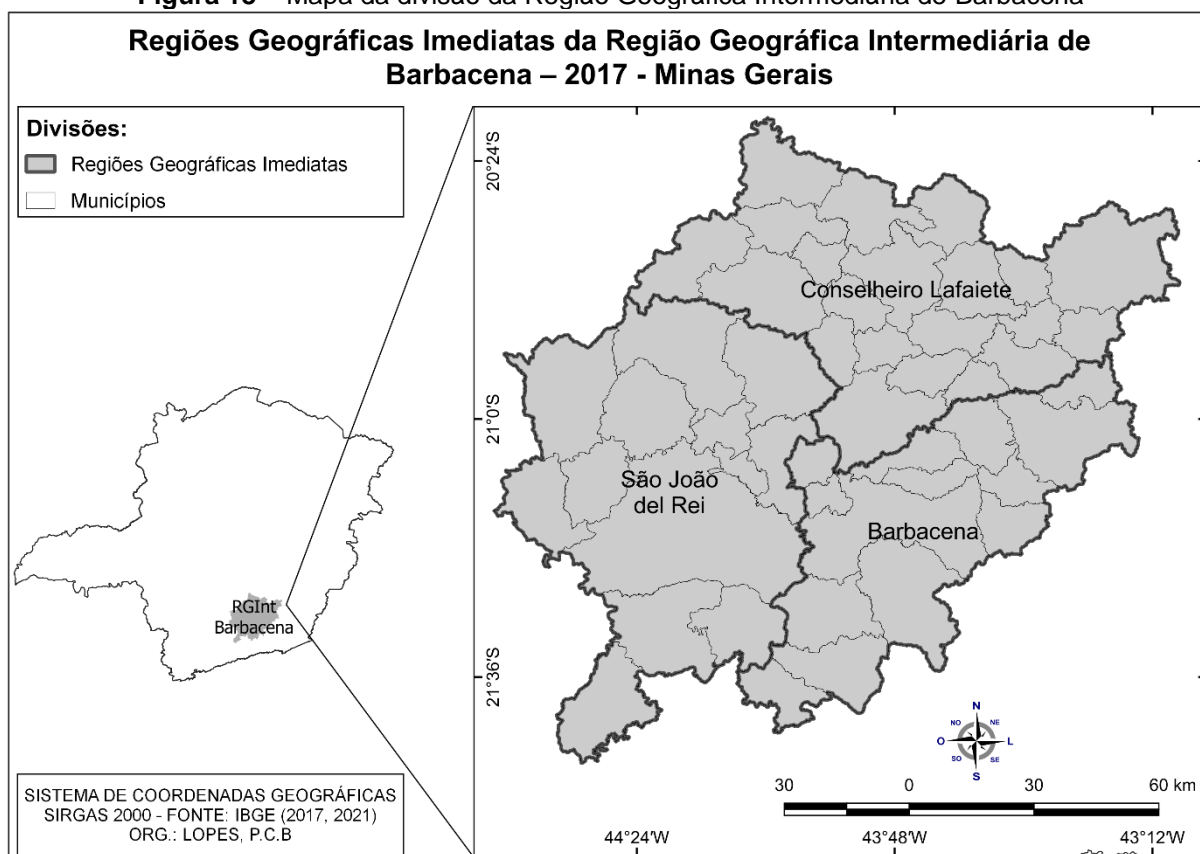
Vermelho Novo.

<sup>13</sup> Os seguintes municípios integram a RGInt de Juiz de Fora: Abre Campo, Acaiaca, Além Paraíba, Alto Caparaó, Alto Jequitibá, Alvinópolis, Amparo da Serra, Andrelândia, Antônio Prado de Minas, Aracitaba, Arantina, Araponga, Argirita, Astolfo Dutra, Barão do Monte Alto, Barra Longa, Belmiro Braga, Bias Fortes, Bicas, Bocaina de Minas, Bom Jardim de Minas, Brás Pires, Caiana, Cajuri, Canaã, Caparaó, Caputira, Carangola, Cataguases, Chácara, Chalé, Chiador, Coimbra, Conceição de Ipanema, Coronel Pacheco, Descoberto, Diogo de Vasconcelos, Divinésia, Divino, Dom Silvério, Dona Euzébia, Dores do Turvo, Durandé, Ervália, Espera Feliz, Estrela Dalva, Eugenópolis, Ewbank da Câmara, Faria Lemos, Fervedouro, Goianá, Guaraciaba, Guarani, Guarará, Guidoal, Guiricema, Ipanema, Itamarati de Minas, Jequeri, Juiz de Fora, Lajinha, Laranjal, Leopoldina, Liberdade, Lima Duarte, Luisburgo, Manhuaçu, Manhumirim, Mar de Espanha, Maripá de Minas, Martins Soares, Matias

### 5.1.7 Região Geográfica Intermediária (RGInt) de Barbacena

Ao sul de Minas Gerais, a RGInt de Barbacena é composta por três RGIIm (Figura 18), 49 municípios<sup>14</sup>, área territorial de 15.260,09 km<sup>2</sup>, equivalente a 2,60% do território do estado. A população estimada em 1º de julho de 2021 pelo IBGE para a RGInt é de 783.917, densidade demográfica de 51,4 hab/km<sup>2</sup>. No aspecto econômico, apresentou em 2018 PIB de R\$ 19,1 bilhões, equivalente a 3,1% de Minas Gerais, e PIB *per capita* de R\$ 24.770,00 (IBGE, 2017; IBGE SIDRA, 2021a, 2021b; FJP, 2021).

**Figura 18** – Mapa da divisão da Região Geográfica Intermediária de Barbacena



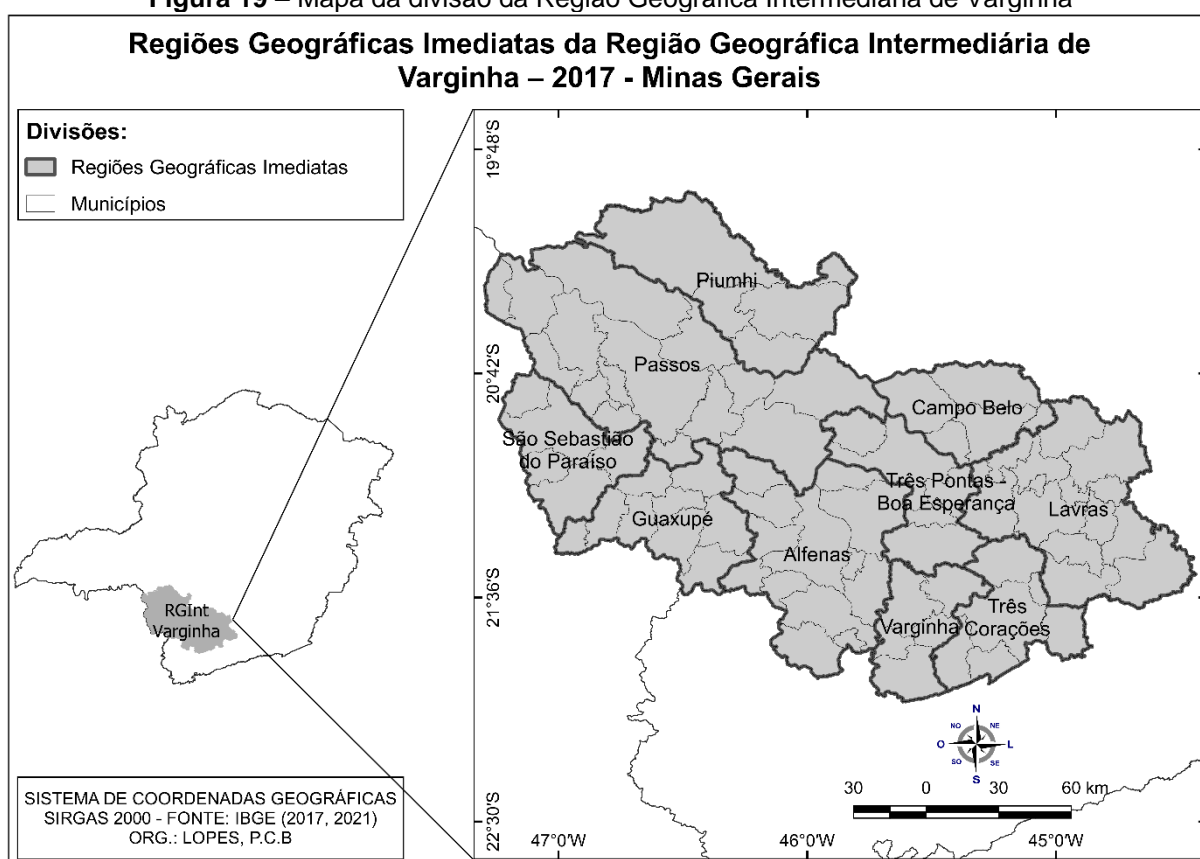
Barbosa, Matipó, Mercês, Miradouro, Mirai, Muriaé, Mutum, Olaria, Oliveira Fortes, Oratórios, Orizânia, Paiva, Palma, Passa Vinte, Patrocínio do Muriaé, Paula Cândido, Pedra Bonita, Pedra do Anta, Pedra Dourada, Pedro Teixeira, Pequeri, Piau, Piedade de Ponte Nova, Pirapetinga, Piraúba, Pocrane, Ponte Nova, Porto Firme, Presidente Bernardes, Recreio, Reduto, Rio Casca, Rio Doce, Rio Novo, Rio Pomba, Rio Preto, Rochedo de Minas, Rodeiro, Rosário da Limeira, Santa Bárbara do Monte Verde, Santa Cruz do Escalvado, Santa Margarida, Santa Rita do Jacutinga, Santana de Cataguases, Santana do Deserto, Santana do Manhuaçu, Santo Antônio do Aventureiro, Santo Antônio do Gramma, Santos Dumont, São Francisco do Glória, São Geraldo, São João do Manhuaçu, São João Nepomuceno, São José do Mantimento, São Miguel do Anta, São Pedro dos Ferros, São Sebastião da Vargem Alegre, Sem-Peixe, Senador Cortes, Senador Firmino, Sericita, Silveirânia, Simão Pereira, Simonésia, Tabuleiro, Taparuba, Teixeiras, Tocantins, Tombos, Ubá, Urucânia, Viçosa, Vieiras, Visconde do Rio Branco e Volta Grande.

<sup>14</sup> Os seguintes municípios integram a RGInt de Barbacena: Alfredo Vasconcelos, Alto Rio Doce, Antônio Carlos, Barbacena, Barroso, Belo Vale, Capela Nova, Caranaíba, Carandaí, Casa Grande,

### 5.1.8 Região Geográfica Intermediária (RGInt) de Varginha

A RGInt de Varginha se localiza a sudoeste do estado, composta por dez RGIm (Figura 19) formada por 82 municípios<sup>15</sup>, numa área total de 36.871,72 km<sup>2</sup>, ocupando 6,28% do território mineiro. A população estimada em 1º de julho de 2021 pelo IBGE para a RGInt é de 1.657.518, densidade demográfica de 44,9 hab/km<sup>2</sup>. Apresentou em 2018 um PIB de R\$ 39,9 bilhões, equivalente a 6,5% do estado e um PIB *per capita* de R\$ 24.392,00 (IBGE, 2017; IBGE SIDRA, 2021a, 2021b; FJP, 2021).

**Figura 19** – Mapa da divisão da Região Geográfica Intermediária de Varginha



Fonte: IBGE (2017, 2021). Org.: LOPES, P.C.B.

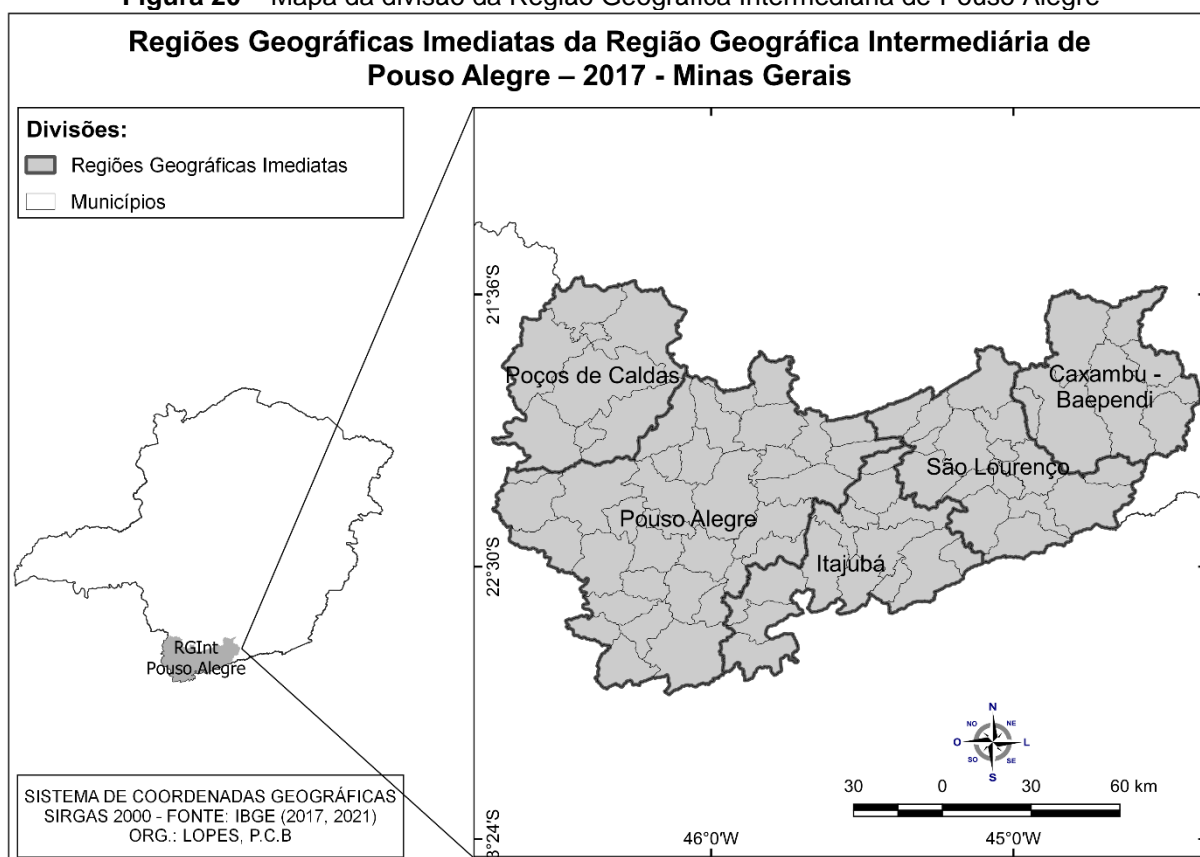
Catas Altas da Noruega, Cipotânea, Conceição da Barra de Minas, Congonhas, Conselheiro Lafaiete, Coronel Xavier Chaves, Cristiano Ottoni, Desterro de Entre Rios, Desterro do Melo, Dolores de Campos, Entre Rios de Minas, Ibertioga, Itaverava, Jeceaba, Lagoa Dourada, Lamim, Madre de Deus de Minas, Nazareno, Ouro Branco, Piedade do Rio Grande, Piranga, Prados, Queluzito, Resende Costa, Ressaquinha, Rio Espera, Ritópolis, Santa Bárbara do Tugúrio, Santa Cruz de Minas, Santa Rita de Ibitipoca, Santana do Garambéu, Santana dos Montes, São Brás do Suaçuí, São João del Rei, São Tiago, São Vicente de Minas, Senhora de Oliveira, Senhora dos Remédios e Tiradentes.

<sup>15</sup> Os seguintes municípios integram a RGInt de Varginha: Aguanil, Alfenas, Alpinópolis, Alterosa, Arceburgo, Areado, Boa Esperança, Bom Jesus da Penha, Bom Sucesso, Cabo Verde, Cambuquira, Campanha, Campo Belo, Campo do Meio, Campos Gerais, Cana Verde, Candeias, Capetinga, Capitólio, Carmo da Cachoeira, Carmo do Rio Claro, Carrancas, Carvalhópolis, Cássia, Claraval, Conceição da Aparecida, Coqueiral, Cordislândia, Cristais, Delfinópolis, Divisa Nova, Doresópolis, Elói Mendes, Fama, Fortaleza de Minas, Guapé, Guaranésia, Guaxupé, Ibiraci, Ibituruna, Ijaci, Illicinea,

### 5.1.9 Região Geográfica Intermediária (RGInt) de Pouso Alegre

Localizada no sul do estado de Minas Gerais, a RGInt de Pouso Alegre reúne cinco RGIIm (Figura 20) e 80 municípios<sup>16</sup>, em uma área de 20.717,51 km<sup>2</sup>, equivalente a 3,53% do território mineiro. A população estimada em 1º de julho de 2021 pelo IBGE para a RGInt é de 1.312.807, com densidade demográfica de 63,4 hab/km<sup>2</sup>. Apresentou em 2018 um PIB de R\$ 45,3 bilhões, equivalente a 7,4% do estado, e um PIB *per capita* de R\$ 35.110,00 (IBGE, 2017; IBGE SIDRA, 2021a, 2021b; FJP, 2021).

**Figura 20** – Mapa da divisão da Região Geográfica Intermediária de Pouso Alegre



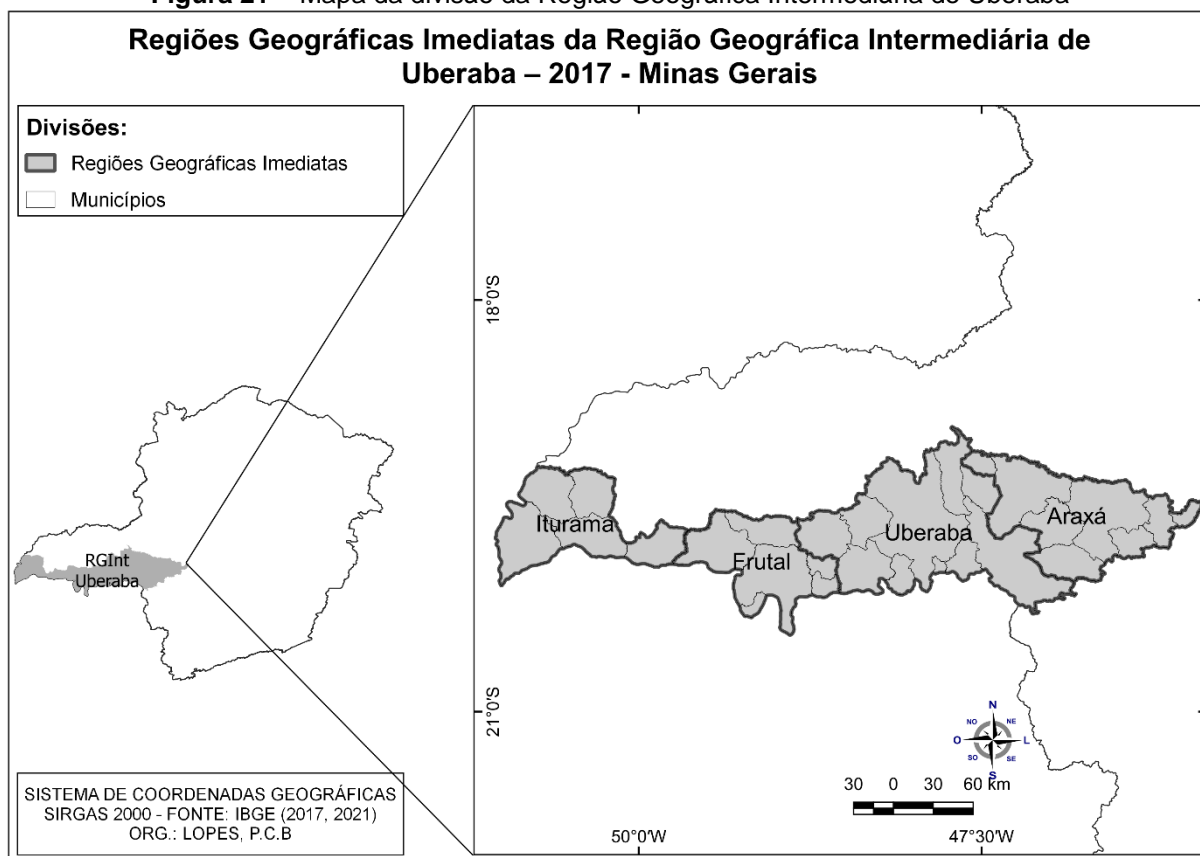
Ingaí, Itamogi, Itaú de Minas, Itumirim, Itutinga, Jacuí, Juruiaia, Lavras, Luminárias, Machado, Monsenhor Paulo, Monte Belo, Monte Santo de Minas, Muzambinho, Nepomuceno, Nova Resende, Paraguaçu, Passos, Perdões, Piumhi, Poço Fundo, Pratápolis, Ribeirão Vermelho, Santana da Vargem, Santana do Jacaré, Santo Antônio do Amparo, São Bento Abade, São Gonçalo do Sapucaí, São João Batista do Glória, São José da Barra, São Pedro da União, São Roque de Minas, São Sebastião do Paraíso, São Tomé das Letras, São Tomás de Aquino, Serrania, Três Corações, Três Pontas, Vargem Bonita e Varginha.

<sup>16</sup> Os seguintes municípios integram a RGInt de Pouso Alegre: Aiuruoca, Alagoa, Albertina, Andradas, Baependi, Bandeira do Sul, Bom Repouso, Borda da Mata, Botelhos, Brazópolis, Bueno Brandão, Cachoeira de Minas, Caldas, Camanducaia, Cambuí, Campestre, Careçu, Carmo de Minas, Carvalhos, Caxambu, Conceição das Pedras, Conceição do Rio Verde, Conceição dos Ouros, Congonhal, Consolação, Córrego do Bom Jesus, Cristina, Cruzília, Delfim Moreira, Dom Viçoso,

### 5.1.10 Região Geográfica Intermediária (RGInt) de Uberaba

Localizada em sentido oeste do estado de Minas Gerais, no Triângulo Mineiro, a RGInt de Uberaba é formada por quatro RGIIm (Figura 21) e 29 municípios<sup>17</sup>, ocupando uma área territorial de 36.915,20 km<sup>2</sup>, equivalente a 6,29% do território do estado. A população estimada em 1º de julho de 2021 pelo IBGE para a RGInt é de 825.582, com densidade demográfica de 22,4 hab/km<sup>2</sup>. No aspecto econômico, apresentou em 2018 PIB de R\$ 36,8 bilhões, equivalente a 6,0% de Minas Gerais, e PIB *per capita* de R\$ 45.947,00 (IBGE, 2017; IBGE SIDRA, 2021a, 2021b; FJP, 2021).

**Figura 21** – Mapa da divisão da Região Geográfica Intermediária de Uberaba



Fonte: IBGE (2017, 2021). Org.: LOPES, P.C.B.

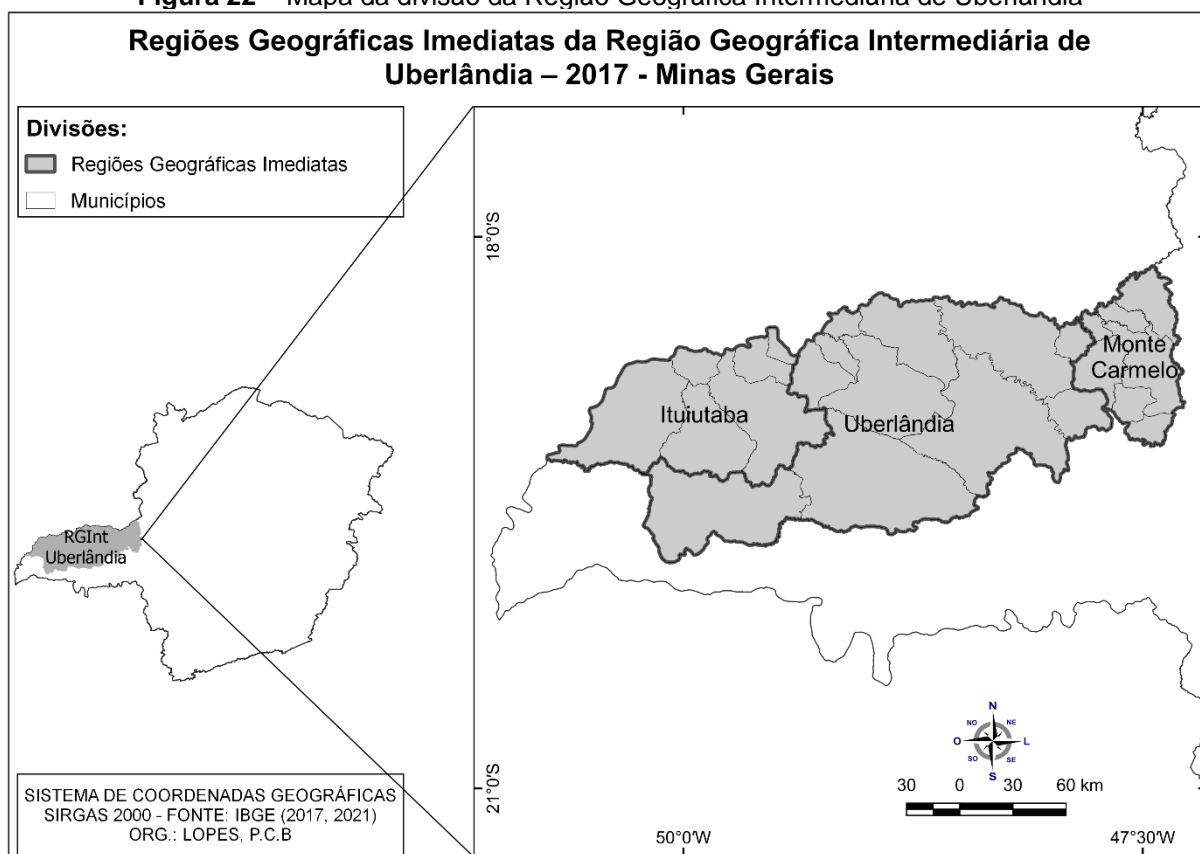
Espírito Santo do Dourado, Estiva, Extrema, Gonçalves, Heliódora, Ibitiúra de Minas, Inconfidentes, Ipuíuna, Itajubá, Itamonte, Itanhandu, Itapeva, Jacutinga, Jesuânia, Lambari, Maria da Fé, Marmelópolis, Minduri, Monte Sião, Munhoz, Natércia, Olímpio Noronha, Ouro Fino, Paraisópolis, Passa Quatro, Pedralva, Piranguçu, Piranguinho, Poços de Caldas, Pouso Alegre, Pouso Alto, Santa Rita de Caldas, Santa Rita do Sapucaí, São João da Mata, São José do Alegre, São Lourenço, São Sebastião da Bela Vista, São Sebastião do Rio Verde, Sapucaí-Mirim, Senador Amaral, Senador José Bento, Seritinga, Serranos, Silvianópolis, Soledade de Minas, Tocos do Moji, Toledo, Turvolândia, Virgínia e Wenceslau Braz.

<sup>17</sup> Os seguintes municípios integram a RGInt de Uberaba: Água Comprida, Araxá, Campo Florido, Campos Altos, Carneirinho, Comendador Gomes, Conceição das Alagoas, Conquista, Delta, Fronteira, Frutal, Ibiá, Itapagipe, Iturama, Limeira do Oeste, Nova Ponte, Pedrinópolis, Perdizes, Pirajuba,

### 5.1.11 Região Geográfica Intermediária (RGInt) de Uberlândia

A RGInt de Uberlândia também se localiza em sentido oeste do estado de Minas Gerais, no Triângulo Mineiro. Três RGIms (Figura 22) e 24 municípios<sup>18</sup> compõem essa RGInt, ocupando uma área territorial de 35.513,70 km<sup>2</sup>, equivalente a 6,05% do território do estado. A população estimada em 1º de julho de 2021 pelo IBGE para a RGInt é de 1.190.985, conferindo uma densidade demográfica de 33,5 hab/km<sup>2</sup>. No aspecto econômico, apresentou em 2018 um PIB de R\$ 54,2 bilhões, equivalente a 8,8% de Minas Gerais, e um PIB *per capita* de R\$ 46.696,00 (IBGE, 2017; IBGE SIDRA, 2021a, 2021b; FJP, 2021).

**Figura 22** – Mapa da divisão da Região Geográfica Intermediária de Uberlândia



Fonte: IBGE (2017, 2021). Org.: LOPES, P.C.B.

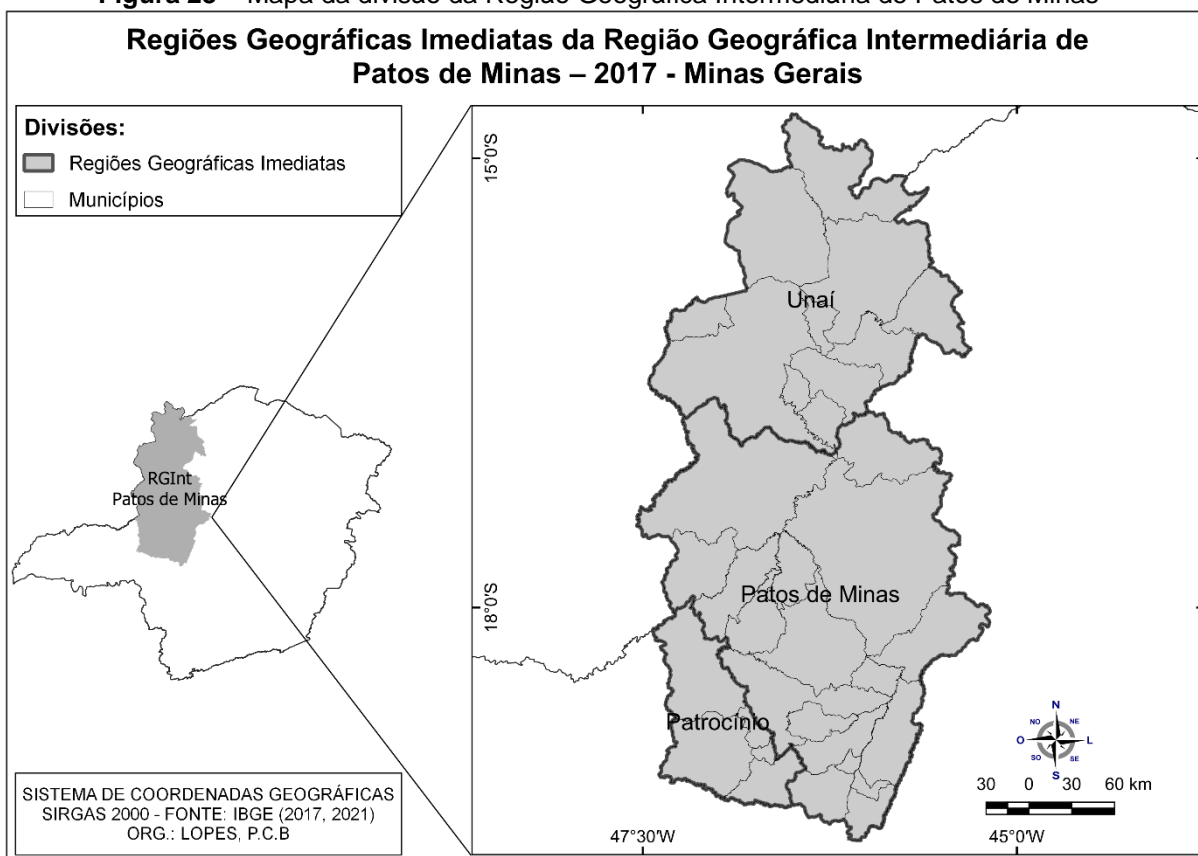
Planura, Pratinha, Sacramento, Santa Juliana, Santa Rosa da Serra, São Francisco de Sales, Tapira, Uberaba, União de Minas e Veríssimo.

<sup>18</sup> Os seguintes municípios integram a RGInt de Uberlândia: Abadia dos Dourados, Araguari, Araporã, Cachoeira Dourada, Campina Verde, Canápolis, Capinópolis, Cascalho Rico, Centralina, Douradoquara, Estrela do Sul, Grupiara, Gurinhatã, Indianópolis, Ipiáçu, Irai de Minas, Ituiutaba, Monte Alegre de Minas, Monte Carmelo, Prata, Romaria, Santa Vitória, Tupaciguara e Uberlândia.

### 5.1.12 Região Geográfica Intermediária (RGInt) de Patos de Minas

A RGInt de Patos de Minas se localiza a oeste e noroeste do estado, composta por três RGIIm (Figura 23) formada por 34 municípios<sup>19</sup>, ocupando uma área total de 84,497,87 km<sup>2</sup>, cerca de 14,40% do território mineiro. A população estimada em 1º de julho de 2021 pelo IBGE para a RGInt é de 834.130, densidade demográfica de 9,9 hab/km<sup>2</sup>. Apresentou em 2018 PIB de R\$ 25,8 bilhões, cerca de 4,2% do estado, e um PIB *per capita* de R\$ 31.470,00 (IBGE, 2017; IBGE SIDRA, 2021a, 2021b; FJP, 2021).

**Figura 23** – Mapa da divisão da Região Geográfica Intermediária de Patos de Minas



Fonte: IBGE (2017, 2021). Org.: LOPES, P.C.B.

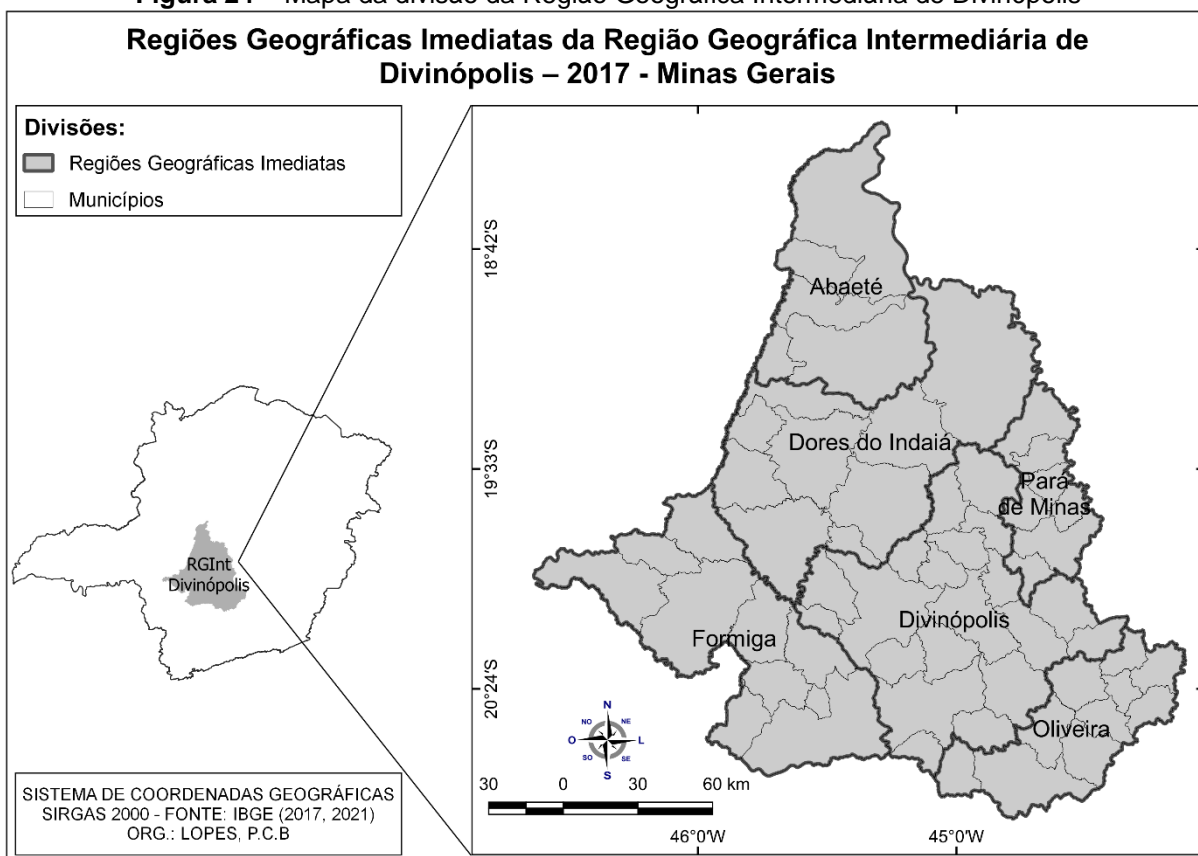
<sup>19</sup> Os seguintes municípios integram a RGInt de Patos de Minas: Arapuá, Arinos, Bonfinópolis de Minas, Brasilândia de Minas, Buritiz, Cabeceira Grande, Carmo do Paranaíba, Coromandel, Cruzeiro da Fortaleza, Dom Bosco, Formoso, Guarda-Mor, Guimarães, João Pinheiro, Lagamar, Lagoa Formosa, Lagoa Grande, Matutina, Natalândia, Paracatu, Patos de Minas, Patrocínio, Presidente Olegário, Riachinho, Rio Paranaíba, São Gonçalo do Abaeté, São Gotardo, Serra do Salitre, Tiros, Unai, Uruana de Minas, Uruçuia, Varjão de Minas e Vazante.



### 5.1.13 Região Geográfica Intermediária (RGInt) de Divinópolis

Localizada mais ao centro do estado de Minas Gerais, a RGInt de Divinópolis é formada por seis RGIIm (Figura 24) e composta por 61 municípios<sup>20</sup>, ocupando área territorial de 35.994,82 km<sup>2</sup>, equivalente a 6,13% do território do estado. A população estimada em 1º de julho de 2021 pelo IBGE para a RGInt é de 1.333.417, conferindo uma densidade demográfica de 37,0 hab/km<sup>2</sup>. No aspecto econômico, apresentou em 2018 um PIB de R\$ 35,2 bilhões, equivalente a 5,7% de Minas Gerais, e um PIB *per capita* de R\$ 27.041,00 (IBGE, 2017; IBGE SIDRA, 2021a, 2021b; FJP, 2021).

**Figura 24** – Mapa da divisão da Região Geográfica Intermediária de Divinópolis



Fonte: IBGE (2017, 2021). Org.: LOPES, P.C.B.

<sup>20</sup> Os seguintes municípios integram a RGInt de Divinópolis: Abaeté, Araújos, Arcos, Bambuí, Biquinhas, Bom Despacho, Bonfim, Camacho, Carmo da Mata, Carmo do Cajuru, Carmópolis de Minas, Cedro do Abaeté, Cláudio, Conceição do Pará, Córrego Danta, Córrego Fundo, Crucilândia, Divinópolis, Dolores do Indaiá, Estrela do Indaiá, Formiga, Igaratinga, Iguatama, Itaguara, Itapeçerica, Itatiaiuçu, Itaúna, Japaraíba, Lagoa da Prata, Leandro Ferreira, Luz, Maravilhas, Martinho Campos, Medeiros, Moema, Morada Nova de Minas, Nova Serrana, Oliveira, Onça de Pitangui, Paineiras, Pains, Papagaios, Pará de Minas, Passa Tempo, Pedra do Indaiá, Pequi, Perdígão, Piedade dos Gerais, Pimenta, Piracema, Pitangui, Pompéu, Quartel Geral, Rio Manso, Santo Antônio do Monte, São Francisco de Paula, São Gonçalo do Pará, São José da Varginha, São Sebastião do Oeste, Serra da Saudade e Tapiraí.

## 5.2 Dados

Apresentados os conceitos e definições, bem como a caracterização da área de estudo, abordam-se os dados que foram utilizados na pesquisa, tendo sido obtidos em formato de planilha eletrônica e em formato de camada vetorial geospacializada.

Os dados dos indicadores sociais referentes aos anos 2000 e 2010 são provenientes de seus respectivos produtores e mantenedores. O IDHM, suas dimensões IDHM Longevidade, IDHM Educação e IDHM Renda, bem como seus indicadores simples descritos no Quadro 3 da seção 3.3.1.2, foram obtidos por meio do Atlas Brasil ou Atlas do Desenvolvimento Humano no Brasil (ADH)<sup>21</sup> em formato de planilha eletrônica. Igualmente, o IVS e suas dimensões IVS Infraestrutura Urbana, IVS Capital Humano e IVS Renda e Trabalho, bem como seus indicadores simples, constantes no Quadro 4 da seção 3.3.2, foram obtidos do Atlas da Vulnerabilidade Social (AVS)<sup>22</sup>.

Para a espacialização das informações, foram obtidas no portal do IBGE, na seção de Geociências e Divisão Regional do Brasil<sup>23</sup>, as camadas vetoriais geospacializadas em formato *Shapefile* da última divisão regional do Brasil em Regiões Geográficas Imediatas e Regiões Geográficas Intermediárias, de 2017, e os municípios do estado de Minas Gerais.

Dessa maneira, foram obtidos os dados dos indicadores e da espacialização das áreas dos 853 municípios das Regiões Geográficas Intermediárias de Minas Gerais que compõem a área de estudo objeto desta pesquisa, sendo abordados diante da nova regionalização do IBGE, estabelecida no ano de 2017.

Segundo Câmara *et al.* (2004a), os problemas de análise espacial são considerados em três tipos de dados: eventos ou padrões pontuais; superfícies contínuas; e áreas com contagens e taxas agregadas. Os dados agrupados em forma de área são o foco deste trabalho, visto que os municípios e as RGInt são tratados como feições vetoriais de área, representados na forma de polígonos.

Dados em forma de área são usualmente delimitados por polígonos fechados, sendo esses regulares ou irregulares, em que se supõe haver homogeneidade interna,

---

<sup>21</sup> Atlas Brasil (ADH), disponível em: <http://www.atlasbrasil.org.br/consulta/planilha>

<sup>22</sup> Atlas da Vulnerabilidade Social (AVS), disponível em: <http://ivs.ipea.gov.br/index.php/pt/planilha>

<sup>23</sup> IBGE – Divisão Regional do Brasil, disponível em <https://www.ibge.gov.br/geociencias/organizacao-do-territorio/divisao-regional/15778-divisoes-regionais-do-brasil.html?=&t=downloads>

não variando o fenômeno dentro da própria região delimitada, ou seja, só há variação nos atributos ao transpor os limites de fronteira de uma região poligonal para outra, no caso em tela, de um município para outro (CÂMARA *et al.*, 2004a; ALMEIDA, 2012).

Corroborando estudos de Almeida (2012) e Bernardes (2019), no caso de municípios, bairros, setores censitários, esses dados são apresentados em forma de polígonos que, na maioria das vezes, são irregulares, com tamanhos e formas das fronteiras diferentes ao longo do espaço. Destaca-se que a forma mais comum da apresentação desse tipo de dado é por meio de mapas temáticos, coloridos com o padrão espacial do fenômeno por meio de uma regra de classificação (CÂMARA *et al.*, 2004b).

### 5.2.1 Tratamento e Análises dos Dados

Após a obtenção dos dados, esses foram tratados e analisados em etapas de análises descritiva e espacializada. Na forma descritiva, para o tratamento dos dados em planilha eletrônica, foi utilizado o *LibreOffice Calc 7.0.2.2*. Já as análises estatísticas foram realizadas no *software* e linguagem de programação R 3.6.2 na *interface RStudio 1.4.1106*.

Para o tratamento de dados espaciais das camadas vetoriais e geração de mapas, foi utilizado o *software* de SIG QGIS 3.16.5. Como *software* de análise espacial, utilizou-se o GeoDa 1.18.0. Todos os *softwares* utilizados são livres e gratuitos, disponíveis para as plataformas *Windows*, *Mac OS* e *Linux*.

Nessa abordagem metodológica, é importante destacar que os dados foram obtidos de forma separada, sendo parte deles em formato de planilha eletrônica e outra parte em formato vetorial espacializado, do tipo *Shapefile*. Assim, para espacializar os dados com os valores dos atributos, houve a necessidade de se unirem as planilhas eletrônicas aos *Shapefiles* por meio de um atributo comum, servindo de chave primária no banco de dados, no caso o geocódigo, que é um código único que o IBGE atribui a cada um dos municípios da federação.

Antes dessa união, houve a necessidade de se fazer uma conversão nas camadas vetoriais. Os dados obtidos nas planilhas eletrônicas continham, em seu cabeçalho, os nomes de atributos muito extensos. Por questões de limitação de

comprimento do nome dos campos no *Shapefile* a dez caracteres<sup>24</sup>, converteram-se os *Shapefiles* para o formato *GeoPackage*, que aceita um número maior de caracteres e é um formato intercambiável entre os *softwares* SIG. O *GeoPackage* é um formato mais novo, desenvolvido pela *Open Geospatial Consortium* (OGC), dotado de grande potencial de uso nos SIGs, assim como *Shapefile*, bastante consolidado, criado na década de 1990 pela *Environmental Systems Research Institute* (ESRI) (SANTOS, 2019).

Justificou-se tal conversão, visto que tanto o IDHM quanto o IVS possuem indicadores com nomes de campo muito extensos, sendo inviável a abreviação dos campos em apenas dez caracteres, sob pena de perda de referência ao conteúdo ao qual se referem os campos em específico, dificultando o trabalho do pesquisador.

Tendo como insumos dados espaciais e não espaciais, é importante destacar que para a pesquisa desenvolvida os dados espaciais são fundamentais. Dados espaciais contêm informações de atributos e de localização; enquanto, os dados não espaciais contêm apenas informações de atributo. A diferença dos dados espaciais para os dados não espaciais é que os espaciais compreendem as observações dos fenômenos que possuem referência no espaço, ou seja, são dados que indicam, além da intensidade, a localização da variação de um fenômeno, diferentemente dos dados não espaciais que apenas indicam a intensidade, sem dar atenção à localização (FOTHERINGHAM; BRUNDSON; CHARLTON, 2002).

Sendo basilar o exposto no referencial teórico e nas observações anteriores, uniram-se as planilhas eletrônicas de dados alfanuméricos aos arquivos de malhas vetoriais *GeoPackage*. Após essa união, o conjunto de dados estava pronto para ser analisado espacialmente, uma vez que passaram a ser objetos de área com atributos alfanuméricos associados. O objetivo foi verificar, por meio da estatística espacial, se os atributos de um índice ou indicador em um município tendem a sofrer influência nesses mesmos atributos nos municípios vizinhos.

Câmara *et al.* (2004b), Perobelli, Ferreira e Faria (2007) e Almeida (2012) reportam que, para tanto, é necessário que se crie para o conjunto de dados a ser observado uma matriz de ponderação ou peso espacial, expressando a estrutura espacial dos dados, refletindo os possíveis arranjos espaciais e as interações dos

---

<sup>24</sup> ESRI - ArcMap disponível em: <https://desktop.arcgis.com/en/arcmap/latest/manage-data/shapefiles/geoprocessing-considerations-for-shapefile-output.htm#GUID-A10ADA3B-0988-4AB1-9EBA-AD704F77B4A2>

fenômenos estudados, de forma a determinar a autocorrelação e sua intensidade. Esse tópico será melhor abordado a seguir.

### 5.3 Matrizes de Ponderação Espacial

A Matriz de Ponderação Espacial, também chamada de Matriz de Pesos Espaciais, é componente fundamental para a análise espacial. Segundo Almeida (2012, p. 75), para se estimar parâmetro que forneça um grau de correlação entre as regiões, especifica-se uma Matriz de Ponderação Espacial ( $W$ ) que “procura refletir um determinado arranjo espacial das interações resultantes do fenômeno estudado.” A hipótese é de que regiões mais próximas entre si interagem mais do que regiões menos próximas (REIS; ABREU, 2018), o que vai ao encontro da primeira lei da geografia enunciada por Tobler (1970).

Na prática, a autocorrelação espacial implica que o valor observado numa variável em uma dada região tende a sofrer influência no valor dessa mesma variável em regiões vizinhas. Cada uma dessas conexões entre duas regiões, em razão da proximidade ou interação, pode ser representada numa célula dessa matriz, refletindo, por conseguinte, o peso espacial. Cabe elucidar uma questão inicial que é determinar o conceito de vizinhança no espaço e o grau de conexão entre as regiões, tomando para essa finalidade a Matriz de Ponderação Espacial (ALMEIDA, 2012; REIS, 2016; BERNARDES, 2019).

De acordo com Reis e Abreu (2018), existem várias maneiras de se elaborar a matriz de vizinhança, como por contiguidade, proximidade ou número ideal de vizinhos. Para Almeida (2012), o critério de vizinhança não precisa ser necessariamente geográfico, pode ser delineado por um critério não geográfico, como socioeconômico ou outro relevante ao fenômeno observado. A literatura apresenta alternativas cuja escolha deve levar em conta a necessária adequação às interações entre as observações do fenômeno estudado (REIS, 2016).

Uma Matriz de Ponderação Espacial ( $W$ ), do inglês *weight*, é uma matriz quadrada de dimensão  $n$  por  $n$ , em que cada elemento  $w_{ij}$ , representa o grau de conexão, uma medida de proximidade espacial mostrando a influência de um ponto ou polígono  $i$  sobre o ponto ou polígono  $j$  (LE GALLO; ERTUR, 2000; NEVES *et al.*, 2000; ALMEIDA, 2012). As Matrizes de Ponderação são classificadas de acordo com tipologias, sendo possível a adoção de acordo com critérios adequados à pesquisa.

Conforme enunciado, o grau de conexão nas Matrizes de Ponderação Espacial pode ser classificado por um critério geográfico ou socioeconômico. Na presente pesquisa, foi adotado o critério geográfico para estudo, o qual pode ser definido de acordo com a contiguidade ou com a distância geográfica. São discutidas as matrizes mais referenciadas na literatura, uma vez que a temática é vasta e está longe de ser um consenso, ampliando para além do objeto deste estudo a tentativa de esgotar o debate.

As matrizes de proximidade geográfica são divididas em matriz de contiguidade e matriz de distância geográfica. Essas categorias são apresentadas a seguir no intuito de demonstrar as especificidades de cada uma e suas formas de interação. Os termos Matriz de Ponderação ou Matriz de Peso Espacial são usados como sinônimo.

### 5.3.1 Matrizes de Proximidade Geográfica por Contiguidade

Para as Matrizes de Pesos Espaciais construídas a partir do critério de contiguidade, considera-se que são vizinhas se compartilham fronteira comum entre os polígonos. Anselin (1988) remonta que, nos primeiros trabalhos relativos a esse tema, a medida originalmente adotada para dependência ou autocorrelação espacial foi baseada na ideia de contiguidade binária entre as regiões.

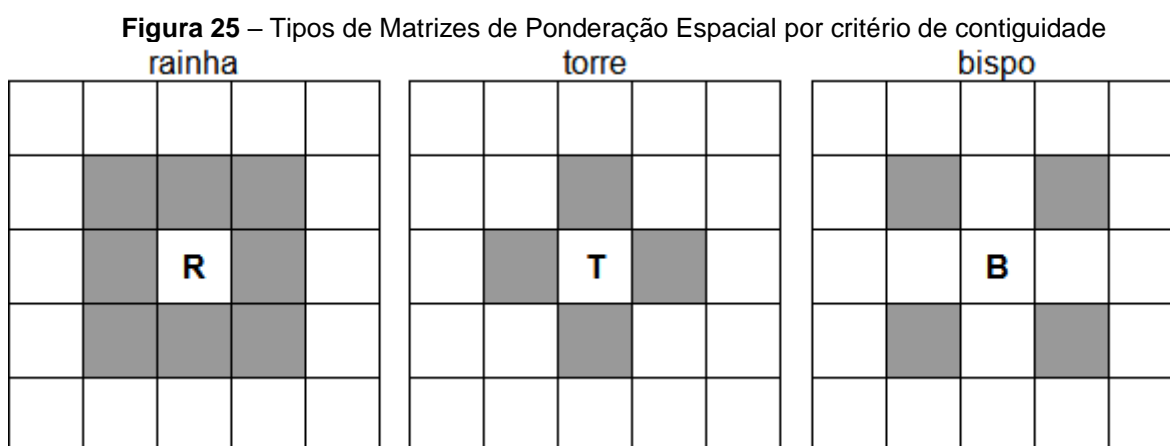
Para Almeida (2012), a Matriz de Pesos Espaciais binários pode ser construída baseando na ideia de vizinhança como contiguidade, em que regiões são vizinhas caso compartilhem fronteira em comum. O pressuposto é que regiões contíguas possuem maior interação espacial. Atribuíram-se pesos binários (zero ou um) às regiões, sendo o valor um, se forem vizinhas, e, caso contrário, atribui-se o valor zero, já que não há contiguidade, conforme (Equação 4).

$$w_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{se } i \text{ e } j \text{ são contíguos} \\ 0 & \text{se } i \text{ e } j \text{ não são contíguos} \end{cases} \quad (4)$$

Convencionalmente, presume-se que se  $i$  igual a  $j$ , tem-se que  $w_{ii} = 0$ , pois uma região não é vizinha de si mesma. Assim, a matriz de contiguidade  $n$  por  $n$  possui a sua diagonal principal composta por zeros (ALMEIDA, 2012; BERNARDES, 2019).

As possibilidades de matrizes de contiguidade exploradas neste trabalho são a do tipo rainha, torre e bispo. Essa nomenclatura é dada em alusão ao movimento dessas peças no jogo de xadrez. A definição do conceito de fronteira geográfica de contiguidade se dá a partir da observação do mapa que, por finalidade, representa a configuração geográfica da região a ser observada, a qual se enquadra em uma dessas três configurações: rainha, torre ou bispo (ANSELIN, 1988; ALMEIDA, 2012).

A convenção de contiguidade do tipo rainha (*queen*) é definida quando as regiões compartilham em comum no mapa a fronteira e os vértices entre elas; o tipo torre (*rook*) quando compartilham somente as fronteiras, excetuando-se os vértices; e, por fim, é convencionado do tipo bispo (*bishop*), quando as regiões compartilham somente os vértices (Figura 25). As vizinhanças podem ser de primeira, segunda e terceira ordens e assim sucessivamente, ou seja, pode-se propor vizinhança com vizinhos, vizinhos dos vizinhos e assim por diante. As convenções do tipo rainha e torre são as mais referenciadas na literatura (ALMEIDA, 2012).



Fonte: adaptado de Almeida (2012)

Neste trabalho, foi adotada a convenção rainha para simulações de critério de vizinhança, comparando a uma matriz de distância geográfica e aos índices de autocorrelação. A matriz do tipo rainha é uma boa representação de contiguidade, pois os polígonos que definem as áreas dos municípios são irregulares e heterogêneos, compartilhando bordas e vértices, enquadrando-se melhor nessa convenção.

Uma crítica à matriz binária de contiguidade é que não há uma garantia de balanceamento entre a quantidade de vizinhanças. Como visto na (Figura 25), pode haver distorções no número de vizinhos a depender do critério rainha, torre ou bispo,

o que pode interferir diretamente na estatística espacial de autocorrelação (ALMEIDA, 2012; REIS, 2016).

### 5.3.2 Matrizes de Distância Geográfica

Um outro critério para a definição da Matriz de Pesos Espaciais é o de distância geográfica, sob a mesma hipótese de que regiões geograficamente mais próximas interagem mais entre si. Há vários tipos de matrizes de distância geográfica, como serão brevemente mostradas a seguir. Para a aplicação do critério de distância geográfica a essas matrizes, Almeida (2012) e Reis (2016) destacam que a métrica de distância mais comumente utilizada na literatura é a distância euclidiana.

Dessa forma, na presente pesquisa, foi utilizada a métrica de distância euclidiana na reta, uma vez que é a mais comum na literatura e retrata a distância de um ponto a outro conforme a (Equação 5).

$$d_{ij} = \sqrt{[(u_i - v_j)^2 + (u_i - v_j)^2]} \quad (5)$$

Onde:

$u_i$  é a ordenada (eixo y ou vertical); e

$v_i$  é a abscissa (eixo x ou horizontal), projetadas no mapa.

Entre as matrizes de distância geográfica, Almeida (2012) e Reis (2016) destacam uma variedade de opções que podem ser utilizadas. As mais citadas na literatura são a de k vizinhos mais próximos, denotada por  $w_{ij}(k)$  em que o k é arbitrado para que cada região tenha um número k de vizinhos. Há a matriz de distância inversa, possibilitando elevar à potência (ao quadrado, por exemplo), pressupondo que quanto mais distante uma região da outra, menor é a interação. Existe também a matriz binária de pesos espaciais baseada na distância de corte fixa.

Almeida (2012) reporta que a matriz muito referenciada na literatura é a de k vizinhos mais próximos,  $W_{ij}(k)$ . É uma matriz binária cujo critério de proximidade é baseado na distância geográfica (a distância de corte varia de região para região) de maneira que a região  $i$  tenha um número exato de k de vizinhos mais próximos.



Já a matriz de distância inversa define a proximidade, tomando por base distância inversa dos centroides dos polígonos que representam as regiões (na presente pesquisa municípios). O pressuposto é de que quanto mais distantes as regiões  $i$  e  $j$  estiverem, menor a interação (ALMEIDA, 2012).

Todas as matrizes citadas anteriormente tomam por base o critério de distância geográfica, com variações no critério a depender da escolha do analista. Foi definida para uso na presente pesquisa a Matriz Binária de Pesos Espaciais distância de corte fixa, a qual define que regiões vizinhas são aquelas que se localizam abaixo da distância de corte fixada (ALMEIDA, 2012), e os parâmetros são dados pela (Equação 6):

$$W_{ij}(d) = \begin{cases} 1 & \text{se } d_{ij} \leq \bar{d} \\ 0 & \text{se } d_{ij} > \bar{d} \end{cases} \quad (6)$$

Logo, para as regiões que são vizinhas, que se situam abaixo dessa distância de corte fixa, denominada por  $\bar{d}$ , é atribuído o valor unitário como peso espacial e, caso contrário, o peso espacial é definido como zero, o que denota a ausência de interação espacial.

### 5.3.3 Escolha da Matriz de Ponderação Espacial

A escolha adequada de uma Matriz de Ponderação ou Matriz de Pesos Espaciais pelo pesquisador é uma tarefa de extrema importância e um tanto quanto complexa, visto que não há um consenso na literatura e inexistente um teste formal. É uma das questões metodológicas mais difíceis e controversas na análise exploratória de dados espaciais. Dessa maneira, persistem muitas divergências sobre a construção de uma matriz ideal que seja mais adequada ao fenômeno pesquisado, cabendo ao pesquisador a escolha que leve em consideração a sua adequação às interações entre as observações em estudo, num processo de tentativa e erro, entre as diferentes matrizes (ANSELIN, 1988; ALMEIDA, 2012; REIS, 2016; BERNARDES, 2019).

A matriz escolhida para ser utilizada na presente pesquisa considerou vários fatores, principalmente a formação da malha de municípios. Em Reis (2016) e Reis e Abreu (2018), é esclarecida a heterogeneidade da malha municipal brasileira,

constituída por feições irregulares, assimétricas e de tamanhos variados, fato que ocorre também com os municípios de Minas Gerais. Os autores reforçam que matrizes binárias de contiguidade de primeira ordem ou outro critério que valorize os vizinhos imediatos podem causar distorção na análise dos municípios. Complementam que a utilização de um critério baseado em raio de distância fixa contribui para suavizar a média e variância local, ao estabelecer um limiar que independa da quantidade de vizinhos o que tende a reduzir o problema das feições irregulares dos municípios que compõem a vizinhança.

O processo de geração das matrizes de ponderação foi feito por meio do *software* de análise espacial GeoDa 1.18.0. Consiste em carregar para o *software* o arquivo vetorial *GeoPackage*, contendo os atributos alfanuméricos dos índices e a estrutura espacial em polígonos representando os municípios.

O GeoDa 1.18.0 apresenta, no seu menu, *Tools* (ferramentas) e, em seguida, *Weights Manager* (gerenciador de pesos) com as seguintes opções de relacionamentos espaciais para construção da Matriz de Ponderação Espacial:

- a) Contiguidade do tipo rainha com ordem de vizinhança (*QUEEN CONTIGUITY – ORDER OF CONTIGUITY*);
- b) Contiguidade do tipo torre com ordem de vizinhança (*ROOK CONTIGUITY– ORDER OF CONTIGUITY*);
- c) Banda ou Zona de distância fixa (*DISTANCE BAND*);
- d) Banda ou Zona de distância fixa inversa com grau de potenciação (*DISTANCE BAND – USE INVERSE DISTANCE - POWER*);
- e) K vizinhos mais próximos (*K-NEAREST NEIGHBORS*);
- f) Núcleo (*KERNEL*).

Para a criação das Matrizes de Ponderação Espacial basta ter a camada vetorial carregada e selecionar um campo de identificador único (ID) para cada polígono, sendo utilizado o código único dado pelo IBGE a cada município brasileiro. No caso das matrizes baseadas em contiguidade como rainha (*queen*) ou torre (*rook*), é gerado pelo *software* GeoDa um arquivo de extensão \*.gal, e, para tipo distância geográfica, é gerado um arquivo de extensão \*.gwt. Esses arquivos podem ser abertos em um *software* de leitura simples de texto, tipo bloco de notas, em que se pode verificar que há informações referentes aos municípios e seus vizinhos.

O *software* também permite a importação de Matrizes de Pesos Espaciais a partir de arquivos gerados em outros aplicativos, desde que sejam compatíveis. O GeoDa trabalha com duas alternativas de métricas para o cálculo da distância: Distância Euclidiana e Distância de Manhattan. Como diferencial, o GeoDa traz na opção de Matrizes de Pesos Espaciais as funções *Histogram*, *Connectivity Map* e *Connectivity Graph*, que são ferramentas visuais nas quais o analista pode visualizar espacialmente o histograma da distribuição de frequência dos polígonos que representam os municípios, bem como seus vizinhos; um mapa de conectividade entre os polígonos; e uma ferramenta em forma semelhante a grafos, indicando quais municípios são conectados entre si.

Para a presente pesquisa, poderia ser adotada uma matriz baseada em contiguidade ou distância geográfica, contudo, considerando estudos como de Reis (2016) e simulações, optou-se por utilizar a matriz de ponderação zona de distância fixa. Em relação à matriz de contiguidade do tipo *queen*, a Matriz de Ponderação Zona de Distância Fixa apresenta uma pequena queda no Índice global de Moran. No entanto, há um incremento da significância estatística, medida pelo score z, aumentando substancialmente a quantidade de municípios estatisticamente significativos agrupados nos regimes espaciais.

Reis (2016) complementa, pontuando a vantagem das bandas fixas em oferecer redução de flutuações locais e mostrar padrões regionais. Conforme o autor, a distância ótima seria aquela capaz de oferecer o maior Índice de Moran conjugado à maior significância estatística. Assim, seguindo os passos do autor, optou-se nesta pesquisa por utilizar o valor limiar do raio de vizinhança definido pelo *software* GeoDa, calculado em 66.983,90 metros ou 66,98 km.

#### **5.4 Metodologia da Análise Espacial**

A Análise Exploratória de Dados Espaciais (AEDE) trata diretamente de efeitos causados pela dependência espacial e heterogeneidade espacial. Tem por objetivo descrever a distribuição espacial, os padrões de associação como a formação de agrupamentos espaciais (*clusters*), existência de diferentes regimes espaciais ou outras formas de instabilidade espacial e identificar observações atípicas (*outliers*). Por meio desses procedimentos, é possível conhecer melhor os dados com os quais

se está trabalhando e estabelecer hipóteses sobre as observações (PEROBELLI, FERREIRA, FARIA; 2007; ALMEIDA, 2012; REIS, 2016).

Assim, a AEDE, também referenciada na literatura como *Exploratory Spatial Data Analysis – ESDA*, consiste no conjunto de técnicas exploratórias e de visualização dos dados, em geral por meio de mapas e, sobretudo hoje com o avanço das tecnologias, auxiliado por *softwares* de SIG. Os SIGs têm papel fundamental nesse processo, pois, ao serem desenvolvidos para suportar a manipulação de dados espaciais, tendo como características a dinamicidade e interatividade, transformaram o modo de tratamento da informação espacial, tornando a visualização de dados espaciais elemento importante da análise exploratória, que é o passo inicial na análise espacial (CÂMARA *et al.*, 2004a; REIS, 2016). Fotheringham, Brunson e Charlton (2002) reforçam que, nessa etapa inicial, convém que se faça uma análise exploratória de dados antes da aplicação de uma análise estatística sofisticada.

Câmara *et al.* (2004b) pontuam que grande parte dos analistas limita seu conhecimento no uso de SIG a simples operações de visualização, tirando apenas conclusões intuitivas. Para os autores, é possível ir muito além. Ao se visualizar um padrão espacial, é útil propor questionamentos que aprofundem a análise: o padrão observado é aleatório ou apresenta alguma agregação definida? A distribuição espacial está associada a causas mensuráveis? Os valores observados são suficientes para analisar o fenômeno espacial a ser estudado? Existem diferenciações entre os agrupamentos de áreas dentro da região de estudo?

A presente pesquisa buscou agregar a estatística espacial com o intuito de aprofundar nos questionamentos expostos anteriormente. Reis (2016) define que a estatística espacial aborda os padrões e a variação em dados de atributos por meio de suas localizações espaciais, incorporando a informação sobre o espaço e as relações entre dados espaciais.

A abordagem metodológica do presente trabalho se deu inicialmente a partir da análise descritiva dos dados mencionados na seção 3.3 sobre os índices IDHM, IVS, suas dimensões e indicadores para os anos 2000 e 2010. Em seguida, a realização da AEDE, a princípio, apresentando os dados por meio de mapas temáticos de forma a ilustrar o padrão espacial dos índices de acordo com os valores de classificação próprios de cada um deles.

Em seguida, aplicou-se a estatística espacial do Índice *I* de Moran global para verificar a existência de padrão do tipo *cluster*, aleatório ou disperso, e local, para

detectar a presença de *clusters* e *outliers* de forma univariada para o IDHM e IVS e suas respectivas dimensões. Após, foi aplicado o *I* de Moran bivariado correlacionando as dimensões dos índices IDHM e IVS de acordo com suas correspondências. Por fim, correlacionaram-se os indicadores simples de cada dimensão correspondente entre IDHM e IVS de maneira a demonstrar a maior e a menor autocorrelação entre os pares dos diferentes índices.

#### 5.4.1 Índice de Moran Global Univariado

Procedida a AEDE, é fundamental a abordagem da dependência espacial que mostra como os valores estão correlacionados no espaço. Para isso, foi utilizada a autocorrelação espacial para estimar quanto o valor observado de um atributo numa região é dependente dos valores daquele nas localizações vizinhas (CÂMARA *et al.*, 2004b).

A dependência espacial é medida pela autocorrelação espacial, que caracteriza um padrão espacial dos dados a partir dos valores dos atributos e difere de um padrão aleatório que indica inexistência de correlação espacial. Assim, a autocorrelação espacial permite conhecer mais profundamente o conjunto de dados ao assinalar a concentração ou dispersão dos valores de uma variável com ela mesma no espaço (REIS, 2016).

Para Almeida (2012), é necessário usar alguma estatística de teste que verifique os padrões espaciais de associação ou aleatoriedade da distribuição da variável de forma global, ou seja, em todo o conjunto de dados espaciais formado pela geometria e seus atributos numéricos (NEVES *et al.*, 2000). Existem várias estatísticas capazes de realizar essa mensuração global, conforme mencionado na seção 4.1. Entre as estatísticas globais mais utilizadas está o Índice *I* de Moran global (REIS, 2016).

No presente trabalho, a espacialização dos resultados se deu por meio do GeoDa e do QGIS, de maneira a estimar a autocorrelação espacial e identificar os *clusters* e *outliers* espaciais dos índices entre os municípios. Foi possível verificar a distribuição espacial identificando os efeitos de dependência espacial e heterogeneidade espacial.

Para essa tarefa, foi utilizado como estatística espacial o Índice *I* de Moran global que, segundo Reis (2016, p. 258), “corresponde a uma extensão espacial do

Índice de Correlação de Pearson” e que representa o coeficiente de correlação para o relacionamento de uma variável espacial com atributo e o valor médio dessa variável no conjunto de dados (LUZARDO; CASTAÑEDA FILHO; RUBIM, 2017).

Almeida (2012) reporta que Moran (1948) propôs a elaboração de um coeficiente de autocorrelação espacial, surgindo, desse modo, o primeiro coeficiente de autocorrelação espacial, denominado por  $I$  de Moran. A estatística é calculada conforme a (Equação 7).

$$I = \frac{n}{S_0} \cdot \frac{\sum_i \sum_j w_{ij} z_i z_j}{\sum_{i=1}^n z_i^2} \quad (7)$$

Onde:

$n$  é o número de regiões;

$z$  são os valores da variável de interesse padronizada;

$w_{ij}$  é um elemento da matriz de peso espacial  $W$ , referente às regiões  $i$  e região  $j$ ;

$S_0$  é a soma de todos os elementos da matriz de pesos  $W$ .

É importante destacar que as estatísticas globais, como o  $I$  de Moran global, não são espacializadas em mapas uma vez que é gerado um valor único para todo o conjunto de dados dos municípios. Assim, o GeoDa não retrata como um mapa, mas como um coeficiente numérico visualizado em um gráfico de dispersão, que será tratado mais adiante. Para a visualização da espacialização dos diferentes regimes espaciais no mapa será utilizada como estatística o  $I$  de Moran local, abordado na sequência da pesquisa.

#### 5.4.1.1 Teste de Hipótese e Significância Estatística

O Índice  $I$  de Moran global fornece uma medida geral da quantificação da associação espacial existente no conjunto de dados. Por ser uma estatística padronizada, seu valor varia de -1 a 1 (NEVES *et al.*, 2000; CÂMARA *et al.*, 2004b; REIS, 2016; LUZARDO; CASTAÑEDA FILHO; RUBIM, 2017). Para Câmara *et al.* (2004b) e Reis (2016), o Índice de Moran se presta a um teste estatístico e a maioria

desses começa por identificar uma hipótese nula. Nesse caso, as hipóteses são  $H_0$ , chamada de hipótese nula, e  $H_1$  é a hipótese alternativa:

- $H_0$ : os dados são aleatórios espacialmente;
- $H_1$ : existe autocorrelação espacial entre os dados.

A partir do resultado, interpreta-se o  $I$  de Moran quantificado, sendo:

- a)  $-1$  autocorrelação espacial negativa ou inversa, significa alternância entre valores baixos e elevados, com total dispersão;
- b)  $0$  significa aleatoriedade ou não há padrão;
- c)  $+1$  autocorrelação espacial positiva ou direta, o que pode significar total concentração espacial dos dados elevados.

Almeida (2012) afirma que a hipótese nula a ser testada é a da aleatoriedade espacial  $H_0$ . O autor complementa que, diferentemente de um coeficiente de correlação ordinário, a Estatística de Moran não é centrada em zero. O  $I$  de Moran tem um valor esperado conforme a (Equação 8).

$$E(I) = -\frac{1}{n-1} \quad (8)$$

No entanto, o autor faz a ressalva de que quanto maior o número de regiões, mais a Estatística  $I$  de Moran se aproxima de zero, ainda que sua média teórica não seja exatamente zero. Ou seja, quanto maior o número de observações mais o valor esperado tende a zero.

A interpretação do  $I$  de Moran é de que valores negativos indicam autocorrelação negativa, apontando uma dissimilaridade entre os valores do atributo e sua localização. Ou seja, um alto valor da variável de interesse em uma região tende a estar cercada por baixos valores dessa mesma variável nas regiões vizinhas, e/ou um baixo valor da variável de interesse em uma região tende a estar cercada por altos valores dessa mesma variável nas regiões vizinhas. Valores iguais ou muito próximos a zero corroboram a hipótese nula de que a distribuição dos dados é aleatória. Valores positivos indicam similaridade entre os valores do atributo estudado e sua localização,

isto é, altos valores tendem a estar rodeados de vizinhos com altos valores, e/ou baixos valores tendem a estar rodeados por baixos valores (FOTHERINGHAM; BRUNSDON; CHARLTON, 2002; ALMEIDA, 2012).

Para se verificar a significância estatística do  $I$  de Moran, Câmara *et al.* (2004b) e Almeida (2012) esclarecem que existem duas formas. A primeira delas parte do pressuposto da normalidade da distribuição, na qual se assume que a variável padronizada  $Z(I)$  tem uma distribuição normal de probabilidade com média zero e variância um.  $Z(I)$  é dada pela (Equação 9).

$$Z(I) = \frac{I - E(I)}{DP(I)} \quad (9)$$

Onde:

$E(I)$  é o valor esperado da Estatística  $I$  de Moran;

$DP(I)$  é o desvio padrão teórico da Estatística  $I$  de Moran.

A segunda forma, conhecida como permutação aleatória, realiza um teste de pseudossignificância e é o mais usado para a Estatística  $I$  de Moran (CÂMARA *et al.*, 2004b; ALMEIDA, 2012). São geradas diferentes permutações dos valores de atributos associados às regiões em que são embaralhados aleatoriamente e redistribuídos, formando um novo arranjo espacial a cada permutação. Em seguida, a estatística do teste é calculada para cada uma dessas permutações de forma a se obter uma distribuição de referência empírica a partir do cálculo das várias permutações aleatórias. Por fim, compara-se a estatística computada do teste a partir dos dados observados com a distribuição de referência e verifica se os valores estão dentro ou fora de uma região crítica estabelecida pelo pesquisador (ALMEIDA, 2012).

No *software* de análise espacial GeoDa, esse teste é feito carregando a camada vetorial de municípios e selecionando a matriz de ponderação. Após esse primeiro passo, o analista acessa a ferramenta SPACE e, em seguida, UNIVARIATE MORAN'S I. Assim, seleciona-se a variável numérica a ser observada e o programa por definição fará a permutação 999 vezes, sendo possível alterar para até 99.999. A partir de então, o GeoDa calcula o valor do Índice  $I$  de Moran global, o valor do escore  $z$  ( $z$ -value) e do valor  $p$  (*pseudo p-value*). Como complemento, ainda é mostrado o



valor esperado  $E(I)$  da Estatística de Moran para a hipótese nula que é a aleatoriedade, a média (*mean*) e o desvio padrão (*standard deviation*).

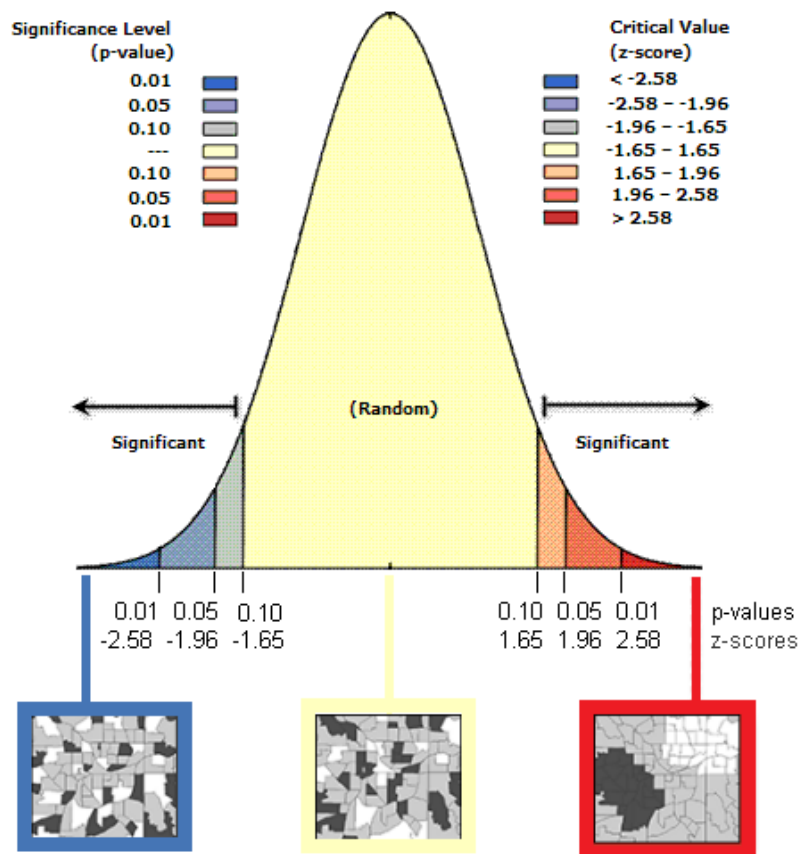
Observados os passos acima, o pressuposto da ferramenta é que a hipótese nula afirma que os dados são aleatórios em relação à distribuição espacial. O GeoDa então calcula o valor do escore z e do valor p que indicam se deve aceitar ou rejeitar a hipótese nula. Reis (2016) reforça que a medição do índice é feita em função do escore z e valor p. O escore z informa a distância em desvios-padrão da média da distribuição empírica e o valor p indica a probabilidade de a distribuição ser gerada aleatoriamente.

Ainda, conforme Almeida (2012) e Reis (2016), se o valor p, que é um valor de probabilidade, é pequeno o suficiente, e o valor do escore z absoluto (negativo ou positivo) é grande o suficiente para que fique fora do nível de significância estabelecido, rejeita-se, então, a hipótese nula  $H_0$  de que os dados são aleatórios e se aceita a hipótese alternativa  $H_1$  de que existe correlação espacial. Valores de  $I$  maiores que zero indicam padrão de *clusters* espaciais e valores menores que zero indicam um padrão disperso de dissimilaridade.

Ilustra-se na Figura 26 a distribuição de probabilidade. Os valores do escore z são o número de desvios-padrão em relação à média da distribuição normal padronizada. A distribuição é bicaudal, portanto, os valores de z podem ser valores negativos (para a esquerda) ou valores positivos (para a direita). Os valores p indicam o nível de significância estatística associado a uma distribuição normal padronizada.

Na prática, após o teste no GeoDa, o *software* retorna os valores do escore z e do valor p. A título de exemplo, é retornado um valor de escore z de +2,58, o que indica que ele está distante 2,58 desvios-padrão da média, e um valor p de 0,01 indicando uma significância de 0,01% de que se deve rejeitar a hipótese nula de que é aleatório, ou seja, o arranjo espacial gerado por aquela estatística tem uma confiança estatística de 99% de não ser mero fruto do acaso.

**Figura 26** – Gráfico da Distribuição de probabilidade do *I* de Moran



Fonte: Adaptado de ArcMap (2021)<sup>25</sup>

#### 5.4.1.2 Gráfico de Espalhamento de Moran

O Índice de Moran global fornece importantes informações sobre os dados observados. Por meio dele é verificado se os dados são aleatórios ou agrupados por similaridade ou dissimilaridade, bem como é possível estimar o nível de significância da distribuição, também medir a magnitude da força de autocorrelação de associação espacial.

Como complemento, outra forma de visualizar a autocorrelação espacial é por meio do Diagrama de Dispersão de Moran, também referenciado por *Moran's Scatterplot*. Esse diagrama mostra em forma gráfica a defasagem espacial da variável de interesse no eixo vertical (eixo das ordenadas) e o valor da variável de interesse no eixo horizontal (eixo das abscissas). A variável de interesse  $y$  e a defasagem

<sup>25</sup> ArcMap. **What is a z-score? What is a p-value?**. 2021. Disponível em: <https://desktop.arcgis.com/en/arcmap/latest/tools/spatial-statistics-toolbox/what-is-a-z-score-what-is-a-p-value.htm>. Acesso em: 10 set. 2021.

espaçial  $W_y$  são padronizadas, de forma a obter média zero e variância unitária (ALMEIDA, 2012).

Neves *et al.* (2000) e Almeida (2012) posicionam que o Diagrama de Dispersão de Moran é o gráfico da dispersão da nuvem de pontos que representam as regiões observadas. O valor do Índice  $I$  de Moran, então, é o coeficiente angular da reta de regressão linear simples da defasagem espacial padronizada  $W_z$  (média dos vizinhos) contra a variável de interesse padronizada  $z$  (valores da região observada). Assim,  $W_z$  é dado pela (Equação 10) da regressão linear simples:

$$W_z = \alpha + \beta_z + \varepsilon \quad (10)$$

Onde:

$\alpha$  é constante de regressão;

$\beta$  é o coeficiente angular da reta de regressão;

e  $\varepsilon$  é um termo de erro aleatório.

Dessa forma, Neves *et al.* (2000) e Almeida (2012) entendem que o Coeficiente  $I$  de Moran pode ser interpretado como o coeficiente da reta de regressão da defasagem espacial  $\hat{\beta}$  de  $W_z$  em  $z$ , sendo representado pela (Equação 11).

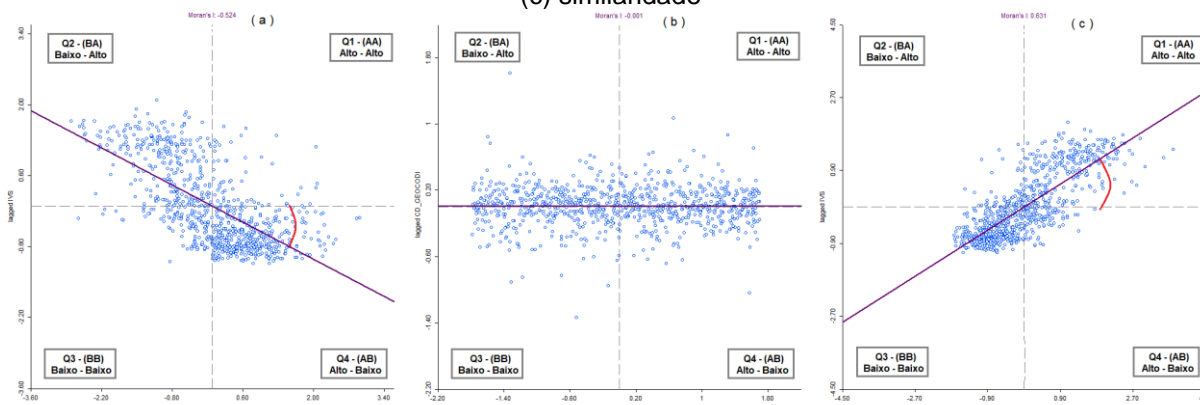
$$\hat{\beta} = I = \frac{z'Wz}{z'z} \quad (11)$$

A interpretação da reta é que se o coeficiente angular for positivo evidencia que há autocorrelação positiva. Se negativo, há indicação de que a autocorrelação espacial é negativa. No caso do Diagrama de Dispersão de Moran, além da medida de associação global, ainda é fornecida a informação sobre os quadrantes que representam os quatro tipos de associação linear espacial: ALTO-ALTO (AA), BAIXO-BAIXO (BB), ALTO-BAIXO (AB) e BAIXO-ALTO (BA) (NEVES *et al.* 2000, CÂMARA *et al.*, 2004b; ALMEIDA, 2012).

No *software* GeoDa, o Gráfico de Espalhamento de Moran é construído acessando o menu *SPACE* e, em seguida, *UNIVARIATE MORAN'S I* em que será solicitada a variável numérica que se deseja observar. Será dado o valor da Estatística  $I$  de Moran global e gerado o gráfico. Por meio do *software*, também é possível

interagir com o gráfico e com o mapa. Como exemplo, foram selecionados da base de dados três atributos demonstrando o Gráfico de Espalhamento de Moran, sendo o primeiro deles uma autocorrelação negativa com  $I$  de Moran  $-0,524$ , o segundo,  $-0,001$ , portanto, aleatório, e o terceiro,  $0,631$ , com autocorrelação positiva (Figura 27).

**Figura 27** – Gráfico de Espalhamento de Moran: (a) dissimilaridade; (b) aleatoriedade; (c) similaridade



Fonte: Índice de Vulnerabilidade Social do AVS (2021). Org.: LOPES, P.C.B.

Onde:

- Q1 – AA (ALTO – ALTO): quadrante superior direito, indicando um *cluster* de valores altos, em que regiões com valores altos da variável de interesse (acima da média) estão rodeadas por regiões que também apresentam valores altos (acima da média);
- Q2 – BA (BAIXO – ALTO): quadrante superior esquerdo, indicando um *outlier* em que regiões com valores baixos da variável de interesse (abaixo da média) estão rodeadas por regiões que apresentam valores altos (acima da média);
- Q3 – BB (BAIXO – BAIXO): quadrante inferior esquerdo, indicando um *cluster* de valores baixos, em que regiões com valores baixos da variável de interesse (abaixo da média) estão rodeadas por regiões que também apresentam valores baixos (abaixo da média);
- Q4 – AB (ALTO – BAIXO): quadrante inferior direito, indicando um *outlier* em que regiões com valores altos da variável de interesse (acima da média) estão rodeadas por regiões que apresentam valores baixos (abaixo da média).

### 5.4.2 Índice de Moran Global Bivariado

Na presente pesquisa, foi utilizada a estatística univariada para verificar os regimes espaciais e autocorrelação espacial de uma variável com ela mesma no espaço. Numa perspectiva de aprofundamento do trabalho, também se realizou a análise por meio da estatística bivariada com o interesse de verificar a influência espacial de uma variável em relação à outra, nesse caso o IDHM e o IVS e suas dimensões e indicadores.

Sobre a análise bivariada, Anselin, Syabri e Smirnov (2002) reportam que a autocorrelação global também pode ser verificada em um contexto bivariado. O pressuposto é descobrir se uma variável observada numa dada região sofre influência de uma outra variável observada em regiões vizinhas, ou seja, se há uma correlação entre essas diferentes variáveis no espaço (ALMEIDA, 2012).

Foi utilizada a Estatística *I* de Moran global bivariada para análise desse contexto. Para tanto, o pressuposto intuitivo é descobrir se os valores de uma variável observada numa região guardam uma associação com os valores de outra variável observada na vizinhança. Essa análise requer um avanço em relação à autocorrelação univariada, uma vez que a estatística será calculada para duas variáveis diferentes no espaço (ALMEIDA, 2012). A correlação do *I* de Moran global é escrita de acordo com a (Equação 12).

$$I^{Z_1Z_2} = \frac{n}{S_0} \cdot \frac{Z_1'WZ_2}{Z_1'Z_1} \quad (12)$$

Onde:

W é a matriz de pesos; e

Z<sub>1</sub> e Z<sub>2</sub> são as variáveis diferentes padronizadas.

Como na estatística univariada, a Estatística *I* de Moran global bivariada segue passos semelhantes. É calculado o valor da estatística e construído o gráfico de dispersão, plotando no eixo das abscissas (eixo x horizontal) o valor padronizado da variável observada numa região e, nas ordenadas (eixo y vertical), o valor da outra variável de comparação nas regiões vizinhas. Para verificar a autocorrelação, os tipos de regime e a magnitude da força de associação, também é construída a reta de regressão linear simples (Equação 13).

$$Wz_2 = \alpha + \beta z_1 + \varepsilon \quad (13)$$

Onde:

$Wz_2$  é a variável de defasagem espacial contra a variável de interesse  $z_1$ ; e o  $\beta$  é o coeficiente angular da reta de regressão.

A diferença entre o  $I$  de Moran global univariado e o bivariado é que esse último trata da correlação de uma variável em relação à outra, e não de uma variável em relação a ela mesma nas regiões vizinhas. Assim, o  $I$  de Moran global bivariado pode ser interpretado como o coeficiente da reta de regressão da defasagem espacial  $Wz_2$  em  $z_1$ , sendo representado pela (Equação 14) (ALMEIDA, 2012).

$$\hat{\beta} = I^{z_1 z_2} = \frac{z_1' W z_2}{z_1' z_1} \quad (14)$$

A interpretação dos quadrantes  $Q_1$ ,  $Q_2$ ,  $Q_3$  e  $Q_4$  do Gráfico de Dispersão de Moran é feita de forma análoga ao  $I$  de Moran univariado. Os quadrantes  $Q_1$  e  $Q_3$  representam os *clusters* espaciais ALTO-ALTO e BAIXO-BAIXO, respectivamente, e os quadrantes  $Q_2$  e  $Q_4$ , os *outliers* espaciais BAIXO-ALTO e ALTO-BAIXO, de igual maneira.

No *software* GeoDa, o cálculo do  $I$  de Moran global bivariado é feito da seguinte forma: primeiramente, carrega a camada vetorial com os atributos espaciais e numéricos das variáveis de interesse; em seguida, carrega a Matriz de Pesos Espaciais e acessa o Menu *SPACE* e *BIVARIATE MORAN'S I* em que serão solicitadas as duas variáveis numéricas de interesse, bastando indicá-las para que o *software* calcule a estatística e gere o gráfico de dispersão.

No presente trabalho, a análise bivariada se deu entre os índices IDHM e IVS bem como suas dimensões. Com propósito de aprofundamento de estudos, foram realizadas também as análises comparando os indicadores simples que compõem cada dimensão com sua respectiva correlação no IDHM e IVS, pontuando as maiores e menores correlações espaciais.

Para fundamentar a análise espacial bivariada entre os índices, baseou-se na prerrogativa de Costa *et al.* (2018) os quais enfatizam que o IVS é altamente correlacionado ao IDHM com o qual dialogam e se complementam, ampliando assim

as possibilidades de análise acerca dos fenômenos que concorrem para a determinação das condições de vida em seus espaços de moradia.

Baseando na interação entre o IDHM e o IVS, na metodologia de criação do IVS a opção por padrões de vulnerabilidade social por faixas de valores se deu de maneira que essas fossem a imagem invertida das faixas de desenvolvimento humano, logo correlacionando inversamente esses índices e suas dimensões (COSTA *et al.*, 2018).

É apresentado o Quadro 5, em que se relacionam as dimensões e variáveis correspondentes, as quais serviram de base para a análise bivariada, verificando o grau de influência entre elas.

**Quadro 5 – Correspondência entre dimensões e indicadores do IDHM e IVS**

IDHM		IVS	
Dimensões	Indicadores	Dimensões	Indicadores
Longevidade (anos)	Expectativa de vida ao nascer	Infraestrutura urbana	Percentual de pessoas em domicílios com abastecimento de água e esgotamento sanitário inadequados.
			Percentual da população que vive em domicílios urbanos sem serviço de coleta de lixo.
			Percentual de pessoas que vivem em domicílios com renda <i>per capita</i> inferior a meio salário mínimo e que gastam mais de uma hora até o trabalho.
Educação (%)	População com 18 anos de idade ou mais que concluiu o ensino fundamental	Capital humano	Mortalidade até 1 ano de idade
	População de 5 a 6 anos de idade frequentando a escola		Percentual de crianças de 0 a 5 anos que não frequentam a escola.
	População de 11 a 13 anos de idade frequentando os anos finais do ensino fundamental		Percentual de pessoas de 6 a 14 anos que não frequentam a escola.
	População de 15 a 17 anos de idade com ensino fundamental completo		Percentual de mulheres de 10 a 17 anos de idade que tiveram filhos.
	População de 18 a 20 anos de idade com ensino médio completo		Percentual de mães chefes de família sem fundamental completo e com pelo menos um filho menor de 15 anos de idade
			Taxa de analfabetismo da população de 15 anos ou mais de idade
	Percentual de crianças que vivem em domicílios em que nenhum dos moradores tem o ensino fundamental completo.		
	Percentual de pessoas de 15 a 24 anos que não estudam, não trabalham e possuem renda domiciliar <i>per capita</i> igual ou inferior a meio salário mínimo (2010).		

Renda (R\$)	Renda mensal <i>per capita</i>	Renda e trabalho	Percentual de pessoas com renda domiciliar <i>per capita</i> igual ou inferior a meio salário mínimo (2010).
			Taxa de desocupação da população de 18 anos ou mais de idade
			Percentual de pessoas de 18 anos ou mais sem fundamental completo e em ocupação informal
			Percentual de pessoas em domicílios com renda <i>per capita</i> inferior a meio salário mínimo (de 2010) e dependentes de idosos
			Taxa de atividade das pessoas de 10 a 14 anos de idade

Fonte: Costa *et al.* (2018)

#### 5.4.3 Índice de Moran Local Univariado – (*Local Indicators of Spatial Autocorrelation – LISA*)

Como visto, as estatísticas globais fornecem um valor único como resultado de mensuração da associação para todo o conjunto de dados. No entanto, não são capazes de demonstrar a distribuição que uma variável pode assumir ao longo do espaço. Quando trabalhado um grande número de áreas, é muito provável que se tenham diferentes regimes de associação espacial. Desejando examinar o conjunto de dados com maiores detalhes, aprofundando a análise, o emprego das estatísticas locais pode evidenciar padrões locais, quando o indicador global não indica padrão algum (CÂMARA *et al.* 2004b; ALMEIDA, 2012; REIS, 2016).

O indicador local produz um valor específico para cada área observada, permitindo, dessa maneira, a identificação de agrupamentos como *clusters* e *outliers* espaciais, o que não poderia ser verificado na estatística global. Assim, o Índice *I* de Moran local pode resolver o problema de padrões locais de *clusters* ou *outliers* espaciais não evidenciados pela estatística global. A partir do cálculo do *I* de Moran local é possível a geração do mapa *Local Indicator of Spatial Autocorrelation- LISA*, indicando as áreas onde o Índice local for significativo estatisticamente, bem como gerar o MORAN MAP com os agrupamentos locais evidenciados (NEVES *et al.*, 2000; CÂMARA *et al.*, 2004b; ALMEIDA, 2012; REIS, 2016; BERNARDES, 2019).

Fotheringham, Brunson e Charlton (2002) esclarecem que as estatísticas locais devem ser tratadas como desagregações espaciais de estatísticas globais, o



que é corroborado por Anselin (1995). Segundo Anselin (1995), um LISA será qualquer estatística que satisfaça a dois critérios:

- a) capacidade de indicar *clusters* espaciais significativos estatisticamente para cada região observada;
- b) o somatório dos indicadores locais, para todas as regiões observadas, deve ser proporcional ao indicador de autocorrelação espacial global.

De acordo com Almeida (2012), o  $I$  de Moran local decompõe o indicador  $I$  de Moran global nas mesmas quatro categorias de agrupamento do índice global: AA (ALTO-ALTO), BA (BAIXO, ALTO), BB (BAIXO, BAIXO) e AB (ALTO, BAIXO), correspondendo aos quadrantes do Diagrama de Dispersão de Moran em que se avaliam a variável observada e a relação com seus vizinhos.

O coeficiente  $I_i$  de Moran local para uma variável  $y$  padronizada ( $z_i$ ) observada na região  $i$  pode ser expressa pela (Equação 15).

$$I_i = z_i \sum_{j=1}^j w_{ij} z_j \quad (15)$$

Na estatística local  $I_i$ , o cálculo considera os vizinhos da observação  $i$  definidos como vizinhos pela Matriz de Pesos Espaciais  $W$ . Satisfazendo a condição de que o somatório dos indicadores locais equivale ao indicador global, a soma dos indicadores locais de Moran é dada pela (Equação 16) (ANSELIN, 1995; ALMEIDA, 2012).

$$\sum_i I_i = \sum_i z_i \sum_j w_{ij} z_j = \sum_i \sum_j w_{ij} z_i z_j \quad (16)$$

Segundo Anselin (1995), a equação pode ser reescrita como (Equação 17).

$$I = \frac{n}{S_0} \cdot \frac{\sum_i \sum_j w_{ij} z_i z_j}{\sum_{j=1}^n z_i^2} \quad (17)$$

Onde:

$n$  é o número de regiões;

$z$  são os valores da variável de interesse padronizada;

$w_{ij}$  é um elemento da matriz de peso espacial  $W$ , referente às regiões  $i$  e à região  $j$ ;

$S_0$  é a soma de todos os elementos da matriz de pesos  $W$ .

Na presente pesquisa, foi utilizado o Índice  $I$  de Moran local para a detecção de formação de *clusters* e/ou *outliers* espaciais dos municípios nas RGInt. O Índice identifica os regimes espaciais estatisticamente significativos por meio do cálculo que considera a ponderação espacial dada pela Matriz de Pesos Espaciais. Para cada observação, é computado um  $I_i$  local com seu respectivo nível de significância estatística verificado por meio do teste de permutação aleatória de maneira análoga ao índice global. São evidenciados os valores semelhantes agrupados (*clusters*), também os valores que diferem do entorno (*outliers*) (ALMEIDA, 2012; REIS, 2016).

Os passos para a geração da estatística foram semelhantes aos anteriores, carregando, inicialmente, a camada vetorial com os atributos espaciais e numéricos das variáveis de interesse. Em seguida, carregada a Matriz de Pesos Espaciais e acessado o Menu *SPACE*, o recurso *UNIVARIATE LOCAL MORAN'S I* indica a variável numérica de interesse. O GeoDa calculará o  $I$  de Moran e o valor  $p$  para cada observação e, adicionalmente, gerará o Mapa de Significância LISA (*Significance Map*), o Mapa de *Clusters* LISA (*Cluster Map*) e o Gráfico de Espalhamento de Moran (*Moran's Scatter Plot*), que serão tratados nas seções seguintes.

A ferramenta *UNIVARIATE LOCAL MORAN'S I* calcula o  $I$  de Moran local, o escore  $z$  e o valor  $p$  para o teste de permutação aleatória. Além disso, atribui um valor de código numérico ao regime espacial no qual a observação se enquadra. Na tabela de atributos, o GeoDa gera os campos: *LISA\_I* (*Lisa Index*), que contém os valores do  $I$  de Moran local para cada observação (município); *LISA\_CL* (*Lisa Clusters*) que indica o tipo de agrupamento no qual a observação se enquadrou, ou seja, *cluster*, *outlier* ou não significativo estatisticamente; e *LISA\_P* (*Lisa Significance*), que representa a significância estatística do valor do índice local calculado. Esses valores foram gravados na tabela de atributos da camada vetorial para serem tratados no QGIS no processo de geração de mapas e resultados.

Sobre os atributos do campo LISA\_CL (*Lisa Clusters*), cabe a observação de que esse campo representa um código numérico onde:

- a) 0: equivale a “Não Significativo”, ou seja, o município observado tem um valor  $p > 0,05$ , o que indica que a variável observada para essa região não é diferente, em termos estatísticos, da média de todas as regiões, não sendo possível a classificação como *cluster* ou *outlier* espacial;
- b) 1: representa AA (ALTO-ALTO): forma um *cluster* de municípios com valor Alto observado (acima da média), rodeado de municípios também com valor Alto (acima da média);
- c) 2: representa BB (BAIXO-BAIXO): forma um *cluster* de municípios com valor Baixo observado (abaixo da média), rodeado de municípios também com valor Baixo (abaixo da média);
- d) 3: representa BA (BAIXO-ALTO): forma um *outlier* de municípios com valor Baixo (abaixo da média) observado, rodeado de municípios com valor Alto (acima da média);
- e) 4: representa AB (ALTO-BAIXO): forma um *outlier* de municípios com valor Alto (acima da média) observado, rodeado de municípios com valor Baixo (abaixo da média).

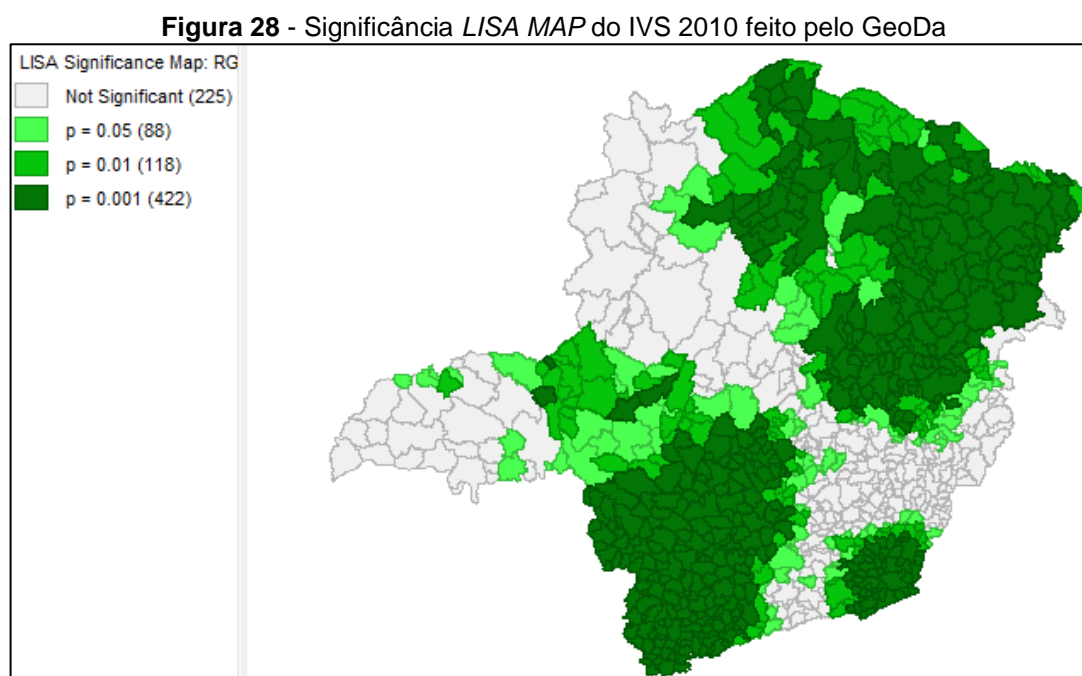
#### 5.4.3.1 Mapa de Significância LISA (LISA MAP)

A Estatística  $I$  de Moran local é capaz de revelar as diferentes formas de regimes espaciais, bem como mapeá-las, diferentemente do Índice  $I$  de Moran global que gera um valor único do índice para todo o conjunto de dados, indicando se há ou não correlação e qual a sua magnitude. A estatística local gera, para cada observação, um índice local  $I_i$  relacionado aos seus vizinhos, sendo possível identificar a magnitude, a significância e a formação de *clusters* ou *outliers* espaciais.

O Índice  $I$  de Moran local, baseado nos valores  $I_i$  e no Gráfico de Espalhamento de Moran, proporciona a visualização de um Mapa de Significância das observações, denominado *LISA MAP*. O Mapa de Significância *LISA MAP* exhibe as regiões (municípios) com os índices locais  $I_i$  significativos estatisticamente em relação ao teste de hipótese da não existência de autocorrelação espacial, ou seja, a hipótese nula  $H_0$ . Na avaliação da significância, considera-se a permutação aleatória dos atributos das observações vizinhas. Assim, as regiões são classificadas em quatro

grupos: não significantes; significância entre 0,05 e 0,01; significância entre 0,01 e 0,001; e maior que 0,001 (NEVES *et al.*, 2000; ALMEIDA, 2012).

No GeoDa, ao realizar o cálculo do Índice de Moran local no Menu *SPACE* e, em seguida, *UNIVARIATE LOCAL MORAN'S I*, marca-se a opção *SIGNIFICANCE MAP* para que o Mapa de Significância *LISA MAP* (Figura 28) seja construído.



Fonte: IVS do AVS (2021); IBGE (2021)

O GeoDa utiliza os níveis de significância do valor p divididos em:

- a) Não Significativo, em que o p valor é  $> 0,05$ , com confiança estatística  $< 95\%$  de formação de regime espacial. Logo, o valor observado não é, em termos estatísticos, diferente das médias de todas as observações, não sendo possível ser agrupado em *cluster* ou *outlier*;
- b) Significativo com p valor  $> 0,01$  e  $\leq 0,05$ , com confiança estatística de 95% de formação de regime espacial;
- c) Significativo com p valor  $> 0,001$  e  $\leq 0,01$ , com confiança estatística de 99% de formação de regime espacial;
- d) Significativo com p valor  $\leq 0,001$ , com confiança estatística de 99,9% de formação de regime espacial.

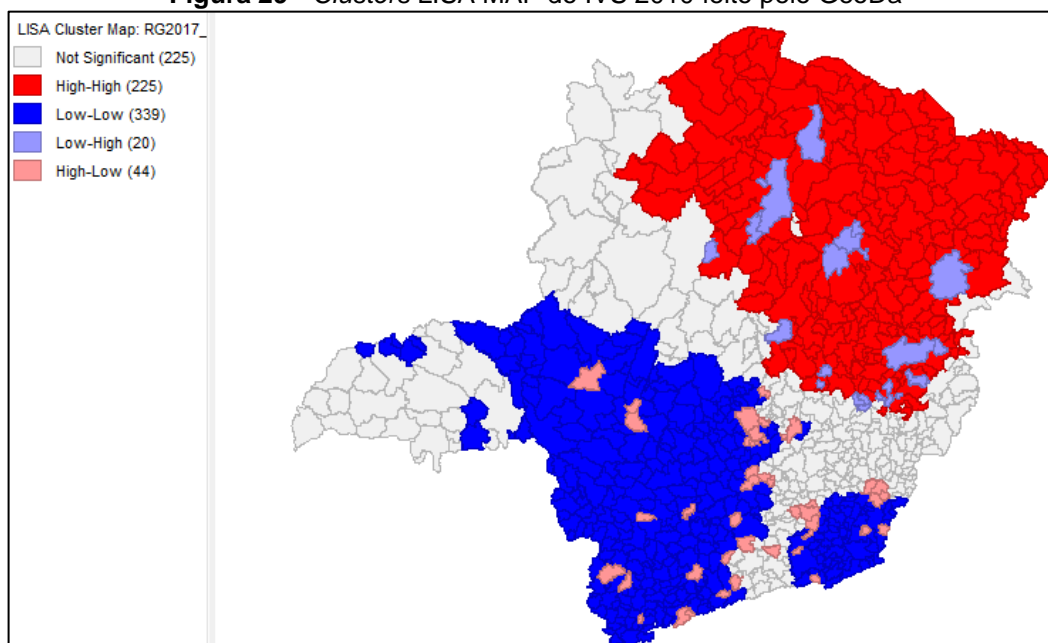
### 5.4.3.2 Mapa de *Clusters* LISA (*MORAN MAP*)

Assim como visto no Mapa de Significância *LISA MAP*, o Índice *I* de Moran local proporciona, além da estatística de correlação e seu grau de magnitude, uma visualização gráfica, por meio do Gráfico de Espalhamento de Moran e, especialmente no caso do indicador local, a formação dos *clusters* e *outliers* espaciais por meio do Mapa de *Clusters* LISA, denominado *MORAN MAP*.

O Mapa de *Clusters* LISA (*MORAN MAP*) é construído por meio da combinação do Gráfico de Dispersão de Moran (*Moran's Scatterplot*) e a informação do Mapa de Significância das medidas de associação local  $I_i$ . Assim como o *LISA MAP*, somente as regiões (municípios) com valores LISA significativos estatisticamente são agrupadas e classificadas em quatro grupos, de acordo com os quadrantes do Gráfico de Espalhamento de Moran (NEVES *et al.*, 2000; ALMEIDA, 2012).

No GeoDa, ao realizar o cálculo do Índice de Moran local no Menu *SPACE* e, em seguida, *UNIVARIATE LOCAL MORAN'S I*, marca-se a opção *CLUSTER MAP* para que o Mapa de *Clusters* *MORAN MAP* (Figura 29) seja construído.

**Figura 29** - *Clusters* LISA MAP do IVS 2010 feito pelo GeoDa



Fonte: IVS do AVS (2021); IBGE (2021)

O GeoDa agrupou e classificou os municípios de acordo com os quadrantes do Gráfico de Espalhamento de Moran, à exceção dos municípios não significativos em termos estatísticos que foram denominados como Não Significativos (*Not Significant*):

- a) Não Significativo (*Not Significant*): o município observado tem um valor  $p > 0,05$ , o que indica que a variável observada para essa região não é diferente, em termos estatísticos, da média de todas as regiões, não sendo possível a classificação como *cluster* ou *outlier* espacial;
- b) AA - ALTO-ALTO (*High-High*): forma um *cluster* de municípios com valor Alto observado (acima da média), rodeado de municípios também com valor Alto (acima da média);
- c) BB - BAIXO-BAIXO (*Low-Low*): forma um *cluster* de municípios com valor Baixo observado (abaixo da média), rodeado de municípios também com valor Baixo (abaixo da média);
- d) BA - BAIXO-ALTO (*Low-High*): forma um *outlier* de municípios com valor Baixo (abaixo da média) observado, rodeado de municípios com valor Alto (acima da média);
- e) AB - ALTO-BAIXO (*High-Low*): forma um *outlier* de municípios com valor Alto (acima da média) observado, rodeado de municípios com valor Baixo (abaixo da média).

#### 5.4.4 Índice de Moran Local bivariado

A autocorrelação local univariada pode ser aplicada a partir do  $I$  de Moran local em complemento ao  $I$  de Moran global, para melhor explorar os arranjos espaciais, visualizando os *clusters* e/ou *outliers*, níveis de significância local e mapeamento dessas observações, como vistos até aqui. Nesse mesmo sentido, foi aplicada a autocorrelação espacial local bivariada, por meio do Índice  $I$  de Moran local bivariado complementarmente à estatística mostrada na seção em que foi apresentado o  $I$  de Moran global bivariado.

Para Almeida (2012), assim como foi possível obter um coeficiente de autocorrelação global bivariado, também é possível extrair uma medida de correlação espacial local bivariada. O pressuposto é o mesmo da estatística global, porém, aplicando a cada observação uma estatística local capaz de identificar o regime espacial.

Para tanto, supondo duas variáveis de interesse  $y_i$  e  $x_i$ , ao padronizá-las, são obtidas as variáveis  $z_{1i}$  em relação a  $y_i$ , e  $z_{2i}$  em relação a  $x_i$ . Adaptando a fórmula do  $I$  de Moran local (Equação 18) tem-se:

$$I_i^{z_1 z_2} = z_{1i} W z_{2i} \quad (18)$$

Onde:  $W_{z_{2i}}$  é a defasagem espacial da variável  $z_{2i}$ .

Nesse aspecto, a diferença entre o  $I$  de Moran local univariado para o bivariado é a relação da defasagem espacial da observação de uma variável em relação à média da outra variável na vizinhança. Cabe salientar que, assim como o  $I$  de Moran local univariado, somente os vizinhos da observação  $i$ , definidos a partir da Matriz de Ponderação Espacial  $W$ , são incluídos no cálculo do  $I$  de Moran local bivariado (ALMEIDA, 2012).

Anselin, Syabri e Smirnov (2002) informam que a Estatística de Moran local bivariada dá uma indicação do grau de associação linear (positiva ou negativa) entre o valor de uma variável em um determinado local  $i$  e a média da outra variável na vizinhança. Igualmente ao índice local univariado, valores do Índice  $I$  de Moran local bivariado positivos indicam similaridade, ou seja, sugerem um agrupamento espacialmente similar nas duas variáveis. Valores negativos apontam dispersão, e valores iguais ou próximos a zero indicam aleatoriedade.

Como o  $I$  de Moran local univariado, o índice bivariado tem sua significância estatística avaliada por meio da permutação aleatória, medida pelos valores do escore  $z$  e do valor  $p$ . Dessa forma, o  $I$  de Moran local bivariado gera o valor do índice indicando a correlação ou não. Apresenta também o Gráfico de Espalhamento de Moran, e os resultados locais podem ser visualizados em um Mapa de Significância LISA (*LISA MAP*) e em um Mapa de *Clusters* LISA (*MORAN MAP*), já mostrados anteriormente (ANSELIN; SYABRI; SMIRNOV, 2002).

A construção dos resultados se dá por meio do Menu *SPACE* e, em seguida, *BIVARIATE LOCAL MORAN'S I*, em que serão solicitadas as variáveis numéricas: primeira variável (*First Variable* ( $x$ )) e segunda variável (*Second Variable* ( $y$ )). O GeoDa irá calcular o  $I$  de Moran e o valor  $p$  para cada observação e, adicionalmente, serão gerados o Mapa de Significância LISA (*Significance Map*), o Mapa de *Clusters* LISA (*Cluster Map*) e o Gráfico de Espalhamento de Moran (*Moran's Scatter Plot*). As variáveis observadas na estatística bivariada foram os índices IDHM, suas dimensões e indicadores, também o IVS, suas dimensões e indicadores, de maneira a verificar a correlação espacial entre os diferentes índices.

Análogo a processos anteriores, a ferramenta *BIVARIATE LOCAL MORAN'S I*, do GeoDa, calcula o *I* de Moran local, o escore *z* para o teste de permutação aleatória, o valor *p* e um valor que serve de codificação para qual regime espacial a observação se enquadra. Assim, o GeoDa gera os campos: *LISA\_I* (*Lisa Index*), que contém os valores do *I* de Moran local para cada observação (município); *LISA\_CL* (*Lisa Clusters*), que indica o tipo de agrupamento no qual a observação se enquadrava, *cluster*, *outlier* ou não significativo estatisticamente; e *LISA\_P* (*Lisa Significance*), que representa a significância estatística do valor do índice calculado. Esses valores foram gravados na tabela de atributos da camada vetorial para serem tratados no QGIS no processo de geração de mapas e resultados, como reportado anteriormente e será mostrado na seção seguinte.



## **6 Resultados e Discussão**

### **6.1 Índice de Desenvolvimento Humano Municipal e suas Dimensões**

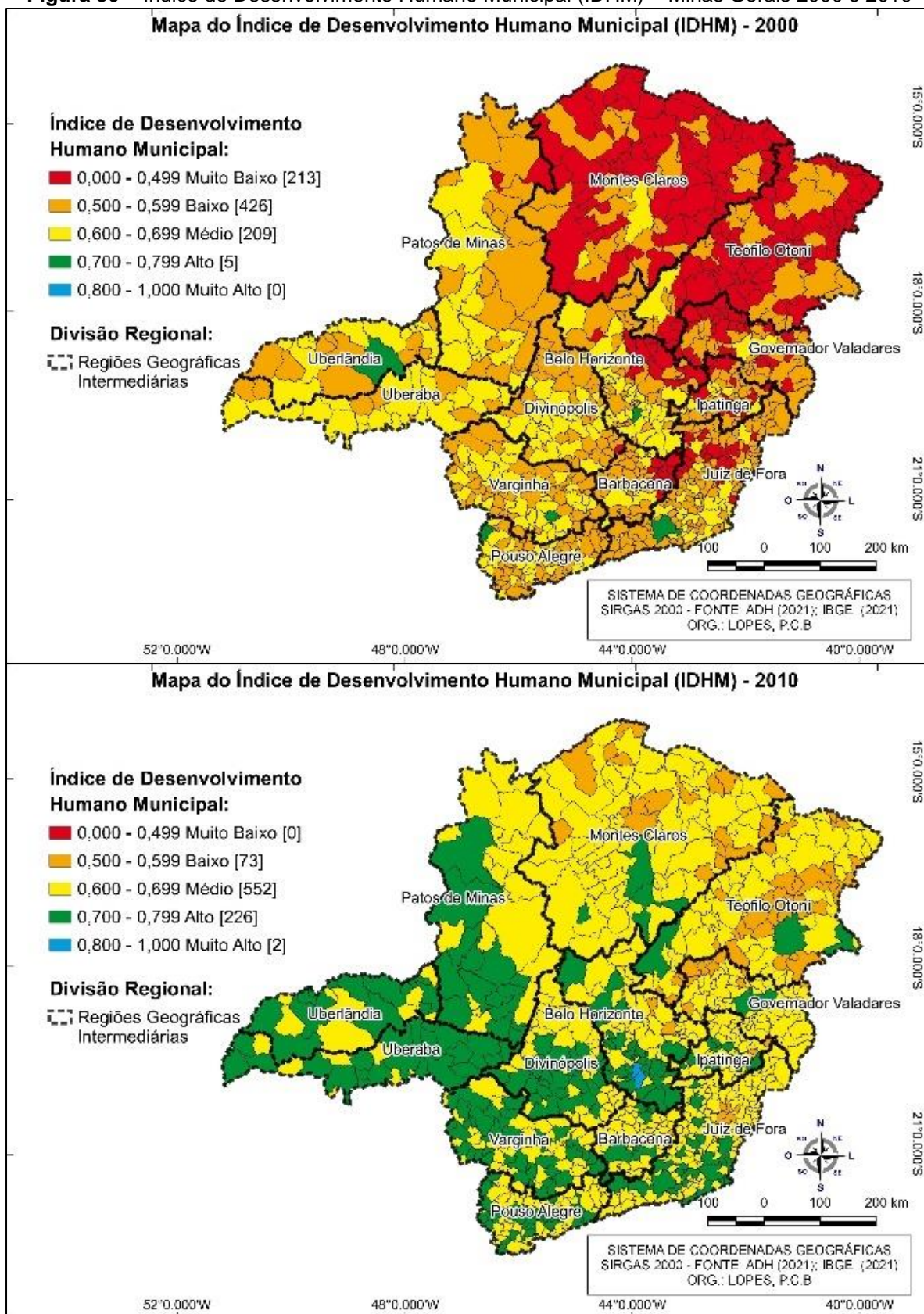
Nesta seção, são apresentados os principais resultados gerados na pesquisa para o Índice de Desenvolvimento Humano Municipal (IDHM) e suas dimensões. Tais resultados foram obtidos mediante a análise dos dados, por meio de mapas temáticos e estatística descritiva, e, posteriormente, pela aplicação da estatística do Índice *I* de Moran, o qual quantifica a correlação espacial entre as observações, que, na presente pesquisa, são os municípios distribuídos pelas Regiões Geográficas Intermediárias do estado de Minas Gerais.

#### **6.1.1 Mapas Temáticos e Estatística Descritiva**

O Índice de Desenvolvimento Humano Municipal (IDHM) é apresentado como um valor numérico que tem por objetivo quantificar de forma sintética o conceito social de desenvolvimento humano por meio de três dimensões: IDHM Longevidade, IDHM Educação e IDHM Renda.

Foram observados o índice e cada dimensão componente para os anos 2000 e 2010, de acordo com os valores de classificação definidos para o IDHM pelo PNUD, no âmbito dos 853 municípios de Minas Gerais na divisão regional das Regiões Geográficas Intermediárias (RGInt). Essa observação se deu, em princípio, por meio de mapas temáticos com a finalidade de ilustrar e buscar identificar visualmente o padrão espacial de distribuição dos valores do IDHM e suas dimensões. Aliou-se a essa análise visual a estatística descritiva de forma a possibilitar melhor entendimento analítico. A Figura 30 espacializa os referidos dados.

Figura 30 – Índice de Desenvolvimento Humano Municipal (IDHM) – Minas Gerais 2000 e 2010



Fonte: ADH (2021). Org.: LOPES, P.C.B.

Por meio da análise exploratória de dados espaciais do mapa temático da Figura 30, é possível verificar que houve uma melhora no IDHM dos municípios mineiros. Ao norte, nordeste e leste do estado, nas RGInts de Montes Claros, Teófilo Otoni e Governador Valadares, respectivamente, é possível observar a evolução do IDHM de maioria MUITO BAIXO e BAIXO, para BAIXO, MÉDIO, e alguns poucos municípios (Montes Claros, Bocaiúva, Pirapora, Diamantina, Teófilo Otoni e Nanuque) ascenderam a ALTO. Contudo, inexistia na região município com IDHM MUITO ALTO.

Por outro lado, as demais RGInts que apresentavam IDHM BAIXO e MÉDIO em sua maioria evoluíram para MÉDIO e ALTO IDHM. Pela Tabela 1 e pela Tabela 2 se verificam, em termos quantitativos, os resultados dessa análise espacial do IDHM de forma descritiva e se comparam os anos 2000 e 2010.

**Tabela 1:** Estatística descritiva do IDHM 2000 e 2010 dos municípios

UF	Qtde. Munic.	Ano	Mín.	Máx.	Média	Desvio-padrão	Mediana
Minas Gerais	853	2000	0,336	0,726	0,548	0,071	0,554
		2010	0,529	0,813	0,668	0,050	0,670

Fonte: ADH (2021). Org.: LOPES, P.C.B.

Ao observar a Tabela 1, percebe-se, por meio da mediana, que pelo menos 50% dos municípios mineiros se encontravam em MUITO BAIXO ou BAIXO IDHM em 2000, diferentemente de 2010, em que a mediana apresentou um valor de 0,670, posicionando os municípios na categoria de MÉDIO IDHM.

Cabe destacar que os menores valores de IDHM – Bonito de Minas, 0,336, no ano de 2000 e São João das Missões, 0,529, no ano de em 2010 – são municípios da RGInt Montes Claros, ao norte do estado. Por outro lado, os maiores IDHM – Belo Horizonte, 0,726, em 2000 e Nova Lima, 0,813, no ano 2010 – estão localizados na RGInt Belo Horizonte. Os dados indicam que houve avanços entre 2000 e 2010. Entretanto, igualmente, indicam que persistem significativas disparidades no desenvolvimento humano entre os municípios e, principalmente, entre as regiões do estado. Tais disparidades, inclusive, refletem o padrão observado no território nacional.

Observando as demais estatísticas, a média, o valor máximo e o valor mínimo se elevaram, posicionando alguns municípios em uma categoria superior de classificação. O desvio padrão teve pequena retração em todas as RGInt, o que indica

um conjunto de dados mais homogêneo, com menores distâncias entre os valores dos municípios e a média.

Em termos quantitativos, a Tabela 2 oferece uma visão mais precisa do comportamento do IDHM nos municípios mineiros, bem como é possível, nela, visualizar a configuração das RGInt nos anos 2000 e 2010.

**Tabela 2:** Classificação dos municípios por IDHM 2000 e 2010

UF	Qtde. Munic.	Ano	Muito baixo	Baixo	Médio	Alto	Muito alto
Minas Gerais	853	2000	213	426	209	5	0
		2010	0	73	552	226	2

Fonte: ADH (2021). Org.: LOPES, P.C.B.

A Tabela 2 mostra dados bastante opostos. Em 2000 não havia nenhum município em Minas Gerais com IDHM MUITO ALTO e, em 2010, apenas dois municípios, 0,2% chegou a esse posto, ambos da RGInt Belo Horizonte. Em contraponto, em 2010, nenhum município mineiro se encontrava na condição de MUITO BAIXO IDHM, contrastando com a situação verificada em 2000, quando 25% dos municípios se enquadravam nessa categoria, sugerindo uma melhora dos municípios que se encontravam em condições muito desfavoráveis de desenvolvimento humano, o que pode representar melhorias na condição de vida das populações.

Ao agrupar os municípios em MUITO BAIXO e BAIXO IDHM em 2000, esses respondiam a 74,9%, praticamente três em cada quatro municípios. Em termos espaciais, isso confere ao mapa de 2000 (Figura 30) a tonalidade vermelha (MUITO BAIXO) e laranja (BAIXO), abrangendo principalmente o norte, nordeste e leste de Minas Gerais com uma situação desfavorável, sobretudo em MUITO BAIXO desenvolvimento humano, em que prevaleciam indicadores desfavoráveis, muito abaixo da média do estado.

Analisando os municípios por RGInt, a de Belo Horizonte em 2000 apresentava 45,9% de BAIXO e 39,2% de MÉDIO IDHM. Já em 2010, esses percentuais evoluíram para MÉDIO 55,4% e ALTO 39,2%, ao passo que MUITO BAIXO 0,0% e BAIXO 2,7%, demonstrando uma significativa melhora no desenvolvimento humano.

As RGInt Montes Claros, Teófilo Otoni e Governador Valadares apresentaram avanços. Em todas essas RGInt, no ano de 2000, era prevalecente a situação de

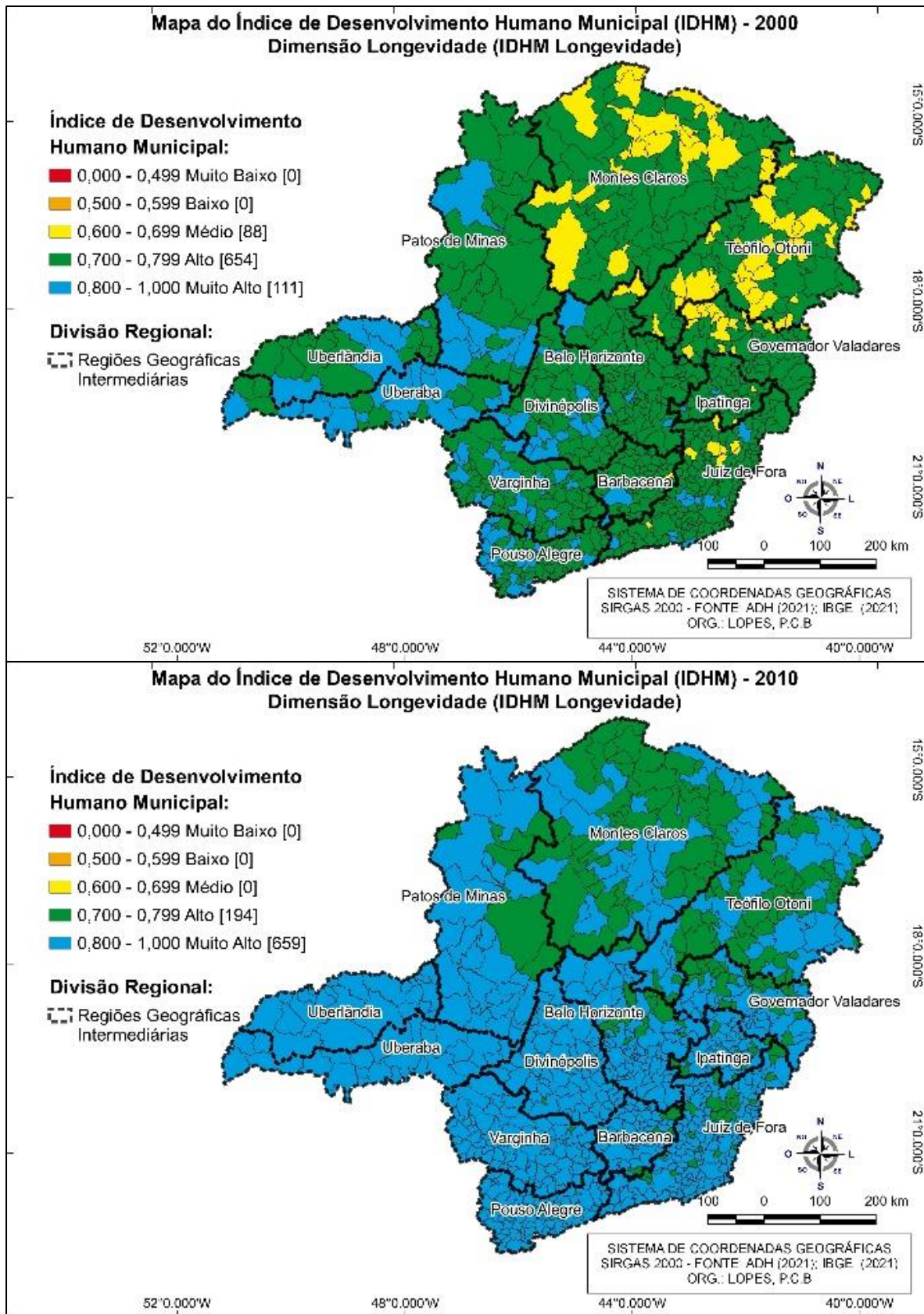
MUITO BAIXO, com 72,1% em Montes Claros e Teófilo Otoni, e 50,0% em Governador Valadares. Nenhum município com ALTO ou MUITO ALTO IDHM para 2000. Em 2010, os índices evoluíram muito, com essas RGInt deixando de apresentar municípios com MUITO BAIXO IDHM e passando a ter, em sua maioria, MÉDIO IDHM com 73,3% em Montes Claros, 58,1% em Teófilo Otoni e 81,0% em Governador Valadares.

As RGInt Ipatinga, Juiz de Fora, Barbacena, Varginha e Pouso Alegre apresentavam, em 2000, a maioria dos municípios em BAIXO IDHM. Em 2010, houve um incremento significativo nessas RGInt em que passaram a integrar a maioria dos municípios como MÉDIO e ALTO IDHM, destacando Varginha, em que 50,0% dos municípios passaram a ALTO IDHM em 2010.

À exceção de Uberaba, as demais RGInt, Uberlândia, Patos de Minas e Divinópolis, seguiram a mesma distribuição das anteriores. Em Uberaba, 31,0% dos municípios estavam no grupo de BAIXO IDHM em 2000, elevando para 75,9% em 2010 os municípios de ALTO IDHM, a maior evolução em termos percentuais. Destaque também para Divinópolis que, em 2010, não possuía mais nenhum município como MUITO BAIXO ou BAIXO IDHM.

Em sequência, analisando a Figura 31, a Tabela 3 e a Tabela 4, vê-se a dimensão do IDHM Longevidade espacializada pelo estado de Minas Gerais e suas RGInt.

**Figura 31 – Índice de Desenvolvimento Humano Municipal Longevidade (IDHM Longevidade) – Minas Gerais 2000 e 2010**



Fonte: ADH (2021). Org.: LOPES, P.C.B.

Pela análise exploratória de dados espaciais do mapa temático da Figura 31, se verifica que a maioria dos municípios em 2000 eram de ALTO, evoluindo no ano de 2010 para MUITO ALTO IDHM Longevidade. As exceções foram as RGInt Montes Claros, Teófilo Otoni e Governador Valadares, além de Juiz de Fora, que possuíam municípios com MÉDIO IDHM. No entanto, com a evolução, no ano de 2010, essas RGInt já não possuíam mais municípios nessa classificação. Por meio da Tabela 3 e da Tabela 4, verificam-se, quantitativamente, os resultados da análise espacial da dimensão Longevidade de forma descritiva e comparativa entre os anos 2000 e 2010.

**Tabela 3:** Estatística descritiva do IDHM Longevidade 2000 e 2010 dos municípios

UF	Qtde. Munic.	Ano	Mín.	Máx.	Média	Desvio-padrão	Mediana
Minas Gerais	853	2000	0,627	0,850	0,753	0,040	0,753
		2010	0,723	0,886	0,824	0,030	0,824

Fonte: ADH (2021). Org.: LOPES, P.C.B.

**Tabela 4:** Classificação dos municípios por IDHM Longevidade 2000 e 2010

UF	Qtde. Munic.	Ano	Muito baixo	Baixo	Médio	Alto	Muito alto
Minas Gerais	853	2000	0	0	88	654	111
		2010	0	0	0	194	659

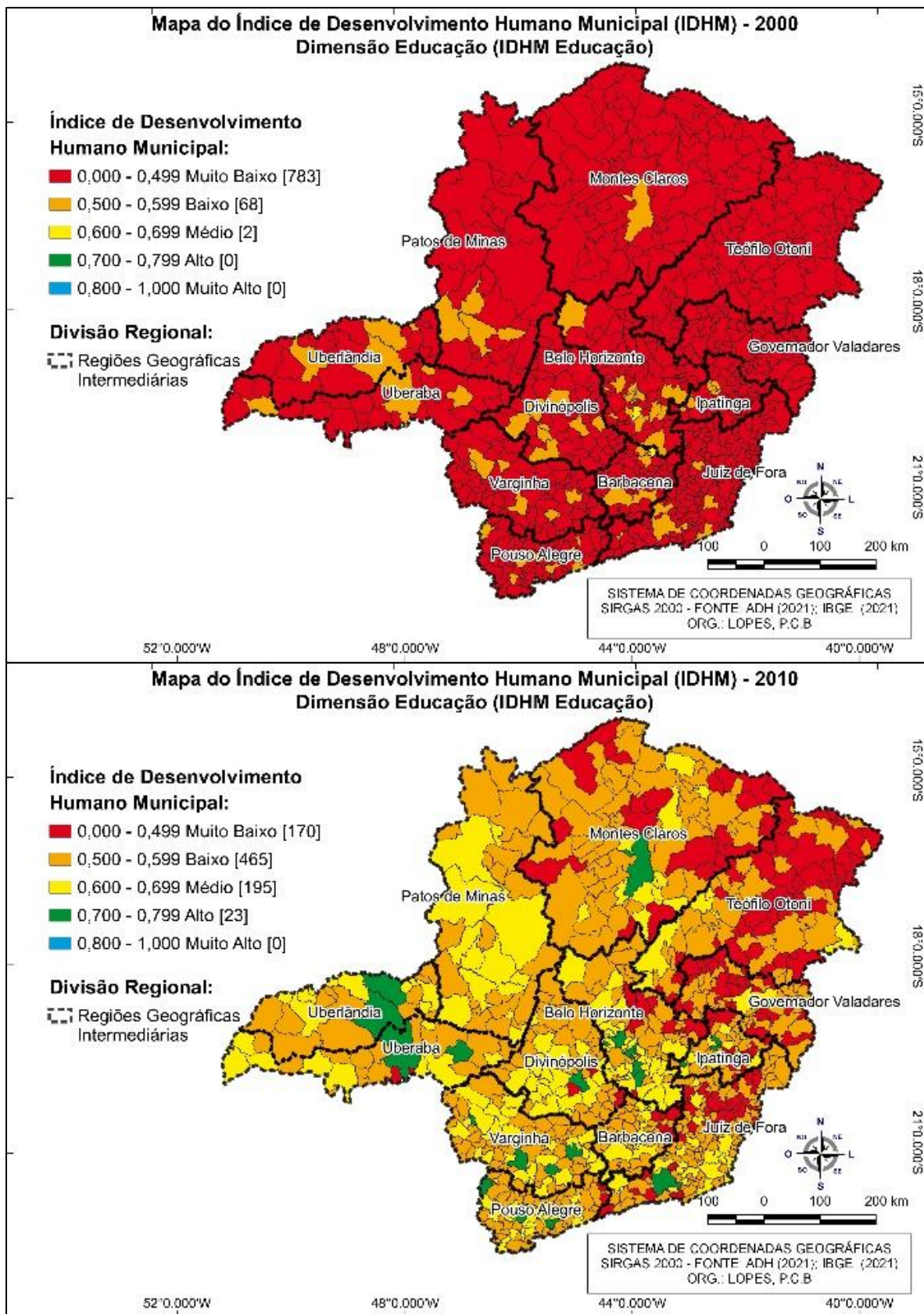
Fonte: ADH (2021). Org.: LOPES, P.C.B.

A dimensão Longevidade demonstra uma homogeneidade entre as 13 RGInt de Minas Gerais. Pela Tabela 3, no ano 2000, a mediana indica, pelo menos, 50% dos municípios como ALTO IDHM. Quanto ao valor mínimo, não há nenhum município como MUITO BAIXO ou BAIXO. Já em 2010, a mediana indica pelo menos 50% dos municípios classificados como MUITO ALTO e o valor mínimo demonstra que não há nenhum município classificado abaixo de ALTO IDHM Longevidade.

A Tabela 4, por sua vez, demonstrou a evolução dessa dimensão do IDHM. Enquanto, em 2000, eram classificados como MÉDIO, 10,3%, ALTO, 76,7% e MUITO ALTO, 13,0%; no ano 2010 esses percentuais subiram para ALTO, 22,7%, e MUITO ALTO IDHM, 77,3%, ou seja, não havia nenhum município com MUITO BAIXO, BAIXO ou MÉDIO IDHM Longevidade em nenhuma das 13 RGInt de Minas Gerais.

Partindo para a análise da dimensão Educação, visualiza-se a Figura 32 com essa dimensão espacializada para os 853 municípios mineiros distribuídos nas 13 RGInt do estado.

**Figura 32 – Índice de Desenvolvimento Humano Municipal Educação (IDHM Educação) – Minas Gerais 2000 e 2010**



Fonte: ADH (2021). Org.: LOPES, P.C.B.



Explorando os dados espaciais do mapa temático da Figura 32, verifica-se que a grande maioria dos municípios em 2000 eram de MUITO BAIXO IDHM Educação, predominando, portanto, a cor vermelha que categoriza essa classe. Observam-se também alguns poucos tons laranja, representando BAIXO IDHM. Não há, em 2000, nenhum município com ALTO e/ou MUITO ALTO em nenhuma RGInt.

Para o ano de 2010, é possível observar visualmente uma evolução de municípios que ascenderam da categoria MUITO BAIXO para BAIXO, e outros de BAIXO para MÉDIO. No entanto, essa ascensão ainda denota uma carência de melhora nessa dimensão do IDHM. Nota-se, também, que alguns municípios como ALTO IDHM espalhados pelo Estado e pelas RGInt sem o efeito de melhora regional, mas pontual, em poucos municípios. Novamente o norte, nordeste e leste do estado, por meio das RGInt Montes Claros, Teófilo Otoni e Governador Valadares, tiveram uma evolução menor do que o restante do estado.

Verificando a Tabela 5 e a Tabela 6, é possível, em termos descritivos e quantitativos, avaliar os resultados dessa análise espacial da dimensão Educação, podendo comparar melhor os períodos de 2000 e 2010.

**Tabela 5:** Estatística descritiva do IDHM Educação 2000 e 2010 dos municípios

UF	Qtde. Munic.	Ano	Mín.	Máx.	Média	Desvio-padrão	Mediana
Minas Gerais	853	2000	0,143	0,617	0,374	0,090	0,374
		2010	0,339	0,744	0,557	0,069	0,558

Fonte: ADH (2021). Org.: LOPES, P.C.B.

**Tabela 6:** Classificação dos municípios por IDHM Educação 2000 e 2010

UF	Qtde. Munic.	Ano	Muito baixo	Baixo	Médio	Alto	Muito alto
Minas Gerais	853	2000	783	68	2	0	0
		2010	170	465	195	23	0

Fonte: ADH (2021). Org.: LOPES, P.C.B.

A análise da estatística descritiva da Tabela 5 mostra uma evolução do valor mínimo do IDHM Educação de 0,143, em 2000, para 0,339, em 2010. Há também um aumento na mediana de 0,374 (MUITO BAIXO), em 2000, para 0,558 (BAIXO), em 2010, representando uma melhora no conjunto de dados, uma vez que, pelo menos

50% dos municípios, são observados no grupo de BAIXO, em 2010, e não de MUITO BAIXO, como em 2000.

O IDHM Educação apresentou, de uma forma geral, valores muito baixos em 2000. A grande maioria dos municípios, 91,8%, era de MUITO BAIXO, e 8,0%, de BAIXO. Somente 0,2% de MÉDIO desenvolvimento humano em educação. Não havia no estado e, conseqüentemente, em nenhuma RGInt, nenhum município como ALTO ou MUITO ALTO.

Em 2010, o panorama melhorou. O estado passa a ter 19,9% dos municípios com MUITO BAIXO, e 54,5% BAIXO, ou seja, mais da metade dos municípios com BAIXO IDHM Educação. Na prática, três em cada quatro municípios mineiros estão classificados como MUITO BAIXO ou BAIXO desenvolvimento humano em educação.

Em termos de RGInt, em Belo Horizonte, houve uma boa evolução já que, em 2010, 50,0% dos seus municípios estão classificados como MÉDIO e/ou ALTO, diferentemente de 2000. Em Montes Claros, também houve uma evolução, visto que mais da metade dos municípios, 57,0%, está classificada como BAIXO. Em contrapartida, em 2000, 98,8%, praticamente a totalidade dos municípios dessa RGInt, eram classificados como MUITO BAIXO desenvolvimento humano em educação.

Destaque negativo, além da RGInt Montes Claros, são as Teófilo Otoni e Governador Valadares que, em 2000, tinham todos os seus municípios classificados como MUITO BAIXO. Houve uma significativa melhora, mas, ainda assim, praticamente a totalidade dos municípios dessas RGInt permaneceu como BAIXO e/ou MUITO BAIXO e nenhum município foi alçado a ALTO e/ou MUITO ALTO IDHM Educação.

As RGInt Ipatinga, Juiz de Fora, Barbacena, Varginha, Pouso Alegre, Uberaba, Uberlândia, Patos de Minas e Divinópolis tiveram alterações semelhantes entre 2000 e 2010, elevando grande parte dos municípios classificados de MUITO BAIXO para BAIXO. Destaque para Varginha, Uberlândia e Patos de Minas que não têm nenhum município como MUITO BAIXO IDHM Educação em 2010.

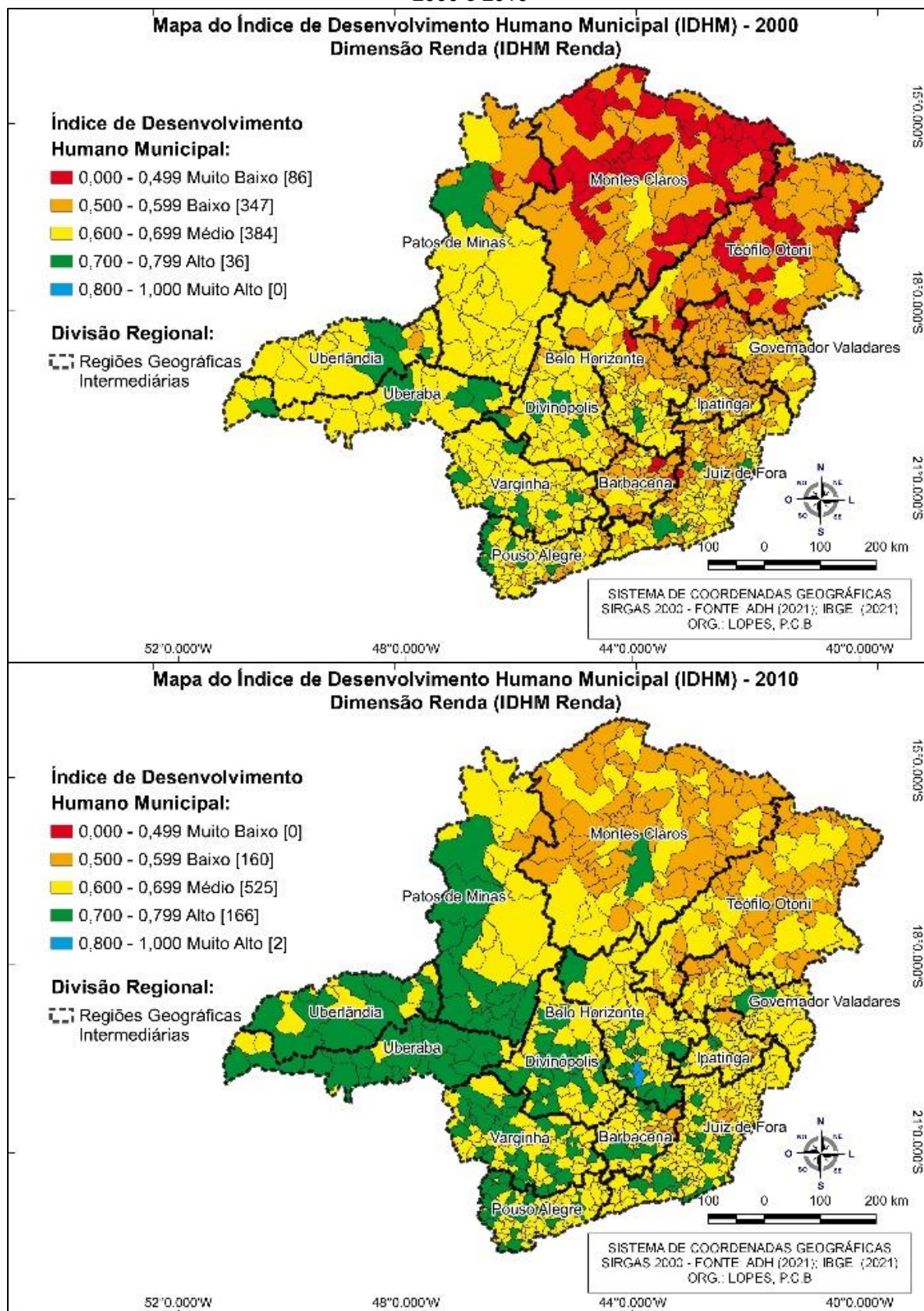
Acompanhando a análise dos dados do período de 2000 para 2010, percebeu-se que nenhum município alcançou a condição de MUITO ALTO IDHM Educação. Apenas 23 no total, ou seja, 2,7% chegaram a ALTO e estão distribuídos da seguinte forma pelas RGInt: seis em Belo Horizonte; um em Montes Claros; três em Ipatinga;

um em Juiz de Fora; quatro em Varginha; três em Pouso Alegre; dois em Uberaba; dois em Uberlândia; e um município em Divinópolis.

Nos extremos, o menor valor de IDHM Educação em Minas Gerais, em 2000, foi o município de Ninheira, na RGInt Montes Claros, ao norte do estado, e, em 2010, foi o município de Araponga, na RGInt Juiz de Fora, Zona da Mata mineira. O maior valor, em 2000, foi o município de Belo Horizonte, de RGInt de mesmo nome, e, em 2010, foi o município de Montes Claros, na RGInt de mesmo nome.

Ao se analisar a dimensão do IDHM Renda, espacializada por meio dos municípios de Minas Gerais em suas RGInt, verifica-se, também, que há uma divisão na concentração dessa dimensão do desenvolvimento que pode ser visualizada na Figura 33.

**Figura 33** – Índice de Desenvolvimento Humano Municipal Renda (IDHM Renda) – Minas Gerais 2000 e 2010



Fonte: ADH (2021). Org.: LOPES, P.C.B.

Na análise exploratória de dados do mapa temático da Figura 33, percebe-se que a maioria dos municípios como MUITO BAIXO e BAIXO IDHM Renda, em 2000, se situava a norte, nordeste nas RGInt Montes Claros, Teófilo Otoni, regiões mais pobres Norte de Minas e Vales do Jequitinhonha e Mucuri, respectivamente. No leste de Minas Gerais, na RGInt de Governador Valadares ocorre com uma intensidade um pouco menor. Nas RGInt Patos de Minas, Uberlândia, Uberaba, Divinópolis, Varginha e Pouso Alegre predominavam os municípios com MÉDIO e, alguns poucos, ALTO. Nas RGInt Belo Horizonte, Ipatinga, Juiz de Fora e Barbacena havia municípios nas diversas classificações, como uma espécie de zona mista.

Observa-se também que, em 2000, não havia nenhum município com MUITO ALTO IDHM Renda. Já no índice para o ano 2010, esses indicadores evoluem. No entanto, seguindo a mesma tendência de desenvolvimento desigual, em que regiões com piores indicadores melhoram, mas timidamente, e regiões com melhores indicadores melhoram seus indicadores de forma mais pronunciada.

Pela Tabela 7 e pela Tabela 8, agrega-se a componente analítica descritiva à análise espacial, em que é possível verificar quantitativamente os resultados da dimensão Renda de forma descritiva e comparativa nos anos 2000 e 2010.

**Tabela 7:** Estatística descritiva do IDHM Renda 2000 e 2010 dos municípios

UF	Qtde. Munic.	Ano	Mín.	Máx.	Média	Desvio-padrão	Mediana
Minas Gerais	853	2000	0,381	0,792	0,593	0,070	0,598
		2010	0,502	0,864	0,652	0,055	0,656

Fonte: ADH (2021). Org.: LOPES, P.C.B.

Na Tabela 7, pela mediana, foi possível verificar que 50% dos municípios se encontravam entre as classificações MUITO BAIXO e/ou BAIXO IDHM Renda em 2000, diferentemente de 2010, em que municípios chegaram à classe de MÉDIO. O valor mínimo 0,381, em 2000, refere-se ao município Bonito de Minas, e 0,502, em 2010, ao de São João das Missões, municípios pertencentes à RGInt Montes Claros, ao norte de Minas Gerais. O valor máximo 0,792, em 2000, foi de Belo Horizonte, e 0,864, Nova Lima, ambos os municípios pertencentes à RGInt Belo Horizonte. Configuração idêntica ao apresentado pelo IDHM.

Em termos quantitativos, a Tabela 8 apontou o comportamento do IDHM Renda nos municípios mineiros, visualizando a configuração das RGInt nos anos 2000 e 2010.

**Tabela 8:** Classificação dos municípios por IDHM Renda 2000 e 2010

UF	Qtde. Munic.	Ano	Muito baixo	Baixo	Médio	Alto	Muito alto
Minas Gerais	853	2000	86	347	384	36	0
		2010	0	160	525	166	2

Fonte: ADH (2021). Org.: LOPES, P.C.B.

De maneira geral, mais de 50% dos municípios em 2000 eram classificados com IDHM MUITO BAIXO e/ou BAIXO. Apenas 4,2% representavam ALTO e nenhum como MUITO ALTO. Em 2010, esse perfil sofreu uma mudança. Dos municípios do estado, 61,5% se classificam como MÉDIO, e 19,5% como ALTO IDHM Renda. Os programas sociais de transferência de renda, bem como o aumento na dinâmica da economia podem ter influenciado positivamente para a melhora desse indicador.

Nas RGInt, cabe destacar a de Belo Horizonte como a única a possuir dois municípios como MUITO ALTO em 2010, a saber, Nova Lima e Belo Horizonte, e destacar que três de cada quatro municípios em Minas Gerais são classificados como MÉDIO IDHM Renda.

As RGInt Montes Claros e Teófilo Otoni, ao norte e nordeste do estado, respectivamente, apresentavam classificação semelhante em 2000 com mais de 95% dos municípios como MUITO BAIXO e/ou BAIXO IDHM Renda. Em 2010, não havia nenhum município como MUITO BAIXO, passando ambas as RGInt a concentrarem os municípios classificados como BAIXO e apenas um município, Montes Claros, como ALTO na RGInt Montes Claros e nenhum em Teófilo Otoni. Houve uma melhora, mas não tão significativa quanto observada nas outras regiões do estado.

Nas RGInt Governador Valadares e Ipatinga, o comportamento do desenvolvimento se assemelhou. Em 2000, em ambas as RGInt, a maioria dos municípios eram classificados como BAIXO, passando praticamente em mesma proporção para MÉDIO IDHM Renda no ano de 2010. As exceções foram Governador Valadares, único município de sua RGInt, Ipatinga, Coronel Fabriciano, Timóteo e João Monlevade, todos da RGInt de Ipatinga, que alçaram à categoria de ALTO IDHM Renda.

Juiz de Fora foi a RGInt em que os municípios evoluíram de BAIXO e MÉDIO em 2000 para quase totalidade MÉDIO, destacando 9,6% como ALTO, em 2010. Comportamento semelhante em Barbacena que seguiu no mesmo ritmo e elevou 12,2% dos municípios para ALTO IDHM Renda, em 2010.

As RGInt Varginha e Pouso Alegre também tiveram evolução parecida, destacando que em ambas não existe, em 2010, nenhum município classificado como MUITO BAIXO ou BAIXO IDHM Renda. Em sua maioria, os municípios dessas duas RGInt são classificados como MÉDIO e, em Varginha, 36,6%, e Pouso Alegre, 27,5% são classificados como ALTO.

Uberaba se destaca como a RGInt com o maior percentual de municípios com ALTO IDHM Renda, 75,9% em 2010. Em mesma direção seguem as RGInt de Uberlândia, com 41,7% MÉDIO e 58,3% ALTO, e Patos de Minas, com mais de 94% dos municípios classificados como MÉDIO e/ou ALTO. Divinópolis dividiu em 2010 seus municípios como MÉDIO 67,2% e ALTO 32,8%, conferindo uma RGInt que não possui municípios com MUITO BAIXO e/ou BAIXO IDHM Renda.

Assim, ao se observarem o IDHM e suas dimensões Longevidade, Educação e Renda na forma de mapas temáticos, buscam-se identificar visualmente os padrões de espacialização dos indicadores nos municípios bem como nas configurações regionais das RGInt do estado de Minas Gerais. A percepção espacial, aliada à estatística descritiva do IDHM e suas dimensões, foram capazes de revelar certas similaridades e diferenças entre municípios e regiões.

Percebeu-se por meio dessas análises que, entre 2000 e 2010, houve um avanço significativo no desenvolvimento humano em todas as dimensões nos municípios das RGInt de Minas Gerais. No entanto, o desenvolvimento humano não se deu de forma igual para todos, evidenciando disparidades entre as regiões de Minas Gerais, fato que ocorre também entre outras regiões do Brasil (PNUD; IPEA; FJP, 2013; SANTOS; PALES; RODRIGUES, 2015).

### **6.1.2 Análise Espacial do Índice *I* de Moran**

A análise exploratória espacial inicial, feita por meio dos mapas temáticos e da estatística descritiva, revelou, como já referido, ocorrências de similaridades e diferenças entre os municípios e as regiões, mostrando também a importante

evolução dos indicadores de desenvolvimento humano entre os períodos pesquisados.

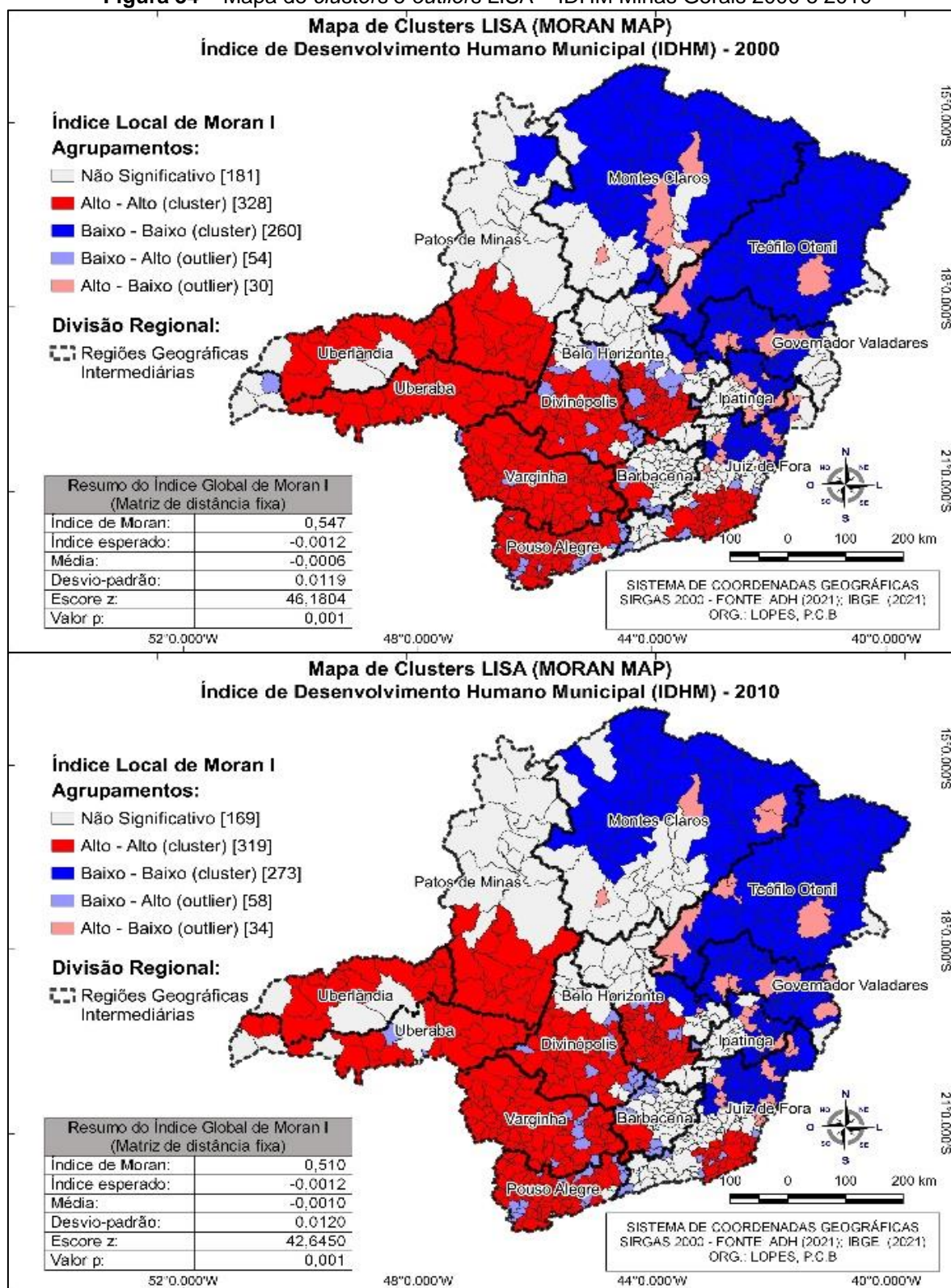
Em complemento à análise visual do padrão espacial de distribuição dos índices, a pesquisa propôs a verificação da distribuição espacial por meio de uma medida numérica, conferindo maior robustez analítica. Dessa maneira, adotou como estatística espacial a *I* de Moran, já apresentada anteriormente.

O *I* de Moran permite uma estatística global, cujo objetivo é quantificar a força da autocorrelação espacial em todo o conjunto de dados. Ao *I* de Moran local é conferida a capacidade de apresentar os regimes de distribuição espacial dos dados. Por meio do *I* de Moran foram gerados os Mapas de Significância local (*LISA MAP*), que seguem em anexo a essa dissertação, assim como os mapas que apresentam a distribuição dos *clusters* e *outliers* *LISA (MORAN MAP)*.

Espacializando o IDHM dos municípios de Minas Gerais, observa-se o *I* de Moran para os anos 2000 e 2010. A Figura 34 apresenta a distribuição espacial por meio da aplicação dessa estatística espacial local e traz os resumos do Índice *I* de Moran global e os mapas de *clusters* e *outliers*, a um nível de significância estatística de 5%, para os anos 2000 e 2010.



Figura 34 – Mapa de clusters e outliers LISA – IDHM Minas Gerais 2000 e 2010



Fonte: ADH (2021). Org.: LOPES, P.C.B.

Em 2000, o  $I$  de Moran global foi positivo, 0,547, para um valor esperado de -0,0012, escore z de 46,1804, e valor p 0,001. O valor elevado do escore z e o reduzido valor p indicam a significância estatística do Índice de Moran global, rejeitando a

hipótese nula de aleatoriedade espacial do atributo e apontou autocorrelação positiva e de similaridade.

A autocorrelação positiva apresentou a formação de agrupamentos (*clusters*) espaciais do tipo ALTO-ALTO e/ou BAIXO-BAIXO. Essas formações indicaram que áreas próximas exibem semelhança no indicador estudado, ou seja, municípios com valores altos (acima da média) estão próximos a outros também com valores altos (acima da média) de IDHM. No outro extremo, municípios com valores baixos (abaixo da média) estão próximos a outros também com valores baixos (abaixo da média) do IDHM.

Em 2010, o *I* de Moran global também foi positivo, 0,510, para um valor esperado de -0,0012, escore *z* de 42,6450, e valor *p* 0,001, o que novamente descartou a hipótese nula de aleatoriedade, representando autocorrelação positiva e de similaridade, formando agrupamentos (*clusters*) espaciais do tipo ALTO-ALTO e/ou BAIXO-BAIXO.

Analisando em termos quantitativos o mapa de *clusters* e *outliers* da Figura 34 e pela Tabela 9, visualiza-se a formação dos regimes espaciais dos municípios pelos resultados do *I* de Moran local.

**Tabela 9:** Classificação dos municípios em *clusters* e *outliers* pelo *I* de Moran local IDHM 2000 e 2010

UF	Qtde. Munic.	Ano	Não Signif.	AA (cluster) Alto-Alto	BB (cluster) Baixo-Baixo	BA (outlier) Baixo-Alto	AB (outlier) Alto-Baixo
Minas Gerais	853	2000	181	328	260	54	30
		2010	169	319	273	58	34

Fonte: ADH (2021). Org.: LOPES, P.C.B.

Dessa forma, observa-se que, em Minas Gerais, no ano de 2000, havia 38,5% e, em 2010, um total de 37,4% dos municípios agrupado em *clusters* do tipo ALTO-ALTO, ou seja, municípios com elevados valores de IDHM (acima da média) cercados de municípios também com valores elevados (acima da média). Esses municípios, em ambos os períodos, situam-se na Região do Triângulo Mineiro, Central Mineira, Sul de Minas e uma porção na Zona da Mata, nas RGInt Patos de Minas, Uberlândia, Uberaba, Divinópolis, Belo Horizonte, Varginha, Pouso Alegre e Juiz de Fora.

Por outro lado, em 2000, havia 30,5% dos municípios em *clusters* do tipo BAIXO-BAIXO e, em 2010, o percentual foi de 32,0%, um aumento de 1,5 p.p. nesse

agrupamento. A grande maioria desses municípios, em ambos os períodos, encontra-se ao norte, nordeste e leste de Minas Gerais, nas RGInt Montes Claros, Teófilo Otoni e Governador Valadares, respectivamente. Apesar do significativo avanço no desenvolvimento humano, os municípios com baixos valores de IDHM permanecem cercados de municípios também de baixos valores.

Ainda decorrente da análise da Figura 34 e da Tabela 9, foi possível identificar concentrações de desigualdades locais, evidenciadas pelo *I* de Moran local por meio dos *outliers* ALTO-BAIXO e BAIXO-ALTO. Esses *outliers* revelam que há municípios cujo valor do indicador observado se distancia dos vizinhos, em que o IDHM está bem acima ou bem abaixo das observações vizinhas, destoando dos valores dos municípios circundantes.

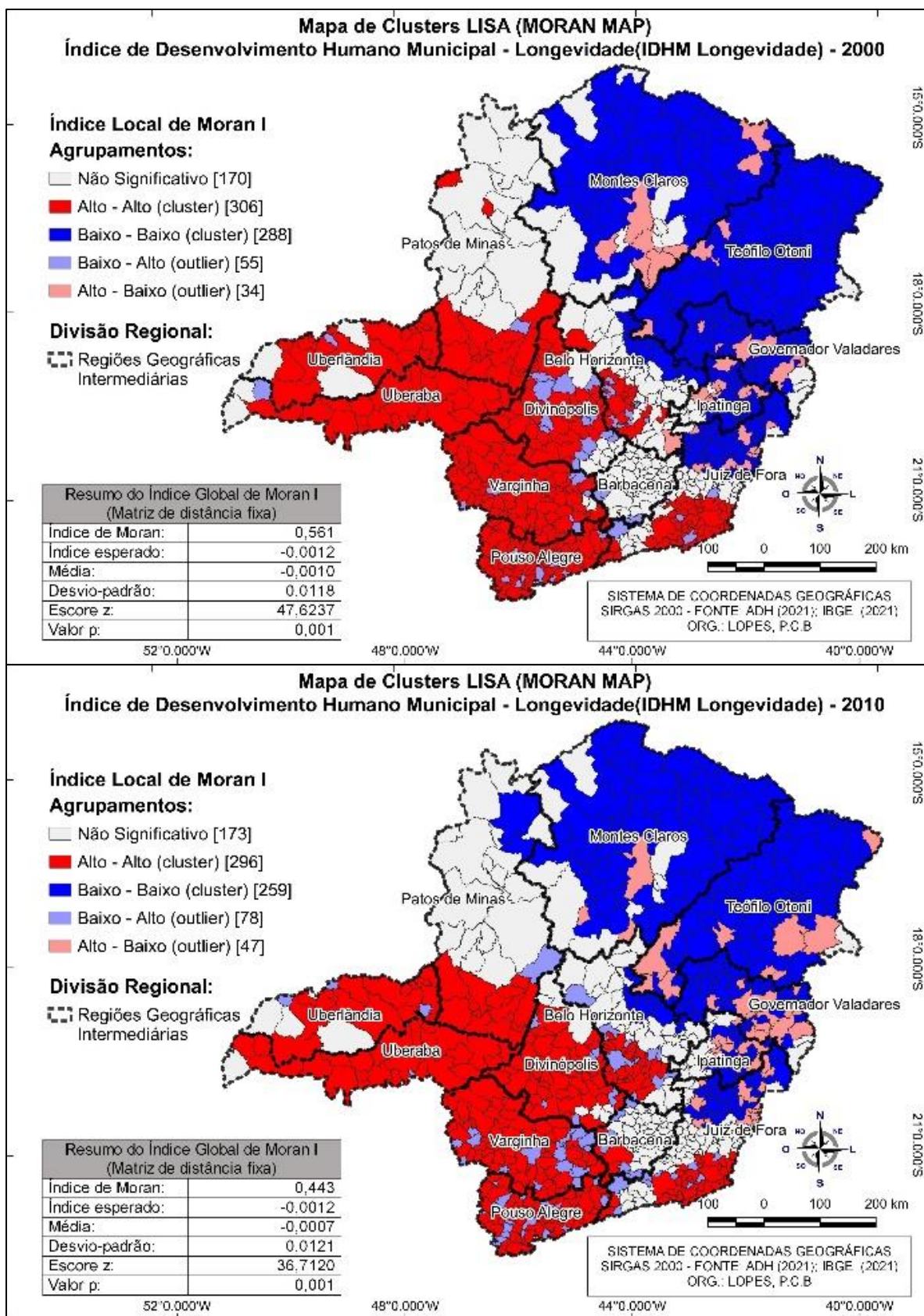
Os casos de *outliers* do tipo BAIXO-ALTO representaram 6,3%, em 2000, e 6,8%, em 2010. Estão distribuídos pelas RGInt Belo Horizonte, Ipatinga, Juiz de Fora, Barbacena, Varginha, Pouso Alegre, Uberaba e Divinópolis, ou seja, municípios com valores baixos de IDHM (abaixo da média), cercados daqueles com valores mais elevados (acima da média). Em posição oposta, os *outliers* do tipo ALTO-BAIXO foram de 3,5%, em 2000, e 4,0% em 2010, ocorrendo nas RGInt Belo Horizonte, Montes Claros, Teófilo Otoni, Governador Valadares, Ipatinga e Juiz de Fora, em que municípios com valores mais elevados de IDHM (acima da média) estavam cercados de outros com valores mais baixos (abaixo da média).

A estatística espacial do *I* de Moran mostrou uma situação oposta na formação de regimes espaciais em Minas Gerais. Os municípios com valores mais elevados de IDHM estão próximos daqueles com valores também elevados, formando *clusters* ALTO-ALTO, localizados em Regiões com situação socioeconômica mais favorável como no Triângulo Mineiro e Sul de Minas. Por outro lado, os municípios de valores menores estão próximos àqueles com valores menores, formando *clusters* BAIXO-BAIXO, notadamente no Norte de Minas, Vales do Jequitinhonha e Mucuri, historicamente, regiões com baixos indicadores e menos favorecidas, semelhante ao o que ocorre com o Norte e Nordeste do Brasil.

Por meio da aplicação da estatística espacial, foi possível ver de forma mais clara o que fora apontado pelo mapa temático, contudo, com uma quantificação da medida de autocorrelação espacial. Em geral, pouco mudou a configuração dos *clusters* em ambos os períodos, o que denota e reforça que o desenvolvimento humano não ocorreu na mesma intensidade para todos os municípios.

A dimensão Longevidade do IDHM, assim como as demais que serão mostradas nesta seção, seguem o mesmo padrão de regime espacial do IDHM. Por meio da Figura 35 foi possível visualizar esses regimes e constatar a formação de *clusters* e *outliers* dividindo o estado de Minas Gerais em regiões opostas.

Figura 35 – Mapa de clusters e outliers LISA – IDHM Longevidade Minas Gerais 2000 e 2010



Nos resumos do Índice *I* de Moran global da Figura 35, em 2000, o índice global foi de 0,561 ante o esperado de -0,0012, o escore *z* de 47,6237, e valor *p* de 0,001. Em 2010, o Índice *I* de Moran foi de 0,443 contra -0,0012 esperado, escore *z* de 36,7120, e valor *p* 0,001. Ambos os períodos indicaram significância estatística e, por conseguinte, rejeição da hipótese nula de aleatoriedade espacial.

O valor positivo do *I* de Moran indicou uma autocorrelação espacial de formação de agrupamentos (*clusters*) espaciais do tipo ALTO-ALTO e/ou BAIXO-BAIXO. Essas formações indicam que áreas próximas exibem semelhança no indicador estudado, ou seja, municípios com valores mais altos (acima da média) de IDHM Longevidade estão próximos a outros também com valores mais altos (acima da média), e municípios com valores mais baixos (abaixo da média) estão próximos a outros também com valores mais baixos (abaixo da média).

Seguindo ao passo da análise quantitativa do índice espacial por meio do mapa de *clusters* e *outliers* da Figura 35 e da Tabela 10, visualiza-se a formação dos regimes espaciais dos municípios pelos resultados do *I* de Moran local.

**Tabela 10:** Classificação dos municípios em *clusters* e *outliers* pelo *I* de Moran local IDHM Longevidade 2000 e 2010

UF	Qtde. Munic.	Ano	Não Signif.	AA (cluster) Alto-Alto	BB (cluster) Baixo-Baixo	BA (outlier) Baixo-Alto	AB (outlier) Alto-Baixo
Minas Gerais	853	2000	170	306	288	55	34
		2010	173	296	259	78	47

Fonte: ADH (2021). Org.: LOPES, P.C.B.

Os mapas temáticos do IDHM Longevidade demonstravam que, em 2000, um total de 76,7% municípios era classificado como ALTO IDHM Longevidade e 13,0% eram de MUITO ALTO. Com MÉDIO IDHM Longevidade eram 10,3% dos municípios. No Norte de Minas e Vales do Jequitinhonha e Mucuri, nas RGInt Montes Claros, Teófilo Otoni e Governador Valadares se encontravam a maioria dos municípios com MÉDIO e nenhum com MUITO ALTO. Já na região do Triângulo, noroeste, Central Mineira e Sul de Minas, RGInt Patos de Minas, Uberlândia, Uberaba, Divinópolis, Belo Horizonte, Ipatinga, Barbacena, Varginha e Juiz de Fora, estavam localizados todos os municípios com MUITO ALTO IDHM Longevidade.

Em 2010, esse panorama se acentuou ainda mais. O IDHM Longevidade avançou em todas os municípios de Minas Gerais e as RGInt em que já predominavam ALTO IDHM Longevidade ascenderam a MUITO ALTO em praticamente todos os

municípios. Em 2000, 76,7% eram classificados como ALTO e, 13,0% como MUITO ALTO. Em 2010, 22,7% estavam classificados como ALTO e, mais expressivamente, 77,3% passaram a MUITO ALTO IDHM Longevidade. Nas RGInt Montes Claros, Teófilo Otoni e Governador Valadares houve uma evolução de MÉDIO e ALTO para ALTO e MUITO ALTO.

Retomados esses parágrafos anteriores para efeitos comparativos, o *I* de Moran local revelou a formação dos *clusters* ALTO-ALTO e BAIXO-BAIXO em regiões opostas do estado, em ambos os períodos, bem como a presença de *outliers* BAIXO-ALTO e ALTO-BAIXO.

Em 2000, a RGInt Montes Claros respondia por 7,9%, RGInt Teófilo Otoni 9,5%, e RGInt Governador Valadares 5,9%, dos municípios em *clusters* BAIXO-BAIXO do estado, sendo que, no interior das próprias RGInt, esses representavam quase a totalidade dessas, à exceção de pequenos *outliers* em cada uma delas. Já a formação de *clusters* ALTO-ALTO foi predominante nas RGInt Uberlândia, Uberaba, Divinópolis, Varginha e Pouso Alegre, respondendo juntas por 26,6% dos municípios do estado e representando praticamente a totalidade em cada RGInt.

No período de 2010, manteve-se certa semelhança na distribuição espacial. Os *clusters* do tipo ALTO-ALTO representavam 35,9%, e BAIXO-BAIXO 33,8% dos municípios do estado. Assim como em 2000, os *clusters* BAIXO-BAIXO estavam predominantemente localizados na região norte do estado, nos Vales do Jequitinhonha e Mucuri e porção leste, nas RGInt Montes Claros, Teófilo Otoni, Governador Valadares e Ipatinga, essa última numa espécie de zona de transição. *Clusters* ALTO-ALTO também estavam espacializados de maneira semelhante a 2000. A RGInt Juiz de Fora se destaca por conter todos os regimes espaciais.

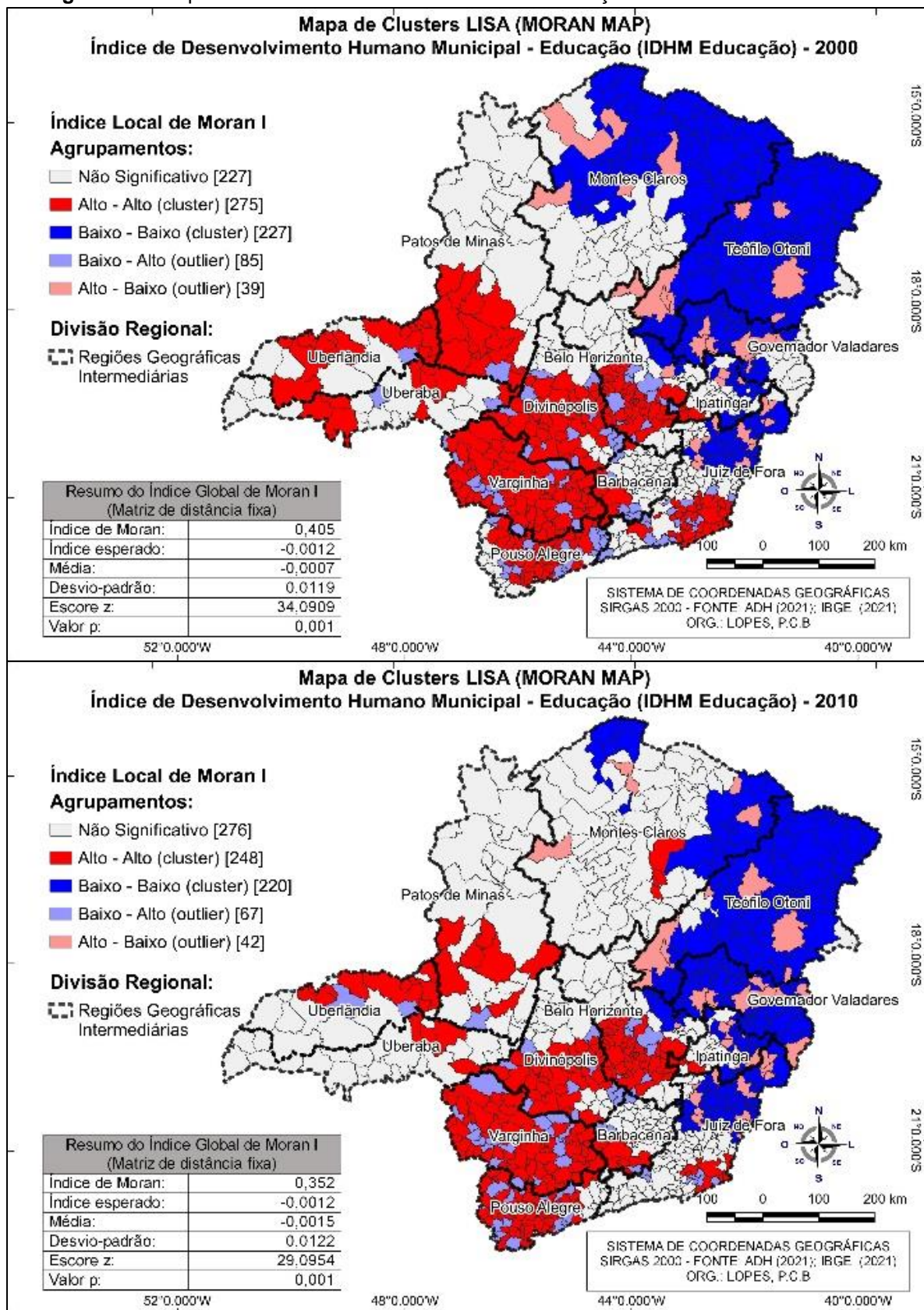
A estatística espacial de Moran local evidenciou, em termos quantitativos e de regimes espaciais, o que foi observado no mapa temático do IDHM Longevidade, que apresentava, desde 2000, um bom desenvolvimento nos municípios do estado. No entanto, esse índice melhorou e, mais uma vez, pouco alterou a espacialização dos *clusters* nos períodos, inferindo que aqueles municípios próximos a outros com melhores índices tendem a melhorar mais do que aqueles em situação oposta.

Em relação à dimensão Educação do IDHM, percebe-se um padrão de regime espacial semelhante aos demais índices. No entanto, em termos do indicador IDHM Educação, também houve uma significativa melhora entre os períodos de 2000 e 2010, como visto no mapa temático da Figura 32 e na Tabela 5.

Em termos de Índice  $I$  de Moran, a Figura 36 mostra que também houve a formação de regime espacial do tipo *clusters* espaciais ALTO-ALTO e BAIXO-BAIXO, bem como se constatam desigualdades por meio dos *outliers* BAIXO-ALTO e ALTO-BAIXO.



Figura 36 – Mapa de clusters e outliers LISA – IDHM Educação Minas Gerais 2000 e 2010



Fonte: ADH (2021). Org.: LOPES, P.C.B.

Por meio da Figura 36, são apresentados os resumos do Índice  $I$  de Moran global e os Mapas de *clusters* e *outliers* para o período de 2000 e 2010. Em 2000, o  $I$  de Moran global foi positivo, 0,405, para um valor esperado de -0,0012, escore  $z$  de 34,0909, e valor  $p$  0,001. O elevado escore  $z$  e o reduzido valor  $p$  indicaram a significância estatística do Índice de Moran global, rejeitando a hipótese nula de aleatoriedade espacial do atributo. O valor positivo do índice apontou autocorrelação positiva e de similaridade.

A autocorrelação positiva significa a formação de agrupamentos (*clusters*) espaciais do tipo ALTO-ALTO e/ou BAIXO-BAIXO. Indicam que áreas próximas exibem semelhança no atributo estudado, ou seja, municípios com valores mais elevados de IDHM Educação (acima da média) estão próximos a outros também com valores mais elevados (acima da média), e municípios com valores mais baixos (abaixo da média) estão próximos a outros também com valores mais baixos (abaixo da média).

No período de 2010, o  $I$  de Moran global também foi positivo, 0,352, para um valor esperado de -0,0012, escore  $z$  de 29,0954, e valor  $p$  0,001, descartando a hipótese nula de aleatoriedade, representando autocorrelação positiva e de similaridade, formando agrupamentos (*clusters*) espaciais do tipo ALTO-ALTO e/ou BAIXO-BAIXO, assim como em 2000.

Analisando quantitativamente o mapa de *clusters* e *outliers* da Figura 36 e por meio da Tabela 11, é possível visualizar a formação dos regimes espaciais dos municípios pelos resultados do  $I$  de Moran local.

**Tabela 11:** Classificação dos municípios em *clusters* e *outliers* pelo  $I$  de Moran local IDHM Educação 2000 e 2010

UF	Qtde. Munic.	Ano	Não Signif.	AA (cluster) Alto-Alto	BB (cluster) Baixo-Baixo	BA (outlier) Baixo-Alto	AB (outlier) Alto-Baixo
Minas Gerais	853	2000	227	275	227	85	39
		2010	276	248	220	67	42

Fonte: ADH (2021). Org.: LOPES, P.C.B.

Constata-se que, em Minas Gerais, no ano de 2000, havia 32,2% e, em 2010, um total de 29,1% dos municípios agrupado em *clusters* do tipo ALTO-ALTO, ou seja, municípios com valores mais elevados de IDHM Educação cercados por municípios também com elevados valores (acima da média). Tomando como referências de

localização as mesorregiões, em 2000, esses municípios se situavam em sua maioria na região do Triângulo Mineiro, Central Mineira, Sul de Minas e uma porção na Zona da Mata, nas RGInt Patos de Minas, Uberlândia, Uberaba, Divinópolis, Belo Horizonte, Varginha, Pouso Alegre e Juiz de Fora. Já em 2010, essa configuração dos *clusters* ALTO-ALTO se modifica um pouco, uma vez que houve uma diminuição de 275 para 248 municípios formando essa configuração espacial.

Por outro lado, em 2000, havia 26,6% dos municípios em *clusters* do tipo BAIXO-BAIXO e, em 2010, o percentual foi de 25,8%. Esses municípios, em ambos os períodos, encontravam-se no Norte de Minas, Vales do Jequitinhonha e Mucuri e leste de Minas Gerais, nas RGInt Montes Claros, Teófilo Otoni e Governador Valadares, respectivamente. No entanto, há uma significativa diferença na configuração dos *clusters* BAIXO-BAIXO entre os períodos de 2000 e 2010. Em 2000, a RGInt de Montes Claros agrupava 58 dos seus 86 municípios como BAIXO-BAIXO, e, em 2010, esse número caiu para 21 municípios. Na RGInt Teófilo Otoni, o número de municípios como BAIXO-BAIXO praticamente se manteve estável. Em contrapartida, a RGInt de Governador Valadares aumentou de 37 para 51 dos seus 58 municípios para BAIXO-BAIXO.

Referente às alterações nos regimes de *clusters*, tanto de ALTO-ALTO quanto de BAIXO-BAIXO do período de 2000 para 2010, uma possível explicação é o aumento da quantidade de municípios classificados como não significativos estatisticamente. Como visto no mapa temático, houve uma melhora substancial no desenvolvimento humano municipal para o indicador IDHM Educação. Esse fato pode ter levado a uma maior homogeneidade dos municípios com relação a esse índice. Assim, muitos municípios passaram a ser classificados como não significativos, ou seja, não se encontram em nenhum dos agrupamentos de *clusters* ou *outliers* porque o valor do atributo observado não é diferente, em termos estatísticos, da média de todos os outros.

Como resultado, também foi possível identificar concentrações de desigualdades locais, evidenciadas pelo *I* de Moran local por meio dos *outliers* BAIXO-ALTO e ALTO-BAIXO. Esses *outliers* apontaram municípios em que o valor do indicador observado diverge dos vizinhos, cujo valor do atributo é muito acima ou abaixo das observações vizinhas, divergindo dos valores dos municípios no entorno.

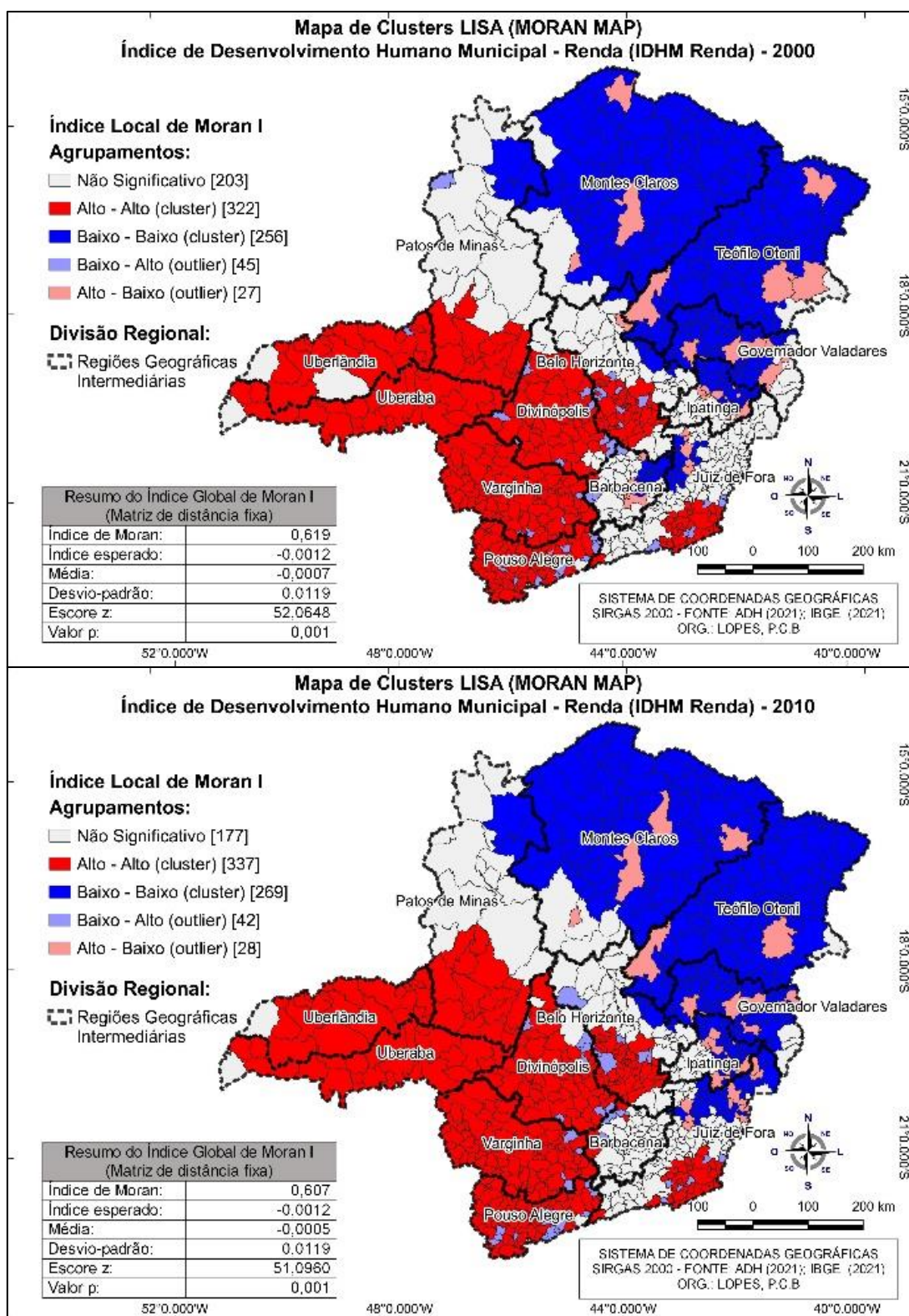
Os *outliers* do tipo BAIXO-ALTO representaram 10,0%, em 2000, e 7,9%, em 2010. Estão distribuídos em sua maioria pelas RGInt Belo Horizonte, Juiz de Fora,

Barbacena, Varginha, Pouso Alegre e Divinópolis, em que municípios com valores baixos de IDHM Educação estão cercados por outros de valores mais elevados (acima da média). Em posição oposta, os *outliers* do tipo ALTO-BAIXO foram de 4,6%, em 2000, e 4,9%, em 2010, com predomínio nas RGInt Montes Claros, Teófilo Otoni, Governador Valadares, Ipatinga e Juiz de Fora, em que municípios com um valor mais elevado de IDHM Educação estavam cercados de outros com valores mais baixos (abaixo da média). Nas RGInt Barbacena, Varginha, Pouso Alegre, Uberaba, Uberlândia, Patos de Minas e Divinópolis não houve entre os períodos *outliers* do tipo ALTO-BAIXO.

Assim, a estatística espacial do *I* de Moran mostrou, como nos outros índices do IDHM, regimes espaciais diferenciados referentes ao IDHM Educação em Minas Gerais. Evidenciou que agrupamentos de municípios com valores mais elevados tendem a estar próximos daqueles com valores também elevados (acima da média), localizados em regiões já citadas com situação socioeconômica mais favorável como no Triângulo Mineiro, Central Mineira e Sul de Minas. Por outro lado, os municípios de menores valores estão próximos àqueles também de menores valores (abaixo da média) formando *clusters* BAIXO-BAIXO, localizadas ao norte de Minas Gerais, Vales do Jequitinhonha e Mucuri, regiões menos favorecidas.

A terceira dimensão componente do IDHM é a Renda. Em mesmos termos, essa dimensão segue padrão espacial semelhante às demais e convergente à distribuição do IDHM no Estado. Ao espacializar o IDHM Renda dos municípios, verifica-se o *I* de Moran para os anos 2000 e 2010, formando *clusters* e pronunciando *outliers*, corroborando a análise dos mapas temáticos desse indicador. A Figura 37 apresenta os regimes espaciais evidenciados pelo *I* de Moran local.

**Figura 37** – Mapa de *clusters* e *outliers* LISA – IDHM Renda Minas Gerais 2000 e 2010



Fonte: ADH (2021). Org.: LOPES, P.C.B.

Em 2000, o Índice Global de Moran foi de 0,619, quando o esperado era de -0,0012, escore z 52,0648, e valor p 0,001. No período de 2010, o índice foi de 0,607, ante o esperado de -0,0012, escore z 51,0960 e valor p 0,001. Nos dois períodos

comparados, há forte autocorrelação espacial positiva dada a significância estatística pelo elevado escore z e baixo valor p, rejeitando a hipótese de aleatoriedade espacial.

Assim como nas demais dimensões, ficou evidenciada uma autocorrelação espacial de formação de agrupamentos (*clusters*) espaciais do tipo ALTO-ALTO e/ou BAIXO-BAIXO. Áreas próximas exibiram semelhança no indicador estudado, ou seja, municípios com valores mais altos estão próximos a outros também com valores mais altos (acima da média) de IDHM Renda e, em contrapartida, municípios com valores mais baixos estão próximos a outros também com valores mais baixos (abaixo da média).

A análise quantitativa do índice espacial, por meio do Mapa de *Clusters* e *Outliers* da Figura 37 e Tabela 12, demonstrou a formação dos regimes espaciais dos municípios pelos resultados do *I* de Moran local.

**Tabela 12:** Classificação dos municípios em *clusters* e *outliers* pelo *I* de Moran local IDHM Renda 2000 e 2010

UF	Qtde. Munic.	Ano	Não Signif.	AA ( <i>cluster</i> ) Alto-Alto	BB ( <i>cluster</i> ) Baixo-Baixo	BA ( <i>outlier</i> ) Baixo-Alto	AB ( <i>outlier</i> ) Alto-Baixo
Minas Gerais	853	2000	203	322	256	45	27
		2010	177	337	269	42	28

Fonte: ADH (2021). Org.: LOPES, P.C.B.

Os resultados demonstraram que, em Minas Gerais, no ano de 2000, havia 37,7% e, em 2010, um total de 39,5% dos municípios agrupado em *clusters* do tipo ALTO-ALTO. Em ambos os períodos, a configuração dos *clusters* ALTO-ALTO se manteve bastante semelhante, nos municípios que se situavam na região do Triângulo Mineiro, Central Mineira, Sul de Minas e uma porção na Zona da Mata, nas RGInt Patos de Minas, Uberlândia, Uberaba, Divinópolis, Belo Horizonte, Varginha, Pouso Alegre e Juiz de Fora.

Os *clusters* do tipo BAIXO-BAIXO eram compostos, em 2000, por 30,0% e, em 2010, por 31,5% dos municípios mineiros, majoritariamente, em ambos os períodos, ao norte, nordeste e leste de Minas Gerais, nas RGInt Montes Claros, Teófilo Otoni e Governador Valadares, respectivamente, e no norte da RGInt Ipatinga. Por meio dos mapas temáticos, percebe-se que houve significativo avanço no desenvolvimento humano. Entretanto, assim como nas demais dimensões, o Índice de Moran demonstrou que os municípios dessas regiões com baixos valores de IDHM Renda estão cercados de municípios também de baixos valores (abaixo da média).

Importante destacar que foram identificadas concentrações de desigualdades locais, evidenciadas pelo *I* de Moran local por meio dos *outliers* ALTO-BAIXO e BAIXO-ALTO. Esses *outliers* indicam que há municípios cujo valor do indicador observado diverge dos vizinhos, em que o IDHM Renda está bem acima ou bem abaixo das observações vizinhas dos municípios circundantes.

Um exemplo é que, em 2010, no Norte de Minas, na RGInt Montes Claros, os municípios Montes Claros, Janaúba, Salinas e Pirapora apresentavam IDHM Renda acima da média e estavam cercados por outros 77 municípios com IDHM Renda abaixo da média. No Vale do Jequitinhonha, RGInt Teófilo Otoni, apenas os municípios de Teófilo Otoni e Diamantina possuíam IDHM Renda acima da média, estando esses cercados por outros abaixo da média, demonstrando uma realidade socioeconômica regional bastante desfavorável. Em outro extremo, na RGInt Varginha, 78 dos 82 municípios, ou seja, 95,1%, apresentavam IDHM Renda acima da média e apenas quatro municípios, 4,9%, eram de municípios abaixo da média que eram cercados pela maioria acima da média, situação inversa ao Norte de Minas e Vale do Jequitinhonha.

Os *outliers* BAIXO-ALTO representaram 5,3%, em 2000, e 4,9% em 2010. Estão distribuídos pelas RGInt Belo Horizonte, Juiz de Fora, Barbacena, Varginha e Pouso Alegre, ou seja, municípios dessas RGInt com valores baixos de IDHM são vizinhos daqueles com valores mais elevados (acima da média). Em posição oposta, *outliers* do tipo ALTO-BAIXO representaram 3,2%, em 2000, e 3,3% em 2010, ocorrendo predominantemente nas RGInt Montes Claros, Teófilo Otoni, Governador Valadares, Ipatinga e Juiz de Fora, em que municípios com um valor mais elevado de IDHM Renda estão cercados de outros com valores mais baixos.

Os resultados produzidos pela estatística espacial do *I* de Moran, para o IDHM e suas dimensões, possibilitaram visualizar as situações de regimes espaciais opostos em Minas Gerais. O estado apresenta situação espacial semelhante aos resultados em nível Brasil obtidos por Reis (2016, p. 298). Ficou evidenciado que os municípios com valores mais elevados estão próximos a outros com valores também elevados formando *clusters* ALTO-ALTO, localizados em regiões socioeconomicamente mais favoráveis como no Triângulo Mineiro, Central Mineira e Sul de Minas. Por outro lado, os municípios de valores mais baixos estão próximos àqueles com valores também baixos, formando *clusters* BAIXO-BAIXO, notadamente no Norte de Minas, Vales do Jequitinhonha e Mucuri, regiões historicamente atrasadas do estado.

A aplicação da estatística espacial corroborou a percepção visual extraída dos mapas temáticos complementados pela estatística descritiva. Para além, quantificou e espacializou os dados comumente analisados somente por meio dos dados em tabelas. A visualização espacial por meio da estatística do *I* de Moran promoveu um ganho analítico ao elevar a análise dos dados da esfera abstrata para uma percepção concreta.

## **6.2 Índice de Vulnerabilidade Social e suas Dimensões**

Tal qual o IDHM, são apresentados a seguir os principais resultados gerados por esta pesquisa para o Índice de Vulnerabilidade Social (IVS) e suas dimensões: Infraestrutura Urbana, Capital Humano e Renda e Trabalho. A obtenção dos resultados demandou análises por meio de mapas temáticos e estatística descritiva, e, de forma complementar e mais robusta, aplicando a estatística espacial do Índice *I* de Moran. A estatística espacial quantifica a correlação existente (ou não) entre os municípios distribuídos nas Regiões Geográficas Intermediárias de Minas Gerais.

### **6.2.1 Análise Espacial dos Mapas Temáticos e da Estatística *I* de Moran do IVS**

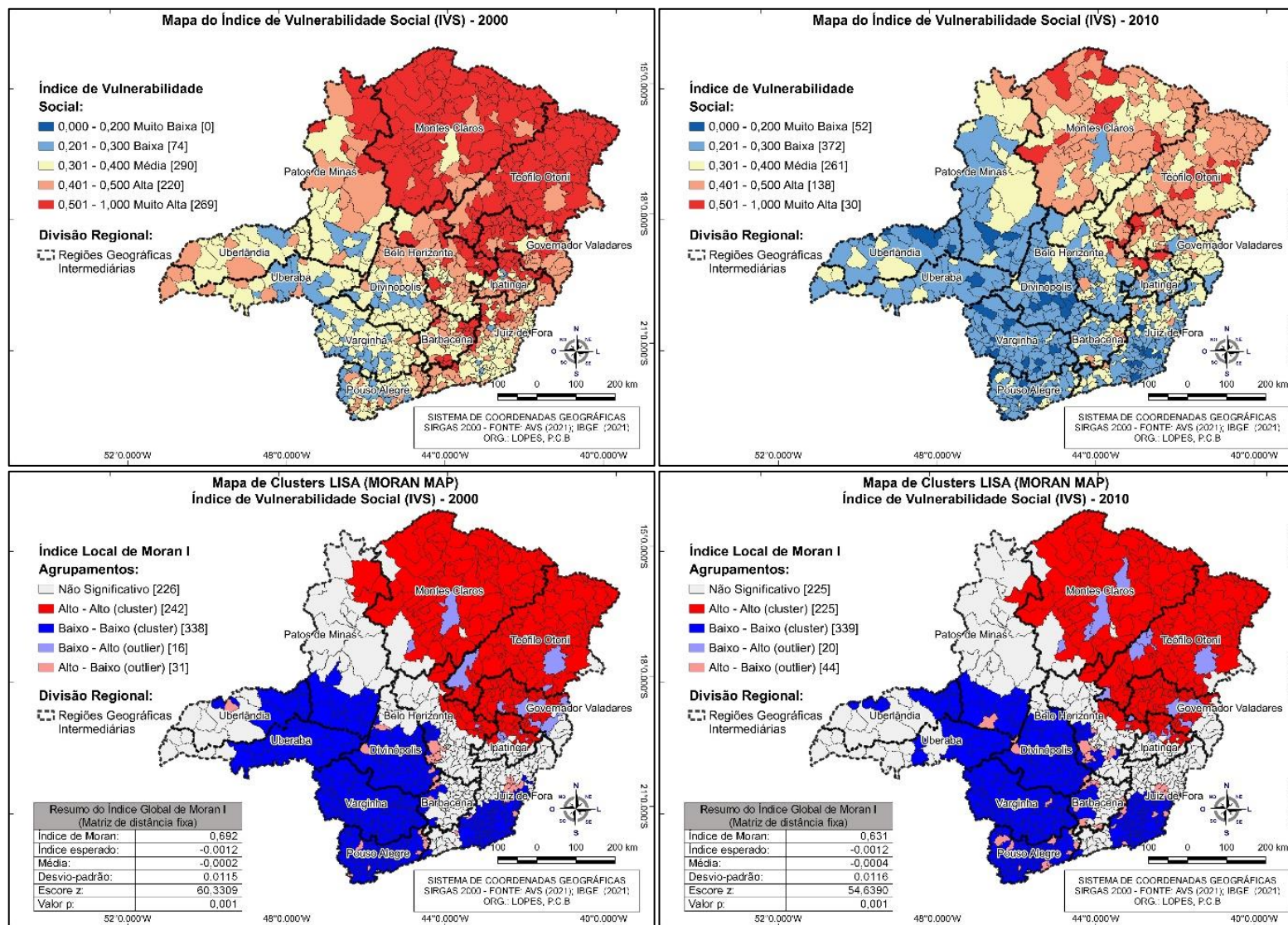
Para a análise do IVS, o período pesquisado compreendeu os anos 2000 e 2010. Como classificação temática, para os mapas e tabelas, foram utilizados os cortes de acordo com os valores de classificação definidos para o índice pelo Atlas da Vulnerabilidade Social (AVS) para os 853 municípios de Minas Gerais.

Os resultados foram analisados por meio de mapas temáticos aliados à estatística descritiva, de forma a ilustrar e buscar identificar visualmente o padrão espacial de distribuição dos valores do IVS. Em conjunto, foi aplicada a estatística espacial do *I* de Moran complementando a análise visual dos mapas temáticos. O *I* de Moran permitiu quantificar a força da autocorrelação espacial, bem como apresentou os regimes de distribuição espacial.

A Figura 38 espacializa os resultados para 2000 e 2010 e, a Tabela 13, a Tabela 14 e a Tabela 15 auxiliam na análise dos resultados.



Figura 38 – Mapas do IVS e Mapas de *clusters* e *outliers* LISA – IVS Minas Gerais 2000 e 2010



Fonte: AVS (2021). Org.: LOPES, P.C.B.

**Tabela 13:** Estatística descritiva do IVS em 2000 e 2010

UF	Qtde. Munic.	Ano	Mín.	Máx.	Média	Desvio-padrão	Mediana
Minas Gerais	853	2000	0,232	0,773	0,448	0,121	0,425
		2010	0,158	0,653	0,316	0,091	0,302

Fonte: AVS (2021). Org.: LOPES, P.C.B.

**Tabela 14:** Classificação dos municípios por faixas do IVS em 2000 e 2010

UF	Qtde. Munic.	Ano	Muito baixa	Baixa	Média	Alta	Muito alta
Minas Gerais	853	2000	0	74	290	220	269
		2010	52	372	261	138	30

Fonte: AVS (2021). Org.: LOPES, P.C.B.

**Tabela 15:** Classificação dos municípios em *clusters* e *outliers* pelo *I* de Moran local IVS em 2000 e 2010

UF	Qtde. Munic.	Ano	Não Signif.	AA (cluster) Alto-Alto	BB (cluster) Baixo-Baixo	BA (outlier) Baixo-Alto	AB (outlier) Alto-Baixo
Minas Gerais	853	2000	238	253	304	26	32
		2010	166	267	365	25	30

Fonte: AVS (2021). Org.: LOPES, P.C.B.

Os resultados observados na Tabela 13 indicaram uma melhora nos índices entre os períodos de 2000 e 2010. A estatística descritiva mostrou pela mediana que, em 2000, pelo menos 50% dos municípios se encontravam na condição de MUITO ALTA ou ALTA vulnerabilidade social, e que em Minas Gerais não havia nenhum município como MUITO BAIXA Vulnerabilidade. Em 2010, a média dos municípios bem como a mediana reduziram bastante, de 0,448 para 0,316 e, 0,425 para 0,302, respectivamente, indicando uma diminuição dos municípios com IVS mais elevado.

A Tabela 14 e a Figura 38 mostraram uma melhora significativa no IVS dos municípios. Enquanto, em 2000, um total de 269 municípios estava como MUITO ALTA vulnerabilidade social, em 2010 esse número caiu para apenas 30. Evidenciaram também que, em 2010, um total de 52 municípios foi classificado como MUITO BAIXA vulnerabilidade, enquanto não figurou nenhum município nessa situação no período de 2000.

Percebe-se, pela análise descritiva e dos mapas temáticos, que os municípios com maiores índices de vulnerabilidade social, em 2000, encontravam-se predominantemente no Norte de Minas, Vales do Jequitinhonha e Mucuri, e leste do estado, nas RGInt Montes Claros, Teófilo Otoni, Governador Valadares e, em menor

quantidade, Ipatinga. Por outro lado, índices um pouco melhores estavam localizados no Triângulo Mineiro, parte Central Mineira e Sul de Minas, nos municípios das RGInt Uberlândia, Uberaba, Divinópolis, Varginha e Pouso Alegre.

Em 2010, houve uma melhora que não foi estendida para todo o estado. Nas RGInt em que a vulnerabilidade era maior ainda persiste, em menor grau ou com pequena melhora; situação semelhante àquela de 2000. Por outro lado, as RGInt em que os municípios apresentavam melhores IVS tiveram maiores incrementos em seus índices, formando uma situação de oposição dentro do próprio estado.

Para quantificar de maneira espacial a análise temática, utilizou-se a estatística espacial. No período 2000, o Índice global de Moran foi de 0,692, ante o esperado de -0,0012, escore z de 60,3309, e valor p de 0,001. Em 2010, o índice foi de 0,631, e o esperado de -0,0012, escore z de 54,6390, e valor p de 0,001. Em ambos os períodos comparados, há forte autocorrelação espacial positiva, significância estatística pelo elevado escore z e baixo valor p, rejeitando a hipótese de aleatoriedade espacial.

Tais informações evidenciaram uma autocorrelação espacial de formação de agrupamentos (*clusters*) espaciais do tipo ALTO-ALTO e/ou BAIXO-BAIXO. Áreas próximas exibiram semelhança no IVS, ou seja, municípios com valores mais altos estão próximos a outros também com valores mais altos (acima da média) e, em contraponto, municípios com valores mais baixos estão próximos a outros também com valores mais baixos de vulnerabilidade social (abaixo da média).

Por meio da Figura 38, foi possível perceber que, tanto em 2000 quanto em 2010, a formação dos *clusters* ALTO-ALTO se deu predominantemente no Norte de Minas, Vales do Jequitinhonha e Mucuri e leste do estado, nas RGInt Montes Claros, Teófilo Otoni, Governador Valadares e Ipatinga (224 dos 242 municípios em 2000 e 215 dos 225 municípios em 2010), e não houve nenhuma ocorrência de municípios do tipo BAIXO-BAIXO nessas RGInt.

Os *clusters* BAIXO-BAIXO ocorreram na região do Triângulo Mineiro, Central Mineira, Sul de Minas e Zona da Mata mineira, nas RGInt Patos de Minas, Uberlândia, Uberaba, Divinópolis, Varginha, Pouso Alegre e Juiz de Fora (323 dos 338 municípios em 2000, e 312 dos 339 municípios em 2010), não ocorrendo nenhum município ALTO-ALTO em nenhuma dessas RGInt.

A análise quantitativa do índice espacial, por meio do mapa de *clusters* e *outliers* da Figura 38 e Tabela 15, demonstrou pouca alteração nos regimes espaciais, apesar da melhora do índice no estado. Evidenciou também a formação de *outliers* do

tipo BAIXO-ALTO, que são municípios com baixos valores de IVS cercados de outros com altos valores, nas RGInt Montes Claros, Teófilo Otoni, Governador Valadares e Ipatinga. Os *clusters* do tipo ALTO-BAIXO, municípios de altos valores de IVS cercados por outros de baixos valores de IVS, ocorreram nas RGInt Belo Horizonte, Juiz de Fora, Barbacena, Varginha (apenas em 2010), Uberlândia (apenas em 2000), Patos de Minas (apenas em 2010) e Divinópolis.

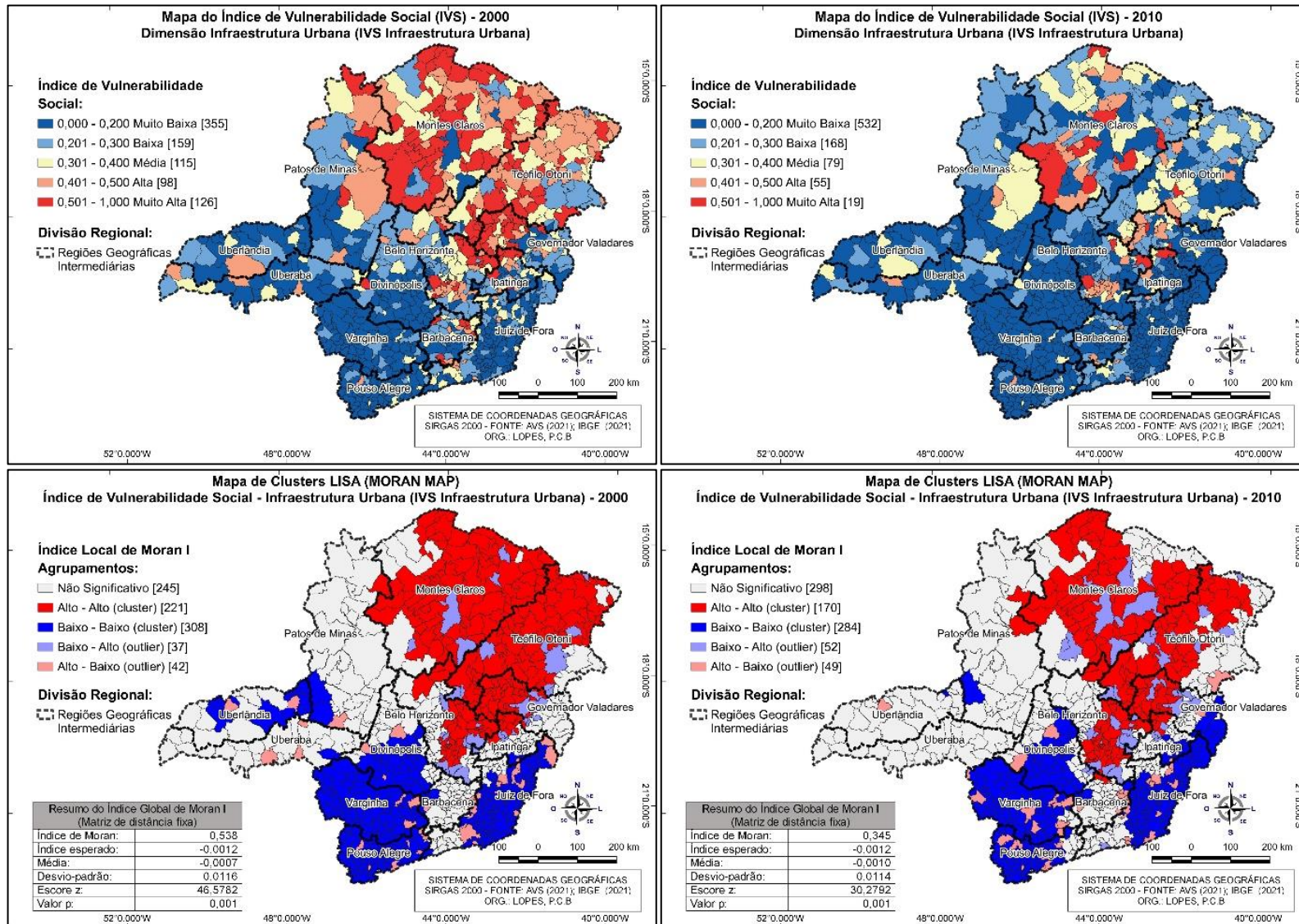
A estatística espacial de Moran local teve a capacidade de evidenciar, em termos quantitativos e de regimes espaciais, o que foi observado no mapa temático do IVS. Apesar da melhora nos índices para os municípios mineiros, essa não se estendeu para todo o estado, e pouco alterou a espacialização dos *clusters* nos períodos. Infere-se que há influência espacial, de que municípios próximos a outros com índices mais elevados tendem a melhorar mais do que aqueles em situação menos favorável de vulnerabilidade.

### **6.2.2 Análise Espacial dos Mapas Temáticos e da Estatística *I* de Moran do IVS Infraestrutura Urbana**

O IVS Infraestrutura Urbana busca refletir as condições de acesso a serviços como saneamento básico e mobilidade urbana. Referem-se à localização de domicílio das pessoas impactando na qualidade de vida. De mesma maneira que o IVS, o período estudado compreendeu os anos 2000 e 2010, e utilizou a mesma classificação da escala de vulnerabilidade.

Foram analisados os mapas temáticos e as tabelas de estatística descritiva, buscando identificar espacialmente os padrões de distribuição dos valores do IVS Infraestrutura Urbana. Aliado à análise dos mapas e tabelas, aplicou-se a estatística espacial do Índice *I* de Moran em complemento à análise visual dos mapas temáticos. O *I* de Moran quantificou a força da autocorrelação espacial e revelou os regimes de distribuição espacial. A Figura 39 mostra os resultados espacializados para 2000 e 2010, e a Tabela 16, a Tabela 17 e a Tabela 18 auxiliam na análise dos resultados.

Figura 39 – Mapas do IVS Infraestrutura Urbana e Mapas de *clusters* e *outliers* LISA – IVS Infraestrutura Urbana - Minas Gerais 2000 e 2010



Fonte: AVS (2021). Org.: LOPES, P.C.B.

**Tabela 16:** Estatística descritiva do IVS Infraestrutura Urbana em 2000 e 2010

UF	Qtde. Munic.	Ano	Mín.	Máx.	Média	Desvio-padrão	Mediana
Minas Gerais	853	2000	0,001	0,879	0,282	0,185	0,241
		2010	0,000	0,821	0,187	0,129	0,156

Fonte: AVS (2021). Org.: LOPES, P.C.B.

**Tabela 17:** Classificação dos municípios por faixas do IVS Infraestrutura Urbana em 2000 e 2010

UF	Qtde. Munic.	Ano	Muito baixa	Baixa	Média	Alta	Muito alta
Minas Gerais	853	2000	355	159	115	98	126
		2010	532	168	79	55	19

Fonte: AVS (2021). Org.: LOPES, P.C.B.

**Tabela 18:** Classificação dos municípios em *clusters* e *outliers* pelo *I* de Moran local IVS Infraestrutura Urbana em 2000 e 2010

UF	Qtde. Munic.	Ano	Não Signif.	AA (cluster) Alto-Alto	BB (cluster) Baixo-Baixo	BA (outlier) Baixo-Alto	AB (outlier) Alto-Baixo
Minas Gerais	853	2000	245	221	308	37	42
		2010	298	170	284	52	49

Fonte: AVS (2021). Org.: LOPES, P.C.B.

Em relação aos valores do índice IVS Infraestrutura Urbana, os resultados da Tabela 16 apontam uma melhora entre os períodos de 2000 e 2010. Pela mediana, constatou-se que, em 2000, pelo menos metade dos municípios se encaixava na condição de BAIXA ou MUITO BAIXA vulnerabilidade social e, em 2010, a classe de MUITO BAIXA evoluiu, contendo pelo menos 50% dos municípios. O desvio-padrão, em ambos os períodos, é relativamente alto, demonstrando um conjunto de dados contendo extremos, sobretudo em 2010.

A Tabela 17 e a Figura 39 mostraram que, em 2000, 14,8% dos municípios eram de MUITO ALTA, enquanto, em 2010, esse percentual caiu para 2,2%. Em relação ao outro extremo, 41,6%, em 2000, e 62,4%, em 2010, dos municípios se encontravam como MUITO BAIXA Vulnerabilidade, denotando alteração significativa nos municípios. Sobre a classificação de cortes do índice, em ambos os períodos, havia municípios classificados em todas as escalas, de MUITO ALTA a MUITO BAIXA vulnerabilidade social.

A análise da estatística descritiva e espacial dos mapas temáticos mostrou, assim como no IVS, que os municípios com valores mais elevados do IVS Infraestrutura Urbana, em 2000, encontravam-se predominantemente nas RGInt

Montes Claros, Teófilo Otoni, Governador Valadares e, em menor quantidade, Ipatinga e Belo Horizonte. Barbacena também possuía alguns municípios com essa classificação. Em outro extremo, índices menos elevados foram observados nas RGInt Uberlândia, Uberaba, Patos de Minas, Divinópolis, Varginha e Pouso Alegre.

Já no ano de 2010, houve uma melhora no índice, porém, não se estendendo de maneira igual para todos. Nas RGInt em que a vulnerabilidade era maior, ainda persistem alguns municípios agrupados como MUITO ALTA, ALTA e MÉDIA vulnerabilidade. As RGInt cujos municípios apresentavam melhores IVS Infraestrutura Urbana acresceram os seus índices, em contraponto às outras regiões do estado, fato ocorrido em outros indicadores analisados anteriormente.

Para aprimorar a análise, utilizou-se a Estatística *I* de Moran, que é capaz de quantificar e revelar os regimes espaciais existentes no conjunto de dados. Em 2000, o Índice global de Moran foi de 0,538, ante o esperado de -0,0012, escore *z* de 46,5782 e valor *p* de 0,001. Em 2010, o índice foi de 0,345, e o esperado de -0,0012, escore *z* de 30,2792 e valor *p* de 0,001. Nos dois períodos, há autocorrelação espacial positiva, indicada pela significância estatística do elevado escore *z* e baixo valor *p*, rejeitando, desse modo, a hipótese nula de aleatoriedade espacial.

Dessa maneira, evidenciou-se uma autocorrelação espacial com predomínio de formação de agrupamentos (*clusters*) espaciais do tipo ALTO-ALTO e/ou BAIXO-BAIXO, dado o *I* de Moran positivo. Municípios mais próximos mostraram semelhança nos valores do IVS Infraestrutura Urbana, ou seja, municípios com valores mais altos estão próximos a outros também com valores mais altos (acima da média), e, em contraponto, municípios com valores mais baixos estão próximos a outros também com valores mais baixos (abaixo da média) do indicador.

Pela Figura 39, percebe que, em 2000, a formação dos *clusters* ALTO-ALTO se deu predominantemente nas RGInt Belo Horizonte, Montes Claros, Teófilo Otoni, Governador Valadares e Ipatinga, num total de 221 municípios, não havendo nenhum município de *cluster* BAIXO-BAIXO nessas RGInt. Em 2010, as mesmas RGInt apresentam os mesmos agrupamentos, porém, com um total de 170 municípios.

Já os *clusters* BAIXO-BAIXO, tanto em 2000 quanto em 2010, ocorreram principalmente nas RGInt Divinópolis, Varginha, Pouso Alegre e Juiz de Fora, com uma pequena diminuição entre os períodos. Evidenciou-se também a formação de *outliers* do tipo BAIXO-ALTO, que são municípios com baixos valores de IVS Infraestrutura Urbana (abaixo da média) cercados de outros com altos valores (acima

da média) nas RGInt Montes Claros, Teófilo Otoni, Governador Valadares, Ipatinga e Belo Horizonte. Os *clusters* do tipo ALTO-BAIXO, municípios de altos valores cercados por outros de baixos valores, ocorreram nas RGInt Divinópolis, Varginha e Juiz de Fora.

Um aspecto observado é a elevação de 245 para 298 o número de municípios como Não Significativos, e uma queda no *I* de Moran de 0,538, em 2000, para 0,345, em 2010, diminuindo a autocorrelação espacial. Uma possível explicação para essa ocorrência pode ser o aumento do IVS Infraestrutura Urbana em todos os municípios do estado, entre os períodos de 2000 e 2010, fruto de investimentos na política de melhoria da infraestrutura urbana. Esse aumento pode ter levado a maior homogeneidade no conjunto de dados, o que elevou a quantidade de municípios que não são, em termos estatísticos, diferentes da média de todos os municípios.

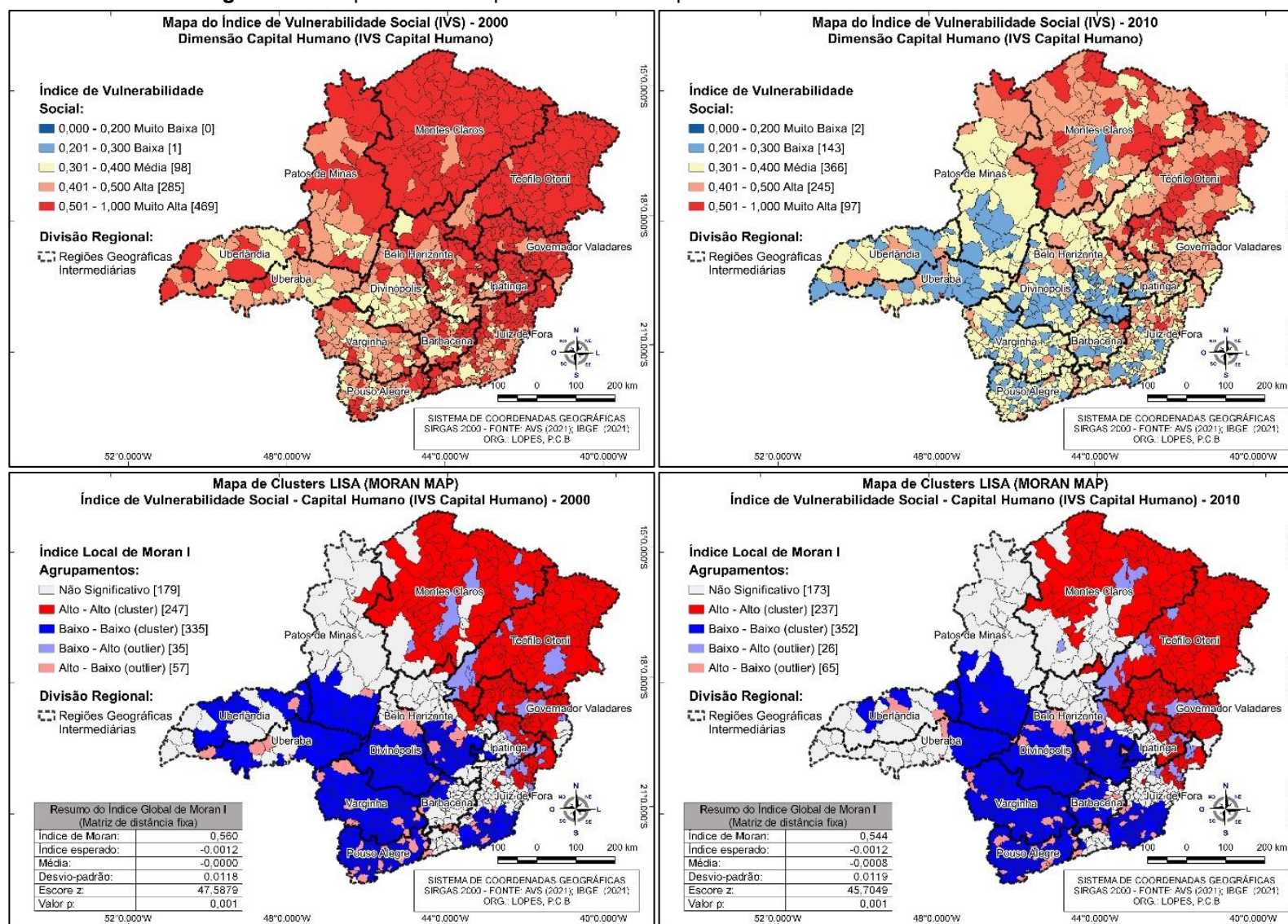
A estatística espacial de Moran local evidenciou, em termos quantitativos e de regimes espaciais, uma pequena alteração nos regimes espaciais distribuídos pelo estado, mas que ainda assim é nítido o contraste entre as RGInt localizadas no Norte de Minas, Vales do Jequitinhonha e Mucuri em relação às localizadas no Triângulo, parte Central Mineira, Sul de Minas e Zona da Mata do estado. Municípios com melhores índices estão próximos a outros também com melhores índices (acima da média), tendendo a melhorar mais do que aqueles em situação contrária e, portanto, menos favoráveis. Esses contrastes podem afetar também as demais dimensões dos indicadores, levando a um ciclo de difícil transposição de ascensão social.

### **6.2.3 Análise Espacial dos Mapas Temáticos e da Estatística *I* de Moran do IVS Capital Humano**

Analisando o IVS Capital Humano, por meio de mapas temáticos juntamente com a estatística descritiva, buscou-se identificar visualmente o padrão espacial de distribuição dos valores desse indicador. Em conjunto, na busca por resultados espacialmente quantificados, foi aplicada a estatística do *I* de Moran complementando a análise visual dos mapas temáticos. O Índice de Moran, global e local, permitiu quantificar a força da autocorrelação espacial e apresentou os regimes de distribuição espacial nos municípios pelas RGInt do estado. A Figura 40 mostra os resultados para 2000 e 2010, com o auxílio da Tabela 19, da Tabela 20 e da Tabela 21.



Figura 40 – Mapas do IVS Capital Humano e Mapas de *clusters* e *outliers* LISA –2000 e 2010



Fonte: AVS (2021). Org.: LOPES, P.C.B.

**Tabela 19:** Estatística descritiva do IVS Capital Humano em 2000 e 2010

UF	Qtde. Munic.	Ano	Mín.	Máx.	Média	Desvio-padrão	Mediana
Minas Gerais	853	2000	0,277	0,847	0,527	0,108	0,512
		2010	0,185	0,707	0,386	0,090	0,375

Fonte: AVS (2021). Org.: LOPES, P.C.B.

**Tabela 20:** Classificação dos municípios por faixas do IVS Capital Humano em 2000 e 2010

UF	Qtde. Munic.	Ano	Muito Baixa	Baixa	Média	Alta	Muito Alta
Minas Gerais	853	2000	0	1	98	285	469
		2010	2	143	366	245	97

Fonte: AVS (2021). Org.: LOPES, P.C.B.

**Tabela 21:** Classificação dos municípios em *clusters* e *outliers* pelo *I* de Moran local IVS Capital Humano em 2000 e 2010

UF	Qtde. Munic.	Ano	Não Signif.	AA (cluster) Alto-Alto	BB (cluster) Baixo-Baixo	BA (outlier) Baixo-Alto	AB (outlier) Alto-Baixo
Minas Gerais	853	2000	179	247	335	35	57
		2010	173	237	352	26	65

Fonte: AVS (2021). Org.: LOPES, P.C.B.

A Tabela 19 evidenciou uma melhora significativa entre os períodos de 2000 e 2010. Pela estatística descritiva, a mediana, em 2000, indicou que pelo menos 50% dos municípios se encontravam na condição de MUITO ALTA vulnerabilidade social e, em Minas Gerais, não havia nenhum município como Muito Baixa Vulnerabilidade, dado que o valor mínimo foi de 0,277, portanto, BAIXA Vulnerabilidade. Já em 2010, a média dos municípios, bem como a mediana, reduziram bastante, de 0,527 para 0,386 e, 0,512 para 0,375, respectivamente, indicando uma diminuição dos municípios com IVS Capital Humano em faixas mais elevadas de vulnerabilidade social. Políticas de inclusão social e econômica contribuíram para a melhoria significativa desse indicador.

A Tabela 20 e a Figura 40 mostraram uma alteração do indicador nos municípios. Enquanto, em 2000, 99,9% municípios estavam classificados como MÉDIA, ALTA ou MUITO ALTA Vulnerabilidade (apenas Cachoeira da Prata na RGInt de Belo Horizonte apresentava Baixa vulnerabilidade no IVS Capital Humano), em 2010, esse número caiu 83,0% e, no outro extremo, 143 municípios foram classificados como BAIXA, e dois (Arapuá na RGInt de Patos de Minas e Ribeirão Vermelho na RGInt de Varginha) como MUITO BAIXA.

Por meio das análises descritivas e dos mapas temáticos, percebe-se, também, que o estado apresentava municípios com ALTA, 33,4%, e MUITO ALTA, 55,0%, vulnerabilidade social no IVS Capital Humano em 2000. Destaca-se o predomínio de valores classificados como MUITO ALTA vulnerabilidade nas RGInt Montes Claros, Teófilo Otoni, Governador Valadares e Ipatinga, correspondendo a 91,6% dos municípios dessas regiões. Índices menos ruins, em uma quantidade muito inferior, foram verificados nos municípios das RGInt Belo Horizonte, Patos de Minas, Uberlândia, Uberaba, Divinópolis, Varginha, Barbacena e Pouso Alegre.

No período de 2010, percebe-se uma melhora significativa, porém, não estendida a todas as regiões do estado. Nas RGInt cuja vulnerabilidade era maior ainda persiste em grau elevado, situação muito próxima à encontrada em 2000, com as RGInt Montes Claros, Teófilo Otoni e Governador Valadares contendo 87,8% dos seus municípios classificados como ALTA ou MUITO ALTA vulnerabilidade no IVS Capital Humano. Em outro extremo, as RGInt cujos municípios apresentavam IVS mais elevado, esse índice tendeu a melhorar em ritmo diferente das demais regiões mais carentes, levando a uma situação espacialmente oposta dentro do próprio estado.

Mediante estatística espacial do Índice  $I$  de Moran, buscou-se maior robustez na análise. Foi observado que, em 2000, o Índice global de Moran foi de 0,560, ante o esperado de -0,0012, escore  $z$  de 47,5879 e valor  $p$  de 0,001. Em 2010, o índice foi de 0,544, com esperado de -0,0012, escore  $z$  de 45,7049 e valor  $p$  de 0,001. Em ambos os períodos, há forte autocorrelação espacial positiva, referendada pela significância estatística pelo elevado escore  $z$  e baixo valor  $p$ , rejeitando a hipótese de aleatoriedade espacial dos dados.

Os resultados evidenciaram autocorrelação espacial formando agrupamentos (*clusters*) espaciais do tipo ALTO-ALTO e/ou BAIXO-BAIXO. Áreas mais próximas exibiram maior semelhança, ou seja, municípios com valores mais altos estão próximos a outros também com valores mais altos (acima da média). Em contraponto, municípios com valores mais baixos estão próximos a outros também com valores mais baixos (abaixo da média) de vulnerabilidade social do IVS Capital Humano, análogo a indicadores anteriores.

Pela Figura 40, percebe-se que, tanto em 2000 quanto em 2010, a formação dos *clusters* ALTO-ALTO se dera predominantemente nas RGInt Montes Claros, Teófilo Otoni, Governador Valadares e Ipatinga e, em menor ocorrência, Juiz de Fora

(no total, 240 dos 247 municípios em 2000, e 233 dos 237 municípios em 2010). Não houve nenhuma ocorrência de municípios do tipo BAIXO-BAIXO nas RGInt Montes Claros, Teófilo Otoni e Governador Valadares nos mesmos períodos.

Em situação oposta, os *clusters* do tipo BAIXO-BAIXO ocorreram com maior predominância nas RGInt Patos de Minas, Uberaba, Divinópolis, Varginha, Pouso Alegre e, em grau mediano, nas RGInt Belo Horizonte, Uberlândia, Barbacena e Juiz de Fora (98,8% dos municípios em 2000, e 98,6% em 2010). Constatou-se que nas RGInt Barbacena, Varginha, Pouso Alegre, Uberaba, Uberlândia e Divinópolis não houve ocorrência, nos períodos pesquisados, de formação de *cluster* ALTO-ALTO.

De modo geral, a análise espacial pelo *I* de Moran, evidenciado pelo mapa de *clusters* e *outliers* da Figura 40 e Tabela 21, demonstrou pequenas alterações nos regimes espaciais, apesar da melhora do IVS Capital Humano nos municípios entre 2000 e 2010. Revelou também a formação de *outliers* do tipo BAIXO-ALTO, que são municípios com baixos valores cercados de outros com altos valores nas RGInt Montes Claros, Teófilo Otoni, Governador Valadares, Ipatinga e Juiz de Fora. Os *outliers* do tipo ALTO-BAIXO, municípios de altos valores cercados por outros de baixos valores, ocorreram nas RGInt Belo Horizonte, Juiz de Fora, Barbacena, Varginha, Uberlândia, Patos de Minas e Divinópolis. Os *outliers* BAIXO-ALTO e ALTO-BAIXO podem ser entendidos como ilhas, cujos valores do indicador pesquisado estão em desacordo com seus municípios vizinhos.

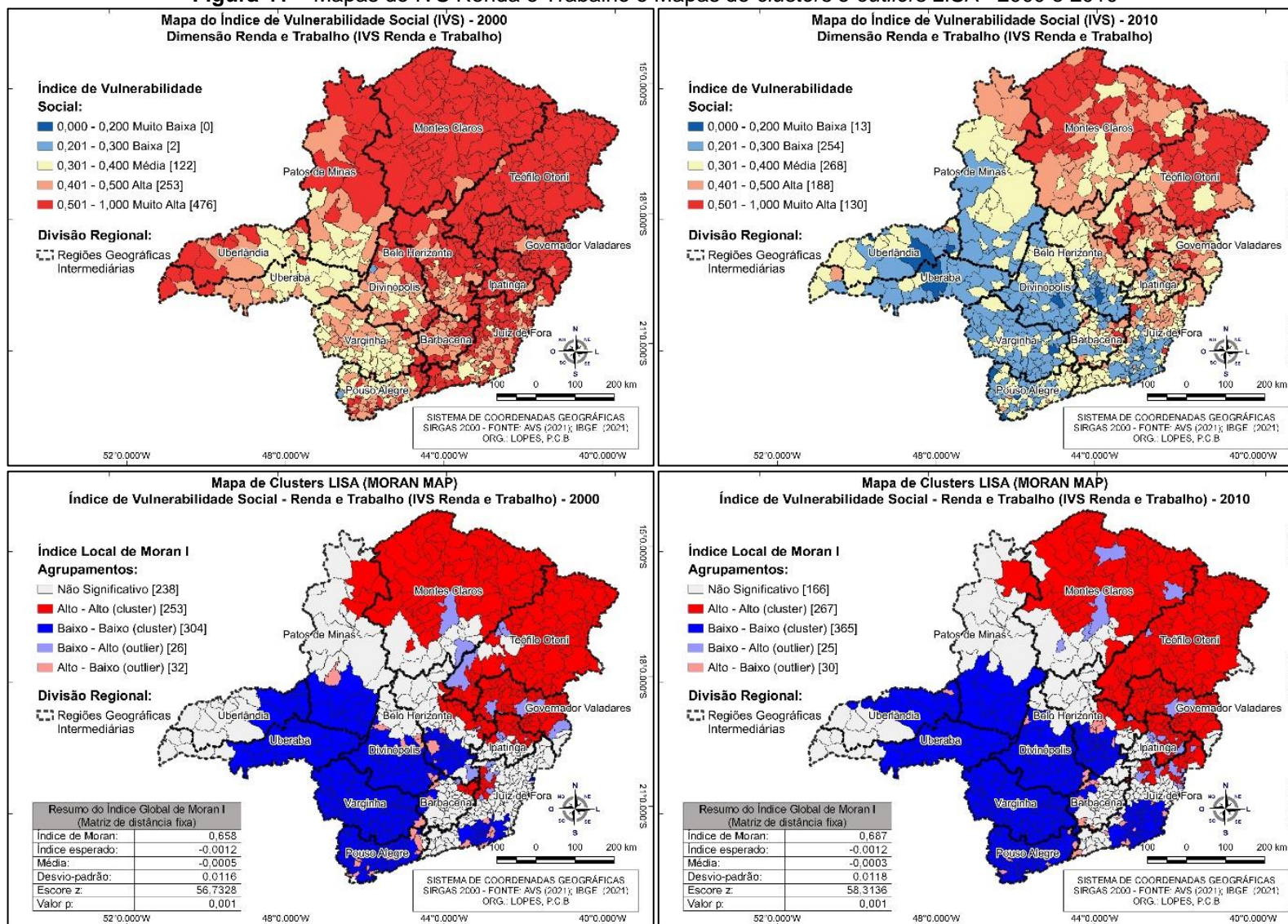
Dessa forma, é evidenciado, em termos quantitativos e por meio de mapas com a formação dos regimes espaciais obtidos a partir estatística espacial de Moran local, o que foi observado nos mapas temáticos do IVS Capital Humano. Assim como os demais indicadores, percebeu-se um avanço nos índices para os municípios mineiros. No entanto, pouco alterou a espacialização dos *clusters* e *outliers* nos períodos, mantendo o Norte de Minas, Vales do Jequitinhonha e Mucuri e Leste de Minas em situação oposta ao Triângulo, região Central Mineira, Sul de Minas e parte da Zona da Mata, o que desperta uma percepção mais concreta de que municípios próximos a outros com melhores indicadores tendem a melhorar mais do que aqueles em situação menos favoráveis.

#### **6.2.4 Análise Espacial dos Mapas Temáticos e da Estatística *I* de Moran do IVS Renda e Trabalho**

Nesse último índice analisado, IVS Renda e Trabalho, que compõe o índice IVS, os resultados tiveram um comportamento semelhante aos anteriores. Por meio dos mapas temáticos, aliados à estatística descritiva, foi identificado visualmente o padrão espacial de distribuição dos valores do indicador nos municípios distribuídos nas RGInt de Minas Gerais.

Conjuntamente, na busca por resultados espacialmente quantificados, utilizou-se a estatística espacial do *I* de Moran complementando a análise dos mapas temáticos. O Índice de Moran, global e local, permitiu quantificar a força da autocorrelação espacial entre os municípios e evidenciou os regimes de distribuição espacial pelas RGInt do estado. A Figura 41 mostra os resultados, tanto para o período de 2000 quanto para 2010. A Tabela 22, a Tabela 23 e a Tabela 24 também auxiliam na verificação dos resultados.

**Figura 41 – Mapas do IVS Renda e Trabalho e Mapas de *clusters* e *outliers* LISA –2000 e 2010**



Fonte: AVS (2021). Org.: LOPES, P.C.B.

**Tabela 22:** Estatística descritiva do IVS Renda e Trabalho em 2000 e 2010

UF	Qtde. Munic.	Ano	Mín.	Máx.	Média	Desvio-padrão	Mediana
Minas Gerais	853	2000	0,285	0,852	0,533	0,122	0,521
		2010	0,171	0,720	0,375	0,112	0,354

Fonte: AVS (2021). Org.: LOPES, P.C.B.

**Tabela 23:** Classificação dos municípios por faixas do IVS Renda e Trabalho em 2000 e 2010

UF	Qtde. Munic.	Ano	Muito baixa	Baixa	Média	Alta	Muito alta
Minas Gerais	853	2000	0	2	122	253	476
		2010	13	254	268	188	130

Fonte: AVS (2021). Org.: LOPES, P.C.B.

**Tabela 24:** Classificação dos municípios em *clusters* e *outliers* pelo *I* de Moran local IVS Renda e Trabalho em 2000 e 2010

UF	Qtde. Munic.	Ano	Não Signif.	AA (cluster) Alto-Alto	BB (cluster) Baixo-Baixo	BA (outlier) Baixo-Alto	AB (outlier) Alto-Baixo
Minas Gerais	853	2000	238	253	304	26	32
		2010	166	267	365	25	30

Fonte: AVS (2021). Org.: LOPES, P.C.B.

A Tabela 22 apontou uma melhora entre os períodos estudados. Pela estatística descritiva, a mediana em 2000 mostrou que, pelo menos 50% dos municípios se encontravam na condição de MUITO ALTA vulnerabilidade social nesse indicador, e que, em Minas Gerais, não havia nenhum município como MUITO BAIXA Vulnerabilidade, dado que o valor mínimo foi de 0,285, fato também ocorrido nas outras dimensões. No período de 2010, tanto a média dos valores do indicador nos municípios quanto a mediana reduziram bastante, de 0,533 para 0,375, e de 0,521 para 0,354, respectivamente, indicando uma diminuição no quantitativo de municípios com IVS Renda e Trabalho em faixas mais elevadas de vulnerabilidade social. Essa queda foi de 85,5%, em 2000, para 37,3% em 2010, de municípios na faixa de ALTA e MUITO ALTA Vulnerabilidade nesse indicador.

Em complemento, a Tabela 23 e a Figura 41 mostraram uma alteração positiva no valor do indicador nos municípios. Enquanto, em 2000, apenas 0,2% municípios estava classificado como BAIXA ou MUITO BAIXA Vulnerabilidade, em 2010, esse percentual se elevou para 31,3%. As análises descritivas e dos mapas temáticos revelaram o predomínio de valores classificados como Muito Alta vulnerabilidade nas RGInt Montes Claros, Teófilo Otoni e Governador Valadares, tanto em 2000 quanto

em 2010. No outro extremo, houve uma melhora dos indicadores entre os períodos. Predominaram, em 2010, os valores de BAIXA vulnerabilidade do IVS Renda e Trabalho nos municípios das RGInt Belo Horizonte, Patos de Minas, Uberlândia, Uberaba, Divinópolis e Varginha. As RGInt Barbacena, Juiz de Fora e Ipatinga abrigam municípios de todas as classificações nesse último período.

Para quantificar a análise do presente estudo, foi utilizada a estatística espacial do Índice  $I$  de Moran, como nos indicadores anteriores. Por meio dela, verificou-se que, em 2000, o Índice global de Moran obtido foi 0,658, diante do esperado -0,0012, escore  $z$  de 56,7328 e valor  $p$  de 0,001. Em 2010, o índice foi de 0,687, com esperado de -0,0012, escore  $z$  de 58,3136 e valor  $p$  de 0,001. Em ambos os períodos, há forte autocorrelação espacial positiva, inclusive com aumento do  $I$  de Moran global entre 2000 e 2010, significância estatística pelo elevado escore  $z$  e baixo valor  $p$ , rejeitando a hipótese nula de aleatoriedade espacial dos dados.

A autocorrelação espacial evidenciou a formação de agrupamentos (*clusters*) espaciais do tipo ALTO-ALTO e/ou BAIXO-BAIXO com número bastante significativo de municípios, sobretudo em extremos opostos dentro do próprio estado. Ficou evidenciado que áreas mais próximas exibiram maior semelhança. Municípios com valores mais altos estão próximos a outros também com valores mais altos (acima da média). Por outro lado, municípios com valores mais baixos estão próximos a outros também com valores mais baixos de vulnerabilidade social do IVS Renda e Trabalho, da mesma maneira que observado nos indicadores anteriores.

A Figura 41 exhibe, nos dois períodos, que a formação dos *clusters* ALTO-ALTO predominou nas RGInt Montes Claros, Teófilo Otoni, Governador Valadares e Ipatinga, correspondendo a 87,7% e 87,6% desses agrupamentos em 2000 e 2010, respectivamente. Não houve nenhuma ocorrência de municípios do tipo BAIXO-BAIXO nas RGInt Montes Claros, Teófilo Otoni, Governador Valadares e Ipatinga nos mesmos períodos.

Os *clusters* do tipo BAIXO-BAIXO ocorreram de forma mais expressiva nas RGInt Belo Horizonte, Varginha, Pouso Alegre, Uberaba, Uberlândia, Patos de Minas e Divinópolis (91,1% em 2000, e 84,9% em 2010 dos municípios nesse agrupamento). Nas RGInt Varginha, Pouso Alegre, Uberaba, Uberlândia e Divinópolis não houve ocorrência, nos períodos pesquisados, de formação de *cluster* ALTO-ALTO.

Em um panorama geral, a análise espacial pelo  $I$  de Moran mostrou, pelo Mapa de *Clusters* e *Outliers* da Figura 41 e Tabela 24, pequenas alterações nos regimes



espaciais, apesar da melhora do IVS Renda e Trabalho nos municípios entre os períodos de 2000 e 2010. Demonstrou também a formação de *outliers* do tipo BAIXO-ALTO, que são municípios com baixos valores cercados de outros com altos valores nas RGInt Belo Horizonte, Montes Claros, Teófilo Otoni, Governador Valadares, Ipatinga, Juiz de Fora e Varginha (apenas em 2000).

Em outro extremo, *clusters* ALTO-BAIXO, municípios de altos valores cercados por outros de baixos valores do indicador estudado, ocorreram nas RGInt Belo Horizonte, Juiz de Fora, Barbacena, Pouso Alegre, e Divinópolis. Nas RGInt Varginha, Uberlândia e Patos de Minas a ocorrência apenas se deu em um dos períodos estudados. A formação de *outliers*, tanto do tipo BAIXO-ALTO quanto ALTO-BAIXO, pode ser interpretada como ilhas. Os valores do indicador pesquisado estão em desacordo com seus municípios vizinhos. São municípios em situações de melhores indicadores cercados de outros menos expressivos, ou municípios que, mesmo cercados de outros com melhores indicadores, não evoluem no mesmo ritmo.

À guisa de uma finalização analítica, evidenciou-se, quantitativamente e por meio de mapas com a formação dos regimes espaciais obtidos a partir da Estatística espacial de Moran, global e local, o que se observou nos mapas temáticos do IVS Renda e Trabalho. O IVS Capital Humano e o IVS Renda e Trabalho estão altamente correlacionados. A atual configuração do mundo do trabalho tende a exigir mão de obra cada vez mais qualificada. Regiões com maiores e melhores dotações de capital humano tendem a se desenvolver mais e a apresentar melhores indicadores sociais.

De maneira semelhante às demais dimensões e ao próprio índice geral do IVS, perceberam-se avanços nos índices para os municípios mineiros. No entanto, em geral, pouco alterou a espacialização dos *clusters* e *outliers* nos períodos, mantendo o Norte de Minas, Vales do Jequitinhonha e Mucuri e Leste de Minas em situação oposta ao Triângulo, Central Mineira, Sul de Minas e parte da Zona da Mata. Essa constatação despertou uma visão concreta da influência espacial de que, municípios com indicadores com valores mais altos tendem a estar próximos a outros de valores semelhantes e, por outro lado, municípios com valores mais baixos tendem a estar próximos de outros também com valores semelhantes.

### **6.3 Correlação entre o Índice de Desenvolvimento Humano Municipal e o Índice de Vulnerabilidade Social**

O Índice de Desenvolvimento Humano Municipal (IDHM) e o Índice de Vulnerabilidade Social (IVS) possuem forte interação. Na criação do IVS, o propósito foi de correlacioná-lo com IDHM, de forma que dialogassem e se complementassem, fortalecendo a capacidade de análise socioeconômica. Ambos os índices utilizam a mesma base de dados, porém, formados por agrupamentos de indicadores distintos, mas que têm uma correspondência, bem como escala inversa de medição, como explicitado anteriormente.

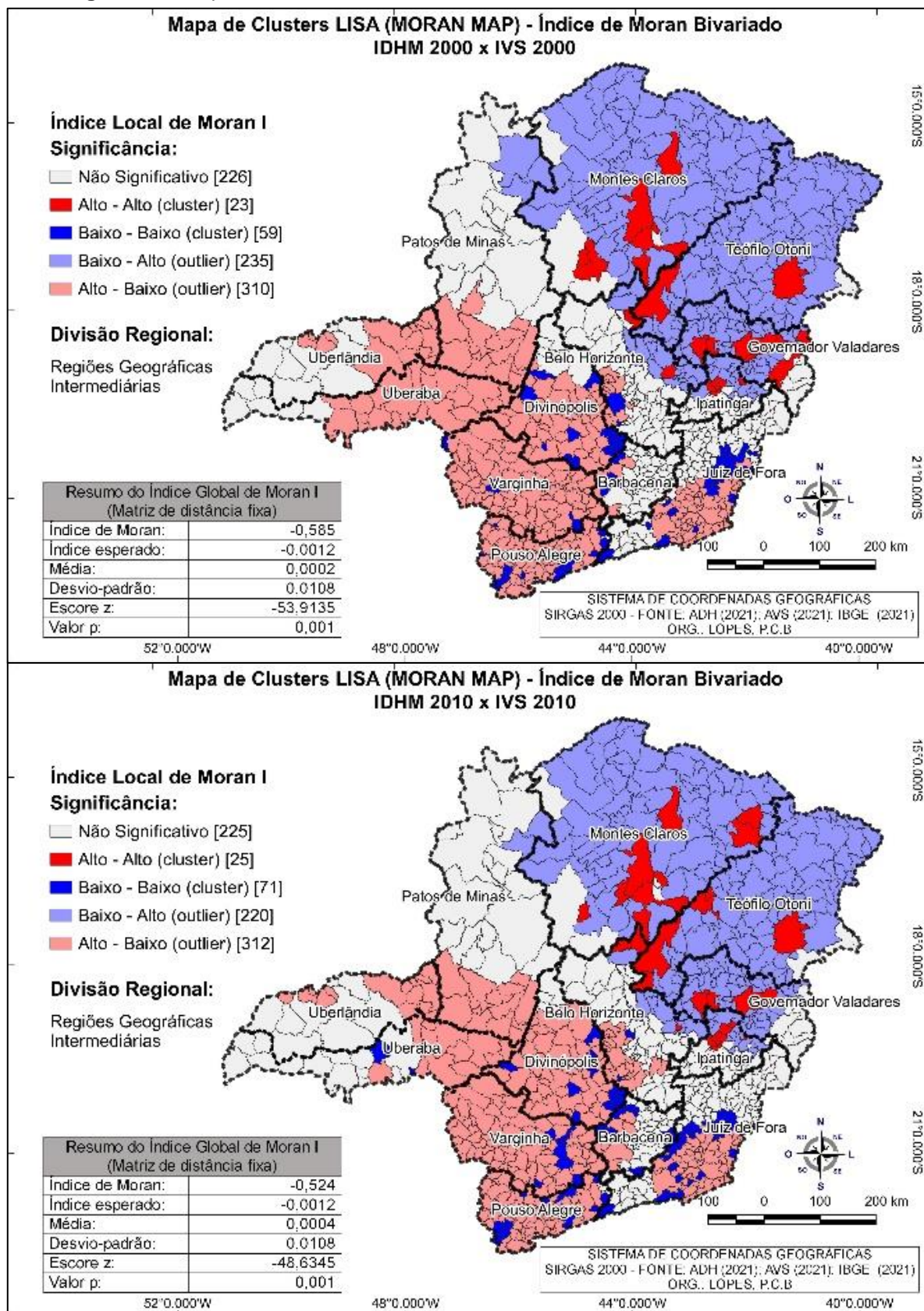
Os indicadores estão inversamente (negativamente) correlacionados, como percebido por meio da estatística de Pearson. Para além, por meio da Estatística *I* de Moran foi possível aprofundar essa análise e perceber que o fator localização também está presente na correlação dos atributos de uma variável observada em relação à outra, ou seja, um índice em relação a outro, assim como em suas dimensões e indicadores simples.

Por meio da análise espacial do Índice *I* de Moran bivariado, buscou-se comparar os dados tendo em vista suas correspondências: IDHM vs IVS; IDHM Longevidade vs IVS Infraestrutura Urbana; IDHM Educação vs IVS Capital Humano; e IDHM Renda vs IVS Renda e Trabalho (Quadro 5 da seção 5.4.2), para os períodos de 2000 e 2010.

#### **6.3.1 Análise Espacial do Índice *I* de Moran bivariado para o IDHM vs IVS**

Como resultado, ao espacializar o IDHM vs IVS dos municípios, foi verificado o *I* de Moran para os anos 2000 e 2010 formando agrupamentos mais pronunciados de *outliers*, corroborando a correlação inversa entre os índices. A Figura 42 apresenta os regimes espaciais evidenciados pelo *I* de Moran local bivariado.

Figura 42 – Mapa de clusters e outliers LISA – IDHM vs IVS Minas Gerais 2000 e 2010



Fonte: ADH (2021); AVS (2021). Org.: LOPES, P.C.B.

Em 2000, o Índice global de Moran foi de -0,585, quando o valor esperado era de -0,0012, escore z de -53,9135 e valor p de 0,001. No período de 2010, o índice obtido foi de -0,524, ante o esperado de -0,0012, escore z de -48,6345 e valor p de 0,001. Nos dois períodos, há forte autocorrelação espacial negativa de dissimilaridade, dada a significância estatística pelo elevado escore z negativo e baixo valor p, rejeitando a hipótese de aleatoriedade espacial.

A autocorrelação negativa do *I* de Moran entre o IDHM vs IVS é fundamental na análise da pesquisa. A construção do IVS se correlaciona com o IDHM, de maneira que se complementam na caracterização social de determinada região. Enquanto o IDHM busca retratar o grau de desenvolvimento humano, o IVS apresenta o nível de vulnerabilidade social. Assim, esses indicadores são interlocutores e complementares. A ausência de desenvolvimento humano pode incorrer em um aumento da vulnerabilidade social. Por outro lado, a baixa vulnerabilidade social pode indicar maior desenvolvimento humano. Em ambos os casos, apontam espacialmente para a formação de *outliers*, que são observações relevantes na análise espacial.

O valor negativo do *I* de Moran evidenciou correlação espacial de formação de *outliers* espaciais do tipo BAIXO-ALTO e/ou ALTO-BAIXO. Assim, municípios com valores mais baixos de IDHM estão circundados de outros com IVS mais alto (acima da média). Municípios com valores mais altos de IDHM estão cercados de outros com baixos valores de IVS (abaixo da média). Há também nos dois períodos, em uma proporção bem menor, a formação de *clusters* ALTO-ALTO e/ou BAIXO-BAIXO. Esses regimes espaciais encontrados são inversos aos que foram vistos na análise dos indicadores de forma univariada.

A análise quantitativa do índice espacial, por meio do mapa de *clusters* e *outliers* da Figura 42 e Tabela 25, demonstrou a formação dos regimes espaciais dos municípios pelos resultados do *I* de Moran local bivariado, que evidencia a correlação inversa do IDHM vs IVS.

**Tabela 25:** Classificação dos municípios em *clusters* e *outliers* pelo *I* de Moran local bivariado IDHM vs IVS 2000 e 2010

UF	Qtde. Munic.	Ano	Não Signif.	AA ( <i>cluster</i> ) Alto-Alto	BB ( <i>cluster</i> ) Baixo-Baixo	BA ( <i>outlier</i> ) Baixo-Alto	AB ( <i>outlier</i> ) Alto-Baixo
Minas Gerais	853	2000	226	23	59	235	310
		2010	225	25	71	220	312

Fonte: ADH (2021); AVS (2021). Org.: LOPES, P.C.B.

De maneira geral, houve pouca variação entre os períodos comparados se considerado todo o estado de Minas Gerais. Como destaque em termos de RGInt, Belo Horizonte diminuiu de quatorze para oito municípios em *outlier* BAIXO-ALTO e elevou de 12 para 25 na condição ALTO-BAIXO. Foi a região em que houve a mais pronunciada alteração de formação de *outliers* e em que se percebeu uma melhora relevante de agrupamentos de BAIXO-ALTO para ALTO-BAIXO. Ou seja, diminuição de municípios com baixos valores de IDHM cercados por altos valores de IVS, e aumento de municípios de altos valores de IDHM cercados por baixos valores de IVS.

Também se percebeu que nas RGInt Juiz de Fora, Barbacena, Varginha, Pouso Alegre, Uberaba, Uberlândia e Divinópolis, em ambos os períodos, não houve *outliers* do tipo BAIXO-ALTO. Em outro extremo, nas RGInt Montes Claros, Teófilo Otoni, Governador Valadares e Ipatinga não houve *outliers* ALTO-BAIXO.

Pelo *I* de Moran bivariado, o conjunto de dados revela a correlação espacial inversa entre o IDHM e o IVS, corroborando a análise univariada dos indicadores observados separadamente. Enquanto a análise univariada reportou valores positivos do *I* de Moran para os dois índices separados, indicando formação de *clusters* ALTO-ALTO e/ou BAIXO-BAIXO, a análise bivariada apontou valores negativos da estatística, indicando a predominância de *outliers* BAIXO-ALTO e/ou ALTO-BAIXO.

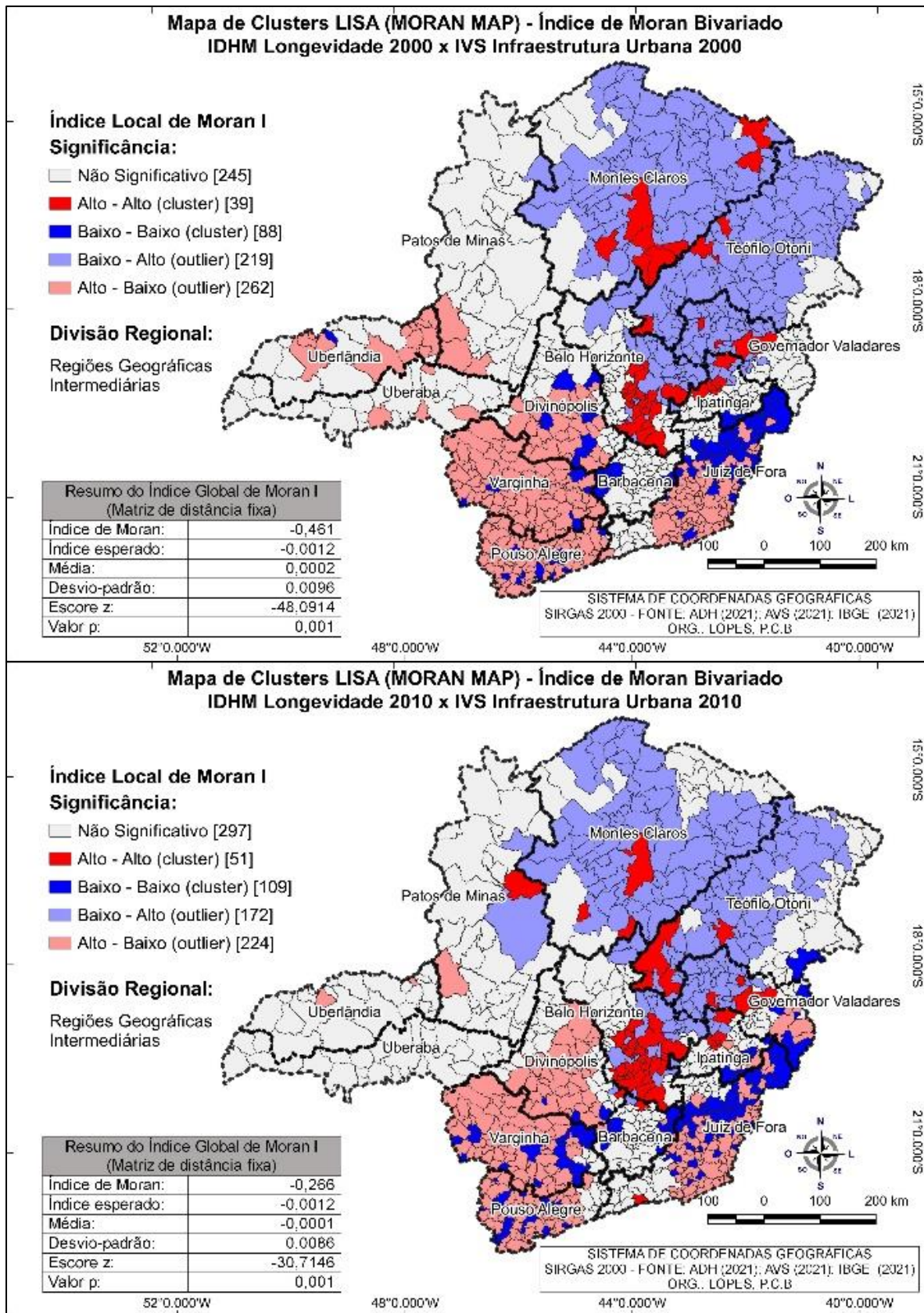
Dos resultados evidenciados pelos *outliers* BAIXO-ALTO e ALTO-BAIXO, inferem-se as possíveis situações:

- a) nos *outliers* BAIXO-ALTO, os municípios com baixos valores de IDHM enfrentam altos valores de IVS e tendem a estar cercados de municípios em situação semelhante;
- b) nos *outliers* ALTO-BAIXO, os municípios com maiores valores de IDHM possuem baixos valores de IVS e tendem a estar cercados de municípios em situação semelhante.

Da mesma maneira que o IDHM vs o IVS, a análise espacial mostrou que as comparações bivariadas do IDHM Longevidade vs IVS Infraestrutura Urbana, IDHM Educação vs IVS Capital Humano e IDHM Renda vs IVS Renda e Trabalho tiveram resultados seguindo a mesma tendência.

Ao espacializar o IDHM Longevidade vs IVS Infraestrutura Urbana dos municípios, observou-se o *I* de Moran também formando agrupamentos de *outliers*, corroborando assim a correlação inversa entre os índices dessas dimensões. A Figura 43 mostra os regimes espaciais do *I* de Moran local bivariado.

**Figura 43 – Mapa de clusters e outliers LISA – IDHM Longevidade VS IVS Infraestrutura Urbana Minas Gerais 2000 e 2010**



Fonte: ADH (2021); AVS (2021). Org.: LOPES, P.C.B.

No período de 2000, o Índice Global de Moran foi de -0,461, ante o esperado de -0,0012, escore z de -48,0914, e valor p de 0,001. Em 2010, o índice obtido foi de -0,266, ante o esperado de -0,0012, escore z de -30,7146, e valor p de 0,001. Houve uma diminuição do valor do *I* de Moran, bem como um aumento de 245 para 297 municípios não significativos estatisticamente. Uma possível explicação para essa ocorrência, é o aumento do IDHM Longevidade e IVS Infraestrutura em grande parte dos municípios nos períodos estudados. Esse aumento pode ter levado a uma maior homogeneidade no conjunto de dados, o que elevou a quantidade de municípios que não são, em termos estatísticos, diferentes da média de todos os municípios.

Ainda em complemento, há correlação espacial negativa com significância estatística pelo elevado escore z negativo e baixo valor p, rejeitando a hipótese de aleatoriedade espacial. O valor negativo do *I* de Moran evidenciou uma autocorrelação espacial de formação de *outliers* espaciais do tipo BAIXO-ALTO e/ou ALTO-BAIXO.

De maneira análoga ao IDHM vs IVS, municípios com valores mais baixos de IDHM Longevidade estão cercados de outros com IVS Infraestrutura Urbana mais alto, e municípios com valores mais altos de IDHM Longevidade estão cercados de outros com baixos valores de IVS Infraestrutura Urbana, predominando assim a formação dos *outliers* espaciais. Esses regimes espaciais encontrados são inversos aos que foram vistos na análise dos indicadores de forma univariada. Daí, a ênfase do resultado dessa análise bivariada recai sobre os *outliers*. A constatação de que municípios com baixo IDHM sofrem com alto IVS e tendem a estar próximos, assim como municípios com alto IDHM se beneficiam de baixo IVS e estão também próximos, torna mais evidentes as diferenças regionais entre o Norte de Minas, Vales do Jequitinhonha e Mucuri e leste, com o Triângulo Mineiro, Central Mineira, Sul de Minas e Zona da Mata mineira.

Prosseguindo a análise quantitativa do índice espacial por meio do mapa de *clusters* e *outliers* da Figura 43 e Tabela 26, verificou-se a formação dos regimes espaciais pelos resultados do *I* de Moran local bivariado, evidenciados pela correlação inversa do IDHM Longevidade vs IVS Infraestrutura Urbana.

**Tabela 26:** Classificação dos municípios em *clusters* e *outliers* pelo *I* de Moran local bivariado IDHM Longevidade vs IVS Infraestrutura Urbana 2000 e 2010

UF	Qtde. Munic.	Ano	Não Signif.	AA ( <i>cluster</i> ) Alto-Alto	BB ( <i>cluster</i> ) Baixo-Baixo	BA ( <i>outlier</i> ) Baixo-Alto	AB ( <i>outlier</i> ) Alto-Baixo
Minas Gerais	853	2000	245	39	88	219	262
		2010	297	51	109	172	224

Fonte: ADH (2021); AVS (2021). Org.: LOPES, P.C.B.

Diferentemente da análise do IDHM vs IVS, houve uma diminuição tanto dos agrupamentos de *outliers* BAIXO-ALTO quanto ALTO-BAIXO para o total de municípios de Minas Gerais na análise bivariada IDHM Longevidade vs IVS Infraestrutura Urbana. Percebeu-se também um aumento dos *clusters* ALTO-ALTO e BAIXO-BAIXO, podendo ser explicado pela maior homogeneidade do conjunto de dados.

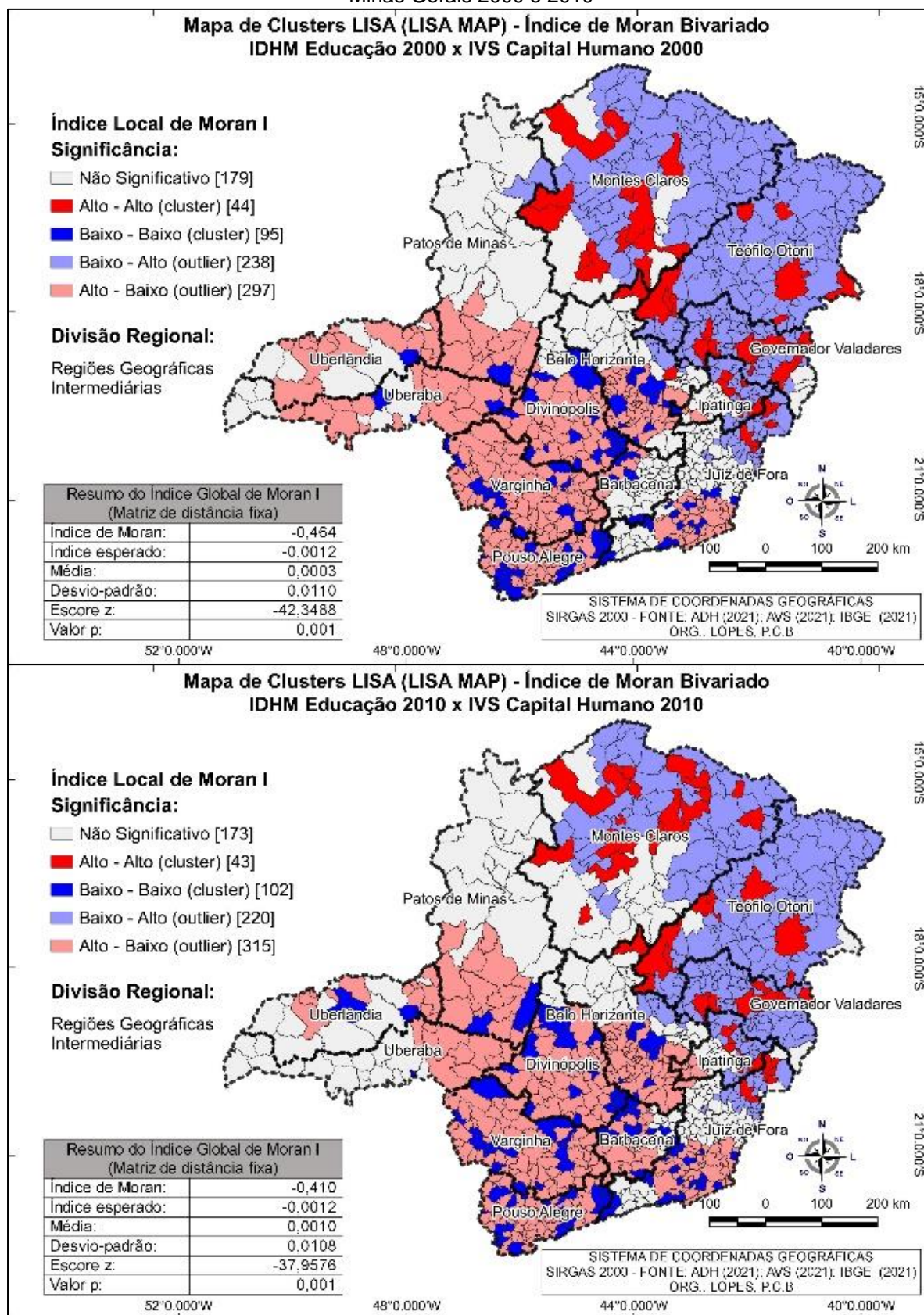
Nas RGInt Juiz de Fora, Varginha, Pouso Alegre, Uberaba e Uberlândia, tanto em 2000 quanto em 2010, não houve *outliers* do tipo BAIXO-ALTO. Por outro lado, nas RGInt Belo Horizonte, Montes Claros e Teófilo Otoni, não houve *outliers* ALTO-BAIXO.

Logo, pelo *I* de Moran bivariado, o conjunto de dados mostra a correlação espacial inversa entre as dimensões IDHM Longevidade e IVS Infraestrutura Urbana, complementando a análise univariada de ambos os indicadores observados separadamente. A análise univariada reportou valores positivos do *I* de Moran para ambos os índices, indicando similaridade e formação de *clusters* ALTO-ALTO e/ou BAIXO-BAIXO. Em contrapartida, a análise bivariada apontou valores negativos da estatística indicando a predominância de *outliers* BAIXO-ALTO e/ou ALTO-BAIXO. Daí, pode-se inferir que, em municípios nas regiões mais ricas do estado, como o Sul de Minas, melhor infraestrutura urbana poderia impactar no indicador de longevidade do IDHM, em oposição ao Norte de Minas e Vales do Jequitinhonha e Mucuri, como mostrado anteriormente.

Sobre os resultados obtidos por meio do IDHM Educação vs o IVS Capital Humano, a análise espacial evidenciou o mesmo prospecto dos indicadores anteriores. Espacializando os índices dessas dimensões dos municípios, constatou-se o *I* de Moran indicando formação de agrupamentos do tipo *outliers*, reforçando, dessa maneira, a correlação inversa entre esses dois índices. A Figura 44 apresenta os regimes espaciais do *I* de Moran local bivariado.



**Figura 44 – Mapa de clusters e outliers LISA – IDHM Educação VS IVS Capital Humano Minas Gerais 2000 e 2010**



Fonte: ADH (2021); AVS (2021). Org.: LOPES, P.C.B.

Na Figura 44, observou-se que, em 2000, o valor do Índice Global de Moran foi de -0,464, diante do esperado de -0,0012, escore z de -42,3488, e valor p 0,001. Em 2010, o índice foi -0,410, com valor esperado de -0,0012, escore z de -37,9576 e valor p 0,001. O valor do *I* de Moran diminuiu, porém, manteve correlação espacial negativa entre os índices, mostrando também presença de *clusters* ALTO-ALTO e/ou BAIXO-BAIXO. O elevado escore z negativo e baixo valor p rejeitaram a hipótese de aleatoriedade espacial.

O valor negativo do *I* de Moran apresentou correlação espacial de formação de *outliers* espaciais do tipo BAIXO-ALTO e/ou ALTO-BAIXO. Logo, municípios com valores mais baixos de IDHM Educação estão cercados de outros com IVS Capital Humano mais alto e, ao contrário, municípios com valores mais altos estão envolvidos de outros com baixos valores dos respectivos índices. Há também, nos períodos analisados, a formação de *clusters* ALTO-ALTO e/ou BAIXO-BAIXO. Constatou-se que os regimes espaciais encontrados são inversos aos que foram vistos na análise dos indicadores de forma univariada.

Quantitativamente, a análise do índice espacial, pelo mapa de *clusters* e *outliers* da Figura 44 e Tabela 27, evidenciou a formação dos regimes espaciais dos municípios pelos resultados do *I* de Moran local bivariado, em que ficou demonstrada a correlação inversa do IDHM Educação vs IVS Capital Humano.

**Tabela 27:** Classificação dos municípios em *clusters* e *outliers* pelo *I* de Moran local bivariado IDHM Educação vs IVS Capital Humano 2000 e 2010

UF	Qtde. Munic.	Ano	Não Signif.	AA ( <i>cluster</i> ) Alto-Alto	BB ( <i>cluster</i> ) Baixo-Baixo	BA ( <i>outlier</i> ) Baixo-Alto	AB ( <i>outlier</i> ) Alto-Baixo
Minas Gerais	853	2000	179	44	95	238	297
		2010	173	43	102	220	315

Fonte: ADH (2021); AVS (2021). Org.: LOPES, P.C.B.

De maneira semelhante às dimensões Longevidade do IDHM e Infraestrutura Estrutura Urbana do IVS, percebeu-se que houve uma diminuição, ainda que pequena, dos agrupamentos de *outliers* BAIXO-ALTO e um aumento para ALTO-BAIXO para a totalidade dos municípios de Minas Gerais.

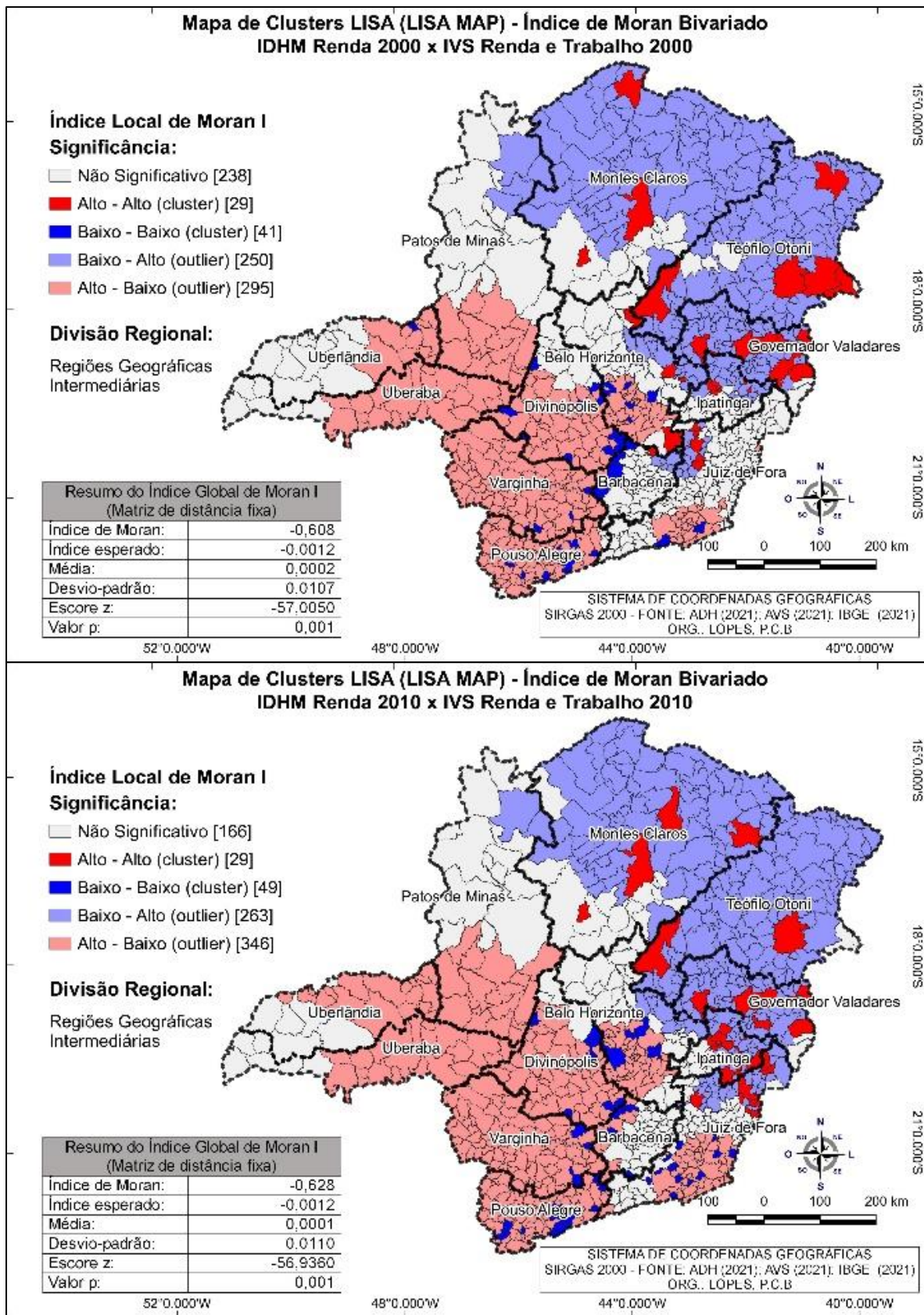
Analisando as RGInt, tem-se que em Barbacena, Varginha, Pouso Alegre, Uberaba, Uberlândia e Divinópolis, em ambos os períodos, não houve *outliers* do tipo

BAIXO-ALTO. Em contraponto, nas RGInt Montes Claros, Teófilo Otoni e Governador Valadares, não houve *outliers* ALTO-BAIXO.

Observado o *I* de Moran bivariado, constatou-se que os municípios apresentam correlação espacial inversa entre as dimensões IDHM Educação e IVS Capital Humano, como numa espécie de complemento à análise univariada de ambos os indicadores observados separadamente. A análise univariada resultou em valores positivos do *I* de Moran para ambos os índices, indicando similaridade, formando *clusters* ALTO-ALTO e/ou BAIXO-BAIXO. Na análise bivariada, os valores da estatística foram negativos, indicando a predominância de *outliers* BAIXO-ALTO e/ou ALTO-BAIXO. A constatação foi de que municípios com baixos valores do IDHM Educação estão cercados de outros com elevados valores do IVS Capital Humano. No outro extremo, aqueles com melhores valores são cercados por outros com baixos valores.

Sobre os resultados obtidos das dimensões IDHM Renda vs IVS Renda e Trabalho, a análise espacial evidenciou um valor elevado de correlação espacial nos dois períodos. O Índice de Moran dos municípios para essas dimensões denunciou formação de agrupamentos do tipo *outliers*, corroborando a correlação inversa entre esses dois índices. A Figura 45 mostra os regimes espaciais.

**Figura 45** – Mapa de *clusters* e *outliers* LISA – IDHM Renda vs IVS Renda e Trabalho Minas Gerais 2000 e 2010



Fonte: ADH (2021); AVS (2021). Org.: LOPES, P.C.B.

Observando a Figura 45, em 2000, o Índice global de Moran foi de -0,608, diante do esperado de -0,0012, escore z de -57,0050, e valor p 0,001. Já em 2010, o índice calculado foi -0,628, com valor esperado de -0,0012, escore z de -56,9360, e valor p de 0,001. O valor do *I* de Moran teve um pequeno aumento em 2010 com relação a 2000, diferentemente de todos os indicadores analisados anteriormente. A correlação espacial negativa já elevada se tornou ainda maior entre os índices.

O elevado escore z negativo e baixo valor p rejeitaram a hipótese nula de aleatoriedade espacial, logo, o *I* de Moran apresentou correlação espacial de formação de *outliers* espaciais do tipo BAIXO-ALTO e/ou ALTO-BAIXO. Assim, municípios com valores mais baixos de IDHM Renda estão envoltos por outros com IVS Renda e Trabalho de valores mais altos e, em contraponto, municípios com valores mais altos estão cercados de outros com baixos valores dos respectivos índices. Há também nos períodos analisados, ainda que em proporção bem pequena, a formação de *clusters* ALTO-ALTO, 3,4% tanto em 2000 quanto em 2010, e/ou BAIXO-BAIXO, 4,8% em 2000, e 5,7% em 2010. Constatou que os regimes espaciais resultantes são inversos aos que foram encontrados na análise dos indicadores de forma univariada.

Em termos quantitativos, a análise do índice espacial, pelo mapa de *clusters* e *outliers* da Figura 45 e Tabela 28, mostrou a formação dos regimes espaciais dos municípios pelos resultados do *I* de Moran local bivariado, com ênfase nos *outliers*, que demonstrou a correlação inversa do IDHM Renda vs IVS Renda e Trabalho.

**Tabela 28:** Classificação dos municípios em *clusters* e *outliers* pelo *I* de Moran local bivariado IDHM Renda vs IVS Renda e Trabalho 2000 e 2010

UF	Qtde. Munic.	Ano	Não Signif.	AA ( <i>cluster</i> ) Alto-Alto	BB ( <i>cluster</i> ) Baixo-Baixo	BA ( <i>outlier</i> ) Baixo-Alto	AB ( <i>outlier</i> ) Alto-Baixo
Minas Gerais	853	2000	238	29	41	250	295
		2010	166	29	49	263	346

Fonte: ADH (2021); AVS (2021). Org.: LOPES, P.C.B.

Como resultado da correlação das dimensões Renda do IDHM e Renda e Trabalho do IVS, percebeu-se que houve um aumento entre os períodos analisados. Os agrupamentos de *outliers* BAIXO-ALTO tiveram uma alta pequena, já os de ALTO-BAIXO aumentaram de 34,6% em 2000 para 40,6 em 2010, comparando os municípios mineiros.

De mesma forma que os índices anteriores, analisaram-se as RGInt e se constatou que em Varginha, Pouso Alegre, Uberaba, Uberlândia e Divinópolis, em ambos os períodos, não houve *outliers* do tipo BAIXO-ALTO. Em situação oposta, nas RGInt Montes Claros, Teófilo Otoni, Governador Valadares e Teófilo Otoni, não ocorreram *outliers* ALTO-BAIXO.

Ao se observar o  $I$  de Moran bivariado, constatou-se correlação espacial inversa entre as dimensões IDHM Renda e IVS Renda e Trabalho, complementando a análise univariada desses indicadores. A análise univariada apresentou valores positivos do  $I$  de Moran para ambos os índices, formando, portanto, *clusters* ALTO-ALTO e/ou BAIXO-BAIXO. A análise bivariada encontrou valores negativos da estatística, indicando a prevalência de *outliers* BAIXO-ALTO e/ou ALTO-BAIXO. Logo, constatou-se que municípios com baixos valores do IDHM Renda estão cercados de outros com elevados valores do IVS Renda e Trabalho. Em situação oposta, aqueles com melhores valores são circundados por outros com baixos valores.

Assim, por meio do Índice  $I$  de Moran bivariado, foi possível ampliar a capacidade espacial dessa análise ao demonstrar a correlação existente entre os índices e suas dimensões. A análise bivariada, de uma forma metafórica, foi uma espécie de um “negativo” de filme fotográfico se comparado às análises univariadas do IDHM e IVS e suas dimensões. Evidenciou-se espacialmente, de uma maneira quantificada, visual e mais concreta, o que se costuma avaliar a partir de tabelas. Da mesma forma que reportado por Almeida (2012), foi possível constatar a influência de um atributo em relação a outro no espaço.

### **6.3.2 Análise Espacial do Índice $I$ de Moran bivariado para os indicadores simples do IDHM vs IVS**

Como exposto ao longo da pesquisa, os Índices de Desenvolvimento Humano Municipal e Índice de Vulnerabilidade Social e suas respectivas dimensões são indicadores compostos resultantes da aglutinação de processos estatístico-matemáticos a partir de painéis de indicadores simples. Há entre os índices e suas dimensões uma correspondência e correlação inversa. Nesta pesquisa, por meio do Índice  $I$  de Moran, verificou-se que também existe correlação espacial.

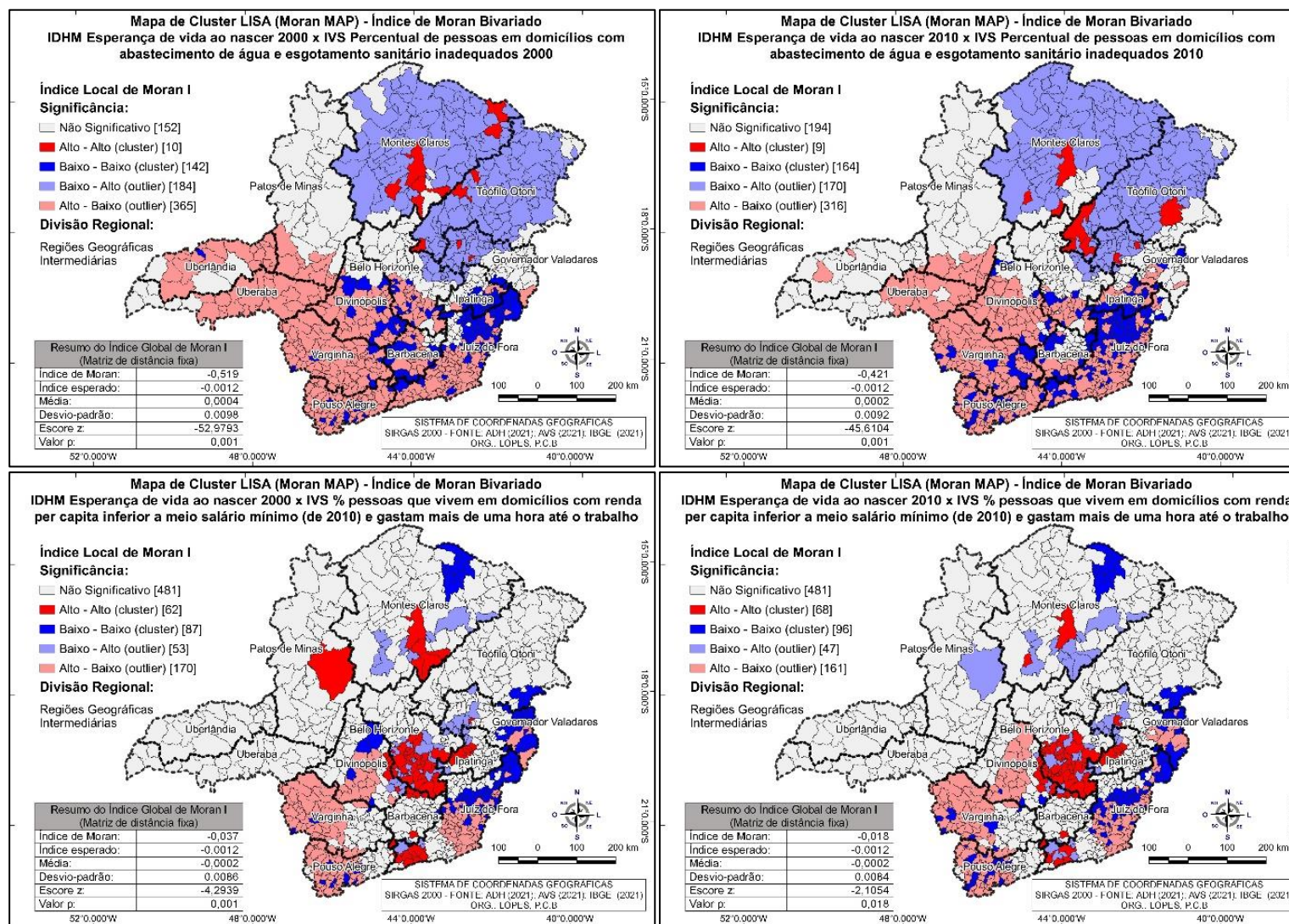
No item anterior, essas correlações espaciais entre os índices e suas dimensões foram apresentadas. Aprofundando a pesquisa, foi proposta uma análise

espacial da correlação entre os indicadores simples dos painéis de cada índice e suas respectivas dimensões correspondentes. Foram analisados os indicadores em seus valores brutos, sem processos matemáticos de transformação e normalização, avaliando as maiores e menores correlações espaciais para os períodos de 2000 e 2010.

Para a correspondência do IDHM Longevidade vs IVS Infraestrutura Urbana, em ambos os períodos, a maior correlação espacial do Índice *I* de Moran bivariado foi da variável Esperança de vida ao nascer do IDHM vs Percentual de pessoas em domicílios com abastecimento de água e esgotamento sanitário inadequados do IVS. A menor correspondência, também nos dois períodos, foi entre as variáveis IDHM Esperança de vida ao nascer vs IVS Percentual de pessoas que vivem em domicílios com renda *per capita* inferior a meio salário mínimo (referência de 2010) e que gastam mais de uma hora até o trabalho.

Conforme a Figura 46, é possível verificar a concentração de *clusters* e *outliers*, bem como a ausência deles, de acordo com as formações espaciais da correlação dos indicadores simples.

**Figura 46** – Mapa de *clusters* e *outliers* LISA de maior e menor correlação de indicadores simples do IDHM Longevidade vs IVS Infraestrutura Urbana - Minas Gerais 2000 e 2010



Fonte: ADH (2021); AVS (2021). Org.: LOPES, P.C.B.



Como maior correlação espacial negativa, verificou-se a variável Esperança de vida ao nascer do IDHM vs Percentual de pessoas em domicílios com abastecimento de água e esgotamento sanitário inadequados do IVS, em ambos os períodos. Em 2000, a correlação apontada pelo *I* de Moran global bivariado entre essas variáveis foi de -0,519, ante o esperado de -0,0012, z escore de -52,9793 e valor p de 0,001. Para o ano de 2010, o *I* de Moran foi de -0,421, contra o esperado *I* de -0,0012, z escore no valor de -45,6104 e valor p de 0,001. Com esses valores do *I* de Moran, z escores elevados e baixos valores de p, tanto em 2000 quanto em 2010, rejeitou-se a hipótese nula de aleatoriedade espacial e foram identificadas formações predominantes de *outliers* espaciais do tipo BAIXO-ALTO e ALTO-BAIXO, bem como a existência, em menor escala, de *clusters* ALTO-ALTO e BAIXO-BAIXO.

Os resultados mostraram uma formação de *outliers* opostos entre as RGInt de Minas Gerais. No ano de 2000, um total de 184 municípios formou agrupamentos de *outliers* BAIXO-ALTO no estado, sendo que a maioria desses, 94,6%, localizava-se no Norte de Minas, nos Vales do Jequitinhonha e Mucuri e leste, nas RGInt Montes Claros, Teófilo Otoni e Governador Valadares. Em 2010, houve uma pequena queda nesse agrupamento, passando a ser de 170 municípios. No entanto, 97,1% desses se encontravam nas mesmas RGInt. Dessa forma, infere-se que municípios com baixos valores de Esperança de vida ao nascer estão altamente correlacionados a outros com altos valores de Percentual de pessoas em domicílios com abastecimento de água e esgotamento sanitário inadequados, fatores que sempre estiveram presentes nessas regiões de maior carência socioeconômica.

Por outro lado, nas regiões do Triângulo, Central Mineira, Sul de Minas e Zona da Mata mineira, houve a predominância de agrupamentos de *outliers* do tipo ALTO-BAIXO. No período de 2000, um total de 365 municípios se enquadrava nesses *outliers*, sendo que, desses, 98,9% estavam concentrados nas RGInt Belo Horizonte, Juiz de Fora, Barbacena, Varginha, Pouso Alegre, Uberaba, Uberlândia, Patos de Minas e Divinópolis, e apenas 1,1% estava distribuído entre as RGInt de Governador Valadares e Ipatinga, e nenhum município nas RGInt Montes Claros e Teófilo Otoni.

No ano de 2010, houve uma diminuição nesse agrupamento, caindo para 316 municípios e o percentual de concentração nas mesmas regiões foi de 95,6%. A exceção nesse agrupamento foi o aumento de três para nove municípios na RGInt de Ipatinga. As RGInt de Montes Claros e Teófilo Otoni não apresentaram nenhum município nesse agrupamento. Por esses resultados, evidenciou-se que municípios

com maiores valores de Esperança de vida ao nascer se beneficiam de baixos valores do indicador Percentual de pessoas em domicílios com abastecimento de água e esgotamento sanitário inadequados, além de estarem próximos a outros em situação semelhante, corroborando os resultados obtidos nas análises bivariadas anteriores.

Apresentando os resultados dos indicadores das dimensões em questão, com menor correlação espacial negativa, tem-se a variável Esperança de vida ao nascer do IDHM vs Percentual de pessoas que vivem em domicílios com renda *per capita* inferior a meio salário mínimo (de 2010) e que gastam mais de uma hora até o trabalho do IVS, nos dois períodos.

Observando a Figura 46, em 2000, o *I* de Moran global bivariado entre essas variáveis foi de -0,037, ante o esperado de -0,0012, escore *z* de -4,2939 e valor *p* 0,001. Para o ano de 2010, o *I* de Moran foi de -0,018, ante o esperado de -0,0012, escore *z* -2,1054 e valor *p* 0,018. Os valores do *I* de Moran, em ambos os períodos, foram próximos ao esperado, escores *z* pequenos, mas valor *p* < 0,05, o que levou a rejeitar a hipótese nula de aleatoriedade espacial. No entanto, a Estatística de Moran global mostrou fraca correlação, com valores próximos ao valor esperado de aleatoriedade e pequeno escore *z*. Assim, uma quantidade elevada de municípios Não Significativos foi evidenciada, 56,4% (481, tanto em 2000 quanto em 2010), uma vez que esses municípios não são diferentes, em termos estatísticos, da média das demais observações.

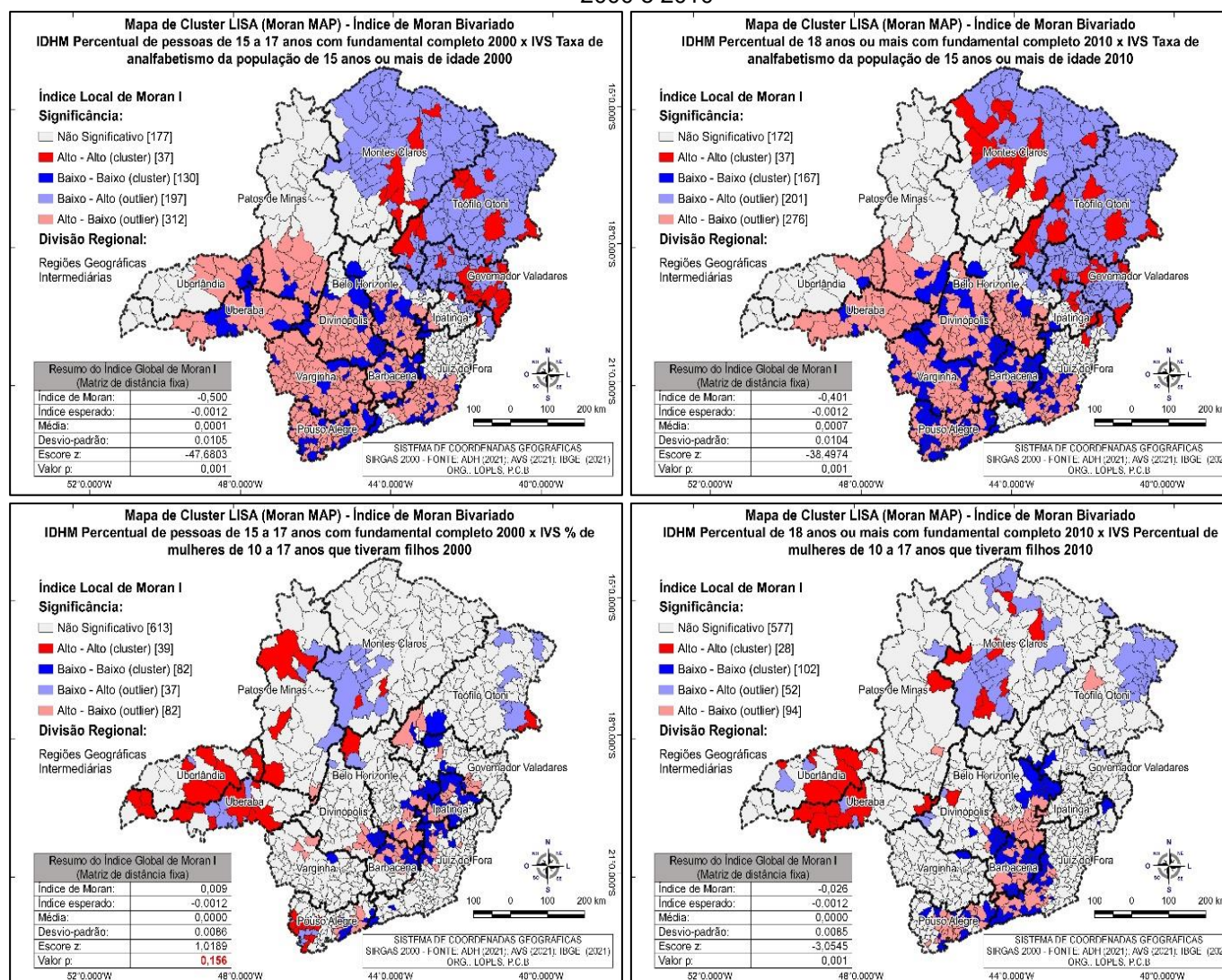
Dessa maneira, por meio da estatística do *I* de Moran global, a correlação espacial entre essas variáveis é tida como fraca. Somente por meio da estatística local é que foi possível observar a formação de *clusters* do tipo ALTO-ALTO e/ou BAIXO-BAIXO, e *outliers* BAIXO-ALTO e/ou ALTO-BAIXO bem menos pronunciados. Isso posto, em virtude da fraca correlação do Índice de Moran, depreende-se que há pouca influência entre essas variáveis no espaço.

Para a correspondência do IDHM Educação vs IVS Capital Humano, houve diferença na correspondência de variáveis entre os períodos de 2000 e o de 2010. Em 2000, a maior correlação espacial do Índice *I* de Moran bivariado foi da variável Percentual de 15 a 17 anos com fundamental completo do IDHM vs Taxa de analfabetismo da população de 15 anos ou mais de idade do IVS. No período de 2010, essa maior correlação foi alterada para a correspondência entre as variáveis Percentual de pessoas com 18 anos ou mais com fundamental completo do IDHM vs Taxa de analfabetismo da população de 15 anos ou mais de idade do IVS.

Nessas mesmas dimensões do IDHM vs IVS, a menor correspondência também sofreu alteração de indicadores simples entre os períodos. No ano 2000, a menor correlação espacial do Índice  $I$  de Moran bivariado foi da variável Percentual de 15 a 17 anos com fundamental completo do IDHM vs Percentual de mulheres de 10 a 17 anos que tiveram filhos do IVS. Em 2010, a menor correlação se alterou para a correspondência entre Percentual de pessoas de 18 anos ou mais com fundamental completo do IDHM vs Percentual de mulheres de 10 a 17 anos que tiveram filhos do IVS. Assim, foi observado que na dimensão IDHM Educação houve uma alteração de indicadores de maior e menor correlação espacial.

A partir da Figura 47, foi possível verificar os regimes espaciais de concentração de *clusters* e *outliers*, bem como a ausência deles, de acordo com as formações espaciais da correlação dos indicadores simples para os períodos de 2000 e 2010.

**Figura 47 – Mapa de clusters e outliers LISA de maior e menor correlação de indicadores simples do IDHM Educação vs IVS Capital Humano - Minas Gerais 2000 e 2010**



Fonte: ADH (2021); AVS (2021). Org.: LOPES, P.C.B.

A maior correlação espacial negativa foi diferente para os períodos. Em 2000, a variável Percentual de pessoas de 15 a 17 anos com fundamental completo do IDHM vs Taxa de analfabetismo da população de 15 anos ou mais de idade do IVS apresentou  $I$  de Moran global bivariado -0,500, ante o esperado de -0,0012, z escore -47,6803, e valor p 0,001. Para o ano de 2010, na variável Percentual de pessoas de 18 anos ou mais de idade com fundamental completo do IDHM vs Taxa de analfabetismo da população de 15 anos ou mais de idade do IVS, o  $I$  de Moran obteve um resultado de -0,401, contra o esperado de -0,0012, z escore -38,4974 e valor p de 0,001. Obtidos esses valores do  $I$  de Moran, z escores elevados e baixos valores de p, nas variáveis em 2000 e 2010, rejeitou-se a hipótese nula de aleatoriedade espacial e se identificaram formações predominantes de *outliers* espaciais do tipo BAIXO-ALTO e ALTO-BAIXO, bem como a existência, em menor escala, de *clusters* ALTO-ALTO e BAIXO-BAIXO.

Da mesma forma que nas dimensões IDHM Longevidade vs IVS Infraestrutura Urbana, os resultados para os indicadores do IDHM Educação vs IVS Capital Humano mostraram uma formação de *outliers* opostos entre as RGInt de Minas Gerais, mesmo havendo uma alteração na variável comparativa do IDHM.

Em 2000, um total de 197 municípios formou agrupamentos de *outliers* BAIXO-ALTO no estado, sendo que a maioria desses, 97,5%, localizava-se nas RGInt Montes Claros, Teófilo Otoni, Governador Valadares e Ipatinga. Em 2010, analisando o indicador Percentual de pessoas com 18 anos ou mais com fundamental completo da dimensão IDHM Educação, obteve-se um total de 201 municípios nessa mesma forma de agrupamento, dos quais, 97,0% se encontravam nas mesmas RGInt, no Norte de Minas, nos Vales do Jequitinhonha e Mucuri e leste de Minas Gerais.

Com esses resultados, foi possível inferir que, tanto municípios com baixos valores de Percentual de pessoas de 15 a 17 anos com fundamental completo do IDHM em 2000 quanto municípios com Percentual de pessoas de 18 anos ou mais de idade com fundamental completo do IDHM em 2010 estão fortemente correlacionados espacialmente a outros com altos valores de Taxa de analfabetismo da população de 15 anos ou mais de idade do IVS. Esses resultados corroboram que essas carências estiveram sempre presentes nas regiões Norte de Minas, Vales do Jequitinhonha e Mucuri, historicamente mais atrasadas quanto ao desenvolvimento socioeconômico.

Em outro extremo, em regiões do Triângulo, Central Mineira, Sul de Minas e parte da Zona da Mata, predominaram agrupamentos de *outliers* do tipo ALTO-BAIXO.

Em 2000, um total de 312 municípios se enquadrava nesses *outliers*, sendo que nenhum município pertencia às RGInt Montes Claros, Teófilo Otoni e Governador Valadares. No ano de 2010, trocando o indicador avaliado, esse agrupamento era composto por 276 municípios e, novamente, as RGInt de Montes Claros, Teófilo Otoni e Governador Valadares não apresentaram nenhum município nesse agrupamento.

Esses resultados denunciaram que municípios com maiores valores de Percentual de pessoas de 15 a 17 anos com fundamental completo do IDHM em 2000, e municípios com Percentual de pessoas de 18 anos ou mais de idade com fundamental completo do IDHM em 2010 estão fortemente correlacionados espacialmente a outros com baixos valores de Taxa de analfabetismo da população de 15 anos ou mais de idade do IVS, corroborando os resultados obtidos nas análises bivariadas anteriores que mostraram essas regiões como socioeconomicamente mais favorecidas.

Pelos resultados referentes à menor correlação espacial dos indicadores das dimensões correspondentes, constatou-se que essa ocorrera entre as variáveis Percentual de pessoas de 15 a 17 anos com fundamental completo do IDHM em 2000 e municípios com Percentual de pessoas de 18 anos ou mais de idade com fundamental completo do IDHM em 2010, ambos em relação à Taxa de analfabetismo da população de 15 anos ou mais de idade do IVS, tanto em 2000 quanto em 2010.

A Figura 47 apontou, em 2000, o *I* de Moran global bivariado entre essas variáveis de 0,009, ante o esperado de -0,0012, escore *z* de 1,0189, e valor *p* 0,156. Dado o baixo escore *z* e valor *p* encontrado  $> 0,05$ , o Índice *I* de Moran não foi estatisticamente significativo ao nível de significância de 5%, o que levou a aceitar a hipótese nula da aleatoriedade espacial do atributo. Não se pode afirmar com confiança estatística que os agrupamentos formados não são mero fruto do acaso.

No período de 2010, o *I* de Moran foi de -0,026, contra o esperado de -0,0012, escore *z* -3,0545, e valor *p* 0,001. A Estatística de Moran global mostrou fraca correlação com valor próximo ao valor esperado de aleatoriedade e pequeno escore *z*. Uma quantidade elevada de 577 municípios Não Significativos, 67,6%, que não são diferentes, em termos estatísticos, da média das demais observações, evidenciou pouca formação espacial de *clusters* e/ou *outliers*.

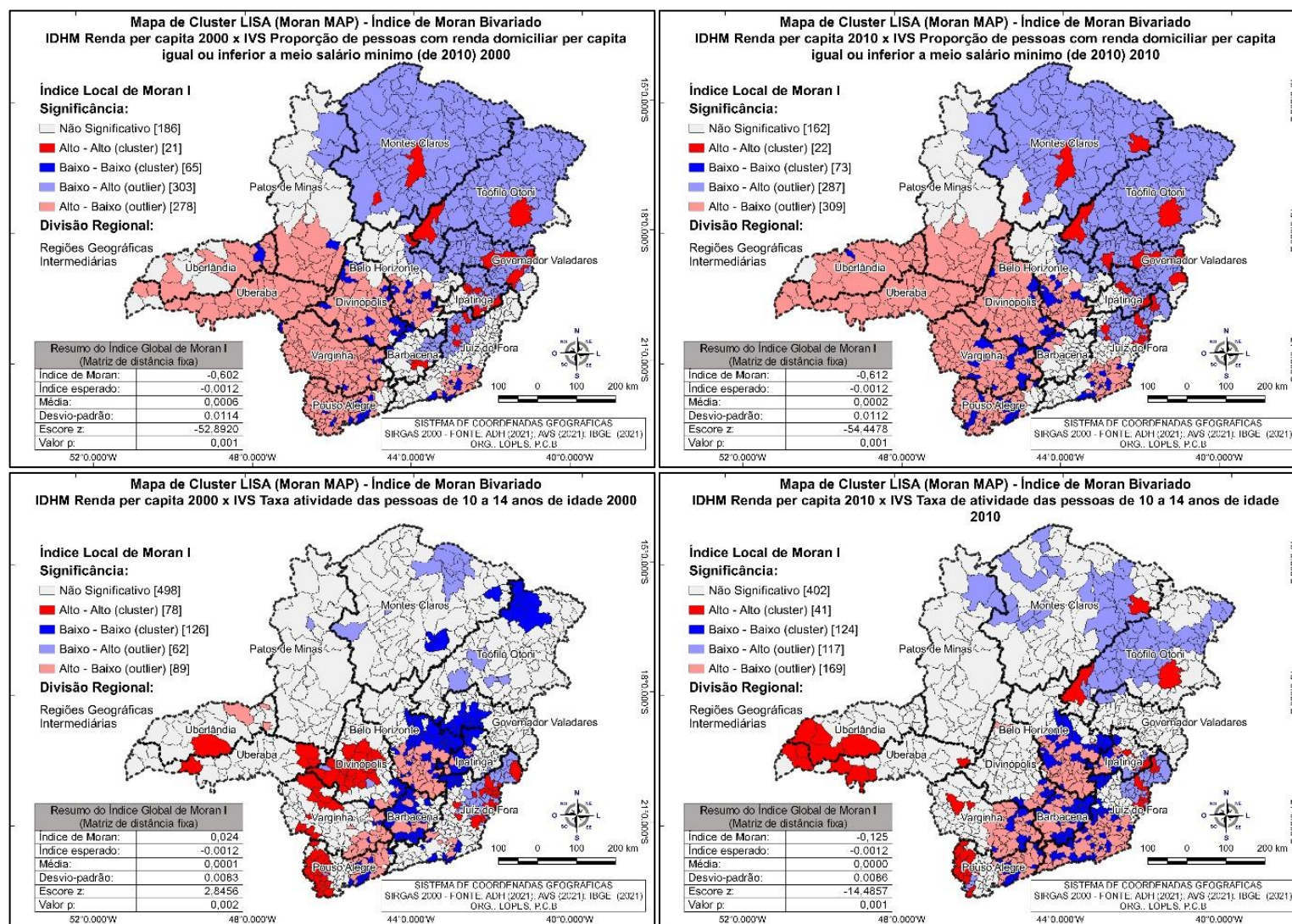
Pela estatística de Moran global, a correlação espacial entre essas variáveis é tida como fraca e somente por meio da estatística local foi possível detectar, em pequena proporção, a formação de *clusters* do tipo ALTO-ALTO e/ou BAIXO-BAIXO,

e *outliers* BAIXO-ALTO e/ou ALTO-BAIXO. Logo, em virtude da fraca correlação do Índice *I* de Moran, infere-se que há pouca influência entre essas variáveis no espaço.

Analisando o conjunto dos indicadores das últimas dimensões comparadas, IDHM Renda vs IVS Renda e Trabalho, tanto em 2000 quanto em 2010, a maior correlação espacial encontrada do Índice *I* de Moran bivariado foi da relação Renda *per capita* do IDHM vs Proporção de pessoas com renda domiciliar *per capita* igual ou inferior a meio salário mínimo (de 2010) do IVS. A menor correspondência, nos mesmos períodos, ocorreu entre as variáveis Renda *per capita* do IDHM vs Taxa de atividade das pessoas de 10 a 14 anos de idade do IVS.

De acordo com a Figura 48, verifica-se a formação de *clusters* e *outliers*, bem como a ausência deles de acordo com os regimes espaciais da correlação dos indicadores simples de cada dimensão dos respectivos índices.

**Figura 48** – Mapa de *clusters* e *outliers* LISA de maior e menor correlação de indicadores simples do IDHM Longevidade vs IVS Infraestrutura Urbana - Minas Gerais 2000 e 2010



Fonte: ADH (2021); AVS (2021). Org.: LOPES, P.C.B.



Referente aos resultados da maior correlação espacial negativa, o Índice *I* de Moran bivariado de Renda *per capita* do IDHM vs Proporção de pessoas com renda domiciliar *per capita* igual ou inferior a meio salário mínimo (de 2010) do IVS apresentou, em 2000, o valor de -0,602, ante o esperado de -0,0012, z escore no valor de -52,8920, e valor p 0,001. Em 2010, os valores sofreram um pequeno acréscimo, sendo o *I* de Moran de -0,612, contra o esperado de -0,0012, z escore -54,4478, e valor p de 0,001. Resultados de altos valores do *I* de Moran, escores z elevados e baixos valores de p, para ambos os períodos, rejeitaram a hipótese de distribuição aleatória espacial dos dados e identificou, de mesma forma que anteriores, formações predominantes de *outliers* espaciais do tipo BAIXO-ALTO e ALTO-BAIXO, bem como a existência, em menor escala, de *clusters* ALTO-ALTO e BAIXO-BAIXO.

A formação dos regimes espaciais de *outliers* são opostos entre as RGInt de Minas Gerais, evidenciando grandes diferenças entre as regiões dentro de um mesmo estado. Em 2000, 303 municípios formaram agrupamentos de *outliers* BAIXO-ALTO, sendo que a maioria desses, 79,9%, localizava-se nas RGInt Montes Claros, Teófilo Otoni, Governador Valadares e Ipatinga, e com 32 municípios na RGInt Juiz de Fora. Em 2010, o agrupamento do tipo BAIXO-ALTO passou a ser composto por 287 municípios, sendo que 82,9% se encontravam nas mesmas RGInt, no Norte de Minas e nos Vales do Jequitinhonha e Mucuri, além de um aumento para 37 o número de municípios na RGInt Juiz de Fora.

Assim, pelos dados apresentados, percebe-se espacialmente que municípios com baixos valores de Renda *per capita* estão altamente correlacionados e formando agrupamentos de *outliers* com municípios com alta Proporção de pessoas com renda domiciliar *per capita* igual ou inferior a meio salário mínimo (referência 2010). Essa correlação parece estar, em quase totalidade dos casos, condicionada às regiões de menor desenvolvimento no estado mineiro.

Em outro extremo, nas regiões do Triângulo, Central Mineira, Sul de Minas e uma parte da Zona da Mata mineira, predominaram agrupamentos de *outliers* do tipo ALTO-BAIXO. No período de 2000, 278 municípios se enquadravam nesses *outliers*, e, em 2010, esse número saltou para 309, em que a grande maioria, em ambos os períodos, concentrava-se nas RGInt Belo Horizonte, Juiz de Fora, Varginha, Pouso Alegre, Uberaba, Uberlândia, Patos de Minas e Divinópolis. As RGInt Montes Claros, Teófilo Otoni, Governador Valadares e Ipatinga não apresentaram nenhum município formando agrupamento ALTO-BAIXO.

Logo, esses resultados evidenciaram ocorrências semelhantes aos comparativos de outros indicadores já destacados. Especialmente, municípios onde predominam altos valores de Renda *per capita* tendem a estar altamente correlacionados e formando agrupamentos de *outliers* com municípios com valores baixos de Proporção de pessoas com renda domiciliar *per capita* igual ou inferior a meio salário mínimo (referência 2010), mostrando que, de fato, há uma divisão dentro do estado como os resultados obtidos nas análises bivariadas anteriores.

Prosseguindo na análise, destaca-se também a menor correlação entre os indicadores das dimensões avaliadas. Essa ocorrência se deu entre as variáveis Renda *per capita* do IDHM vs Taxa de atividade das pessoas de 10 a 14 anos de idade do IVS. Esse fato ocorreu nos mesmos indicadores tanto no ano de 2000 quanto em 2010.

A Figura 48 mostra que, em 2000, o *I* de Moran global bivariado entre essas variáveis foi de 0,024, ante o esperado de -0,0012, escore *z* de 2,8456 e valor *p* de 0,002. O valor positivo do *I* de Moran indica uma relação de similaridade e regimes espaciais de formação de *clusters* ALTO-ALTO e/ou BAIXO-BAIXO. Apesar de o *I* de Moran estar próximo a zero, indicando uma correlação espacial global tida como fraca, e o valor do escore *z* ser pequeno, o valor *p* apresentado de 0,002 é significativo estatisticamente e rejeita a hipótese de aleatoriedade espacial dos dados.

No ano de 2010, o *I* de Moran foi de -0,125, ante o esperado de -0,0012, escore *z* -14,4857, e valor *p* 0,001, também estatisticamente significativo e rejeitando a hipótese nula de aleatoriedade espacial dos dados. Diferente do valor do Índice *I* de Moran de 2000, em 2010, o valor foi negativo, indicando uma dissimilaridade e, portanto, a formação de *outliers* do tipo BAIXO-ALTO e/ou ALTO-BAIXO.

Foi observado também que a Estatística de Moran global mostrou fraca correlação em 2000, com valores próximos ao valor esperado de aleatoriedade e pequenos escores *z*. Assim, uma quantidade elevada de municípios Não Significativos, 58,4%, ficou evidenciada, uma vez que esses municípios não são diferentes, em termos estatísticos, da média dos demais observados. Em 2010, também houve essa ocorrência, em uma proporção menor, de 47,1%, tendo em vista que o *I* de Moran se mostrou mais significativo.

Apurados os resultados, constatou-se que há menor influência entre essas variáveis no espaço. Por meio da estatística do *I* de Moran local, foi possível detectar regimes espaciais locais, sendo importante destacar a maior formação de *clusters*

ALTO-ALTO e BAIXO-BAIXO em 2000 e, em contrapartida, os agrupamentos mais evidenciados de *outliers* BAIXO-ALTO e ALTO-BAIXO em 2010, tendo em vista a inversão dos valores dessa estatística entre os períodos estudados.

Como resultado de análise, a aplicação da estatística espacial bivariada do Índice  $I$  de Moran global e local possibilitou a visualização dos regimes espaciais formados pelos indicadores simples das dimensões do IDHM e do IVS no estado de Minas Gerais nos períodos estudados. As análises bivariadas dos indicadores simples tiveram um papel importante por evidenciarem a maior e menor correlação entre o painel de indicadores de cada dimensão e, assim, tornaram possível avaliar de forma mais individualizada a influência espacial que um indicador de um índice pode exercer sobre o outro.

## 7 Considerações Finais

O objetivo da presente dissertação foi analisar a espacialização do Índice de Desenvolvimento Humano Municipal (IDHM) e do Índice de Vulnerabilidade Social (IVS), suas dimensões e indicadores, nos municípios das Regiões Geográficas Intermediárias de Minas Gerais, verificando a existência ou não de padrões de associação espacial, nos anos 2000 e 2010.

Para tanto, dentro do propósito da presente pesquisa, foi tomada como premissa a primeira lei da geografia enunciada por Tobler (1970, p. 236) “todas as coisas são parecidas, mas coisas mais próximas se parecem mais que coisas mais distantes.”. Como instrumentos de análise, utilizou-se a Análise Exploratória de Dados Espaciais (AEDE) para conhecer o conjunto de dados estudado e suas possíveis distribuições e, complementarmente, por meio da aplicação da estatística espacial do Índice *I* de Moran global e local, verificou-se a existência de autocorrelação espacial univariada e correlação bivariada dos índices, bem como padrões de associação espacial evidenciados pelos agrupamentos locais de distribuição espacial.

A análise espacial no estudo da Ciência Geográfica foi de fundamental importância para o alcance dos objetivos desta pesquisa, visto que, conforme Rosa (2011, p. 276), “A análise espacial está obrigatoriamente associada à Geografia, corresponde o estudo da distribuição espacial de qualquer fenômeno, à procura de padrões espaciais.”

O desenvolvimento socioeconômico dicotômico em Minas Gerais suscitou a busca pelo entendimento desta ocorrência. A utilização do IDHM, que objetiva retratar o grau de desenvolvimento humano, complementado pelo IVS que busca apresentar o nível de vulnerabilidade social das populações foi fundamental para o estudo. A espacialização dos dados do IDHM e do IVS dos municípios evidenciou agrupamentos opostos dentro do estado de Minas Gerais. Complementarmente, a análise espacial mostrou uma polarização causada pelas grandes diferenças socioeconômicas dos municípios entre as regiões.

Por meio dos mapeamentos produzidos, o Índice *I* de Moran local permitiu identificar muito claramente os padrões espaciais para o IDHM e o IVS, assim como para suas dimensões e indicadores simples. Os resultados obtidos pela pesquisa insinuam que há interações espaciais expressivas nos indicadores analisados, tanto de forma univariada quanto bivariada. Notou-se na pesquisa que os padrões espaciais

de *clusters* e *outliers*, de forma geral, permaneceram muito semelhantes nos períodos analisados, demonstrando a perpetuação das discrepâncias do desenvolvimento socioeconômico entre as regiões.

Os mapas produzidos a partir do Índice *I* de Moran local aplicado ao IDHM e IVS evidenciaram uma espacialização de contrários em Minas Gerais. Mostraram de forma bastante clara aglomerações de *clusters* ALTO-ALTO do IDHM e suas dimensões, e BAIXO-BAIXO do IVS e suas dimensões, localizados predominantemente nas regiões Sul de Minas, Central Mineira e Triângulo Mineiro, caracterizando assim essas regiões com melhor desenvolvimento humano e menor vulnerabilidade social.

Noutro extremo, *clusters* BAIXO-BAIXO do IDHM e suas dimensões, e ALTO-ALTO-ALTO do IVS e suas dimensões, predominaram no Norte de Minas, Vales do Jequitinhonha e Mucuri, e Região Leste do estado, evidenciando que essas regiões sofrem com baixo desenvolvimento humano e maior vulnerabilidade social. São regiões historicamente menos favorecidas socioeconomicamente e que demandam, assim, a aplicação de políticas públicas que possam sanar ou, pelo menos, atenuar tais carências.

De forma análoga, a estatística espacial evidenciou as desigualdades locais nas regiões marcadas pelas formações de *outliers* ALTO-BAIXO e BAIXO-ALTO, formando uma espécie de ilhas de municípios cujos indicadores apresentaram valores contrários aos seus vizinhos. Esse fato ocorreu em praticamente todos os índices analisados, tanto de forma univariada quanto bivariada.

A estatística espacial bivariada, por meio do LISA bivariado, aplicada ao cruzamento de indicadores simples que compõem o IDHM e o IVS, mostrou que em algumas circunstâncias não há correlação significativa entre eles ao serem analisados individualmente. Em outras, pode haver uma sobreposição de indicadores, o que sugere que pode haver uma substituição por outro indicador capaz de evidenciar outra ocorrência socioeconômica.

O LISA bivariado entre IDHM vs IVS e suas respectivas dimensões evidenciou de forma bastante clara a correlação oposta entre esses, como utilizado anteriormente na metáfora “uma espécie de negativo de filme fotográfico”. Os dados apontaram que os municípios com maiores IDHM (melhor desenvolvimento humano) estão próximos e agrupados a outros com baixos IVS (menor vulnerabilidade social) e, por outro lado, revelou que municípios com menores IDHM (pior desenvolvimento humano) estão

próximos e, conseqüentemente, associados a outros com altos valores de IVS (maior vulnerabilidade social), o que apresenta situações socioeconômicas dicotômicas entre as regiões do estado. Mostrou também os *outliers*, que são municípios que destoam dos seus vizinhos nos agrupamentos, sendo visualizados como ilhas dentro das regiões, evidenciando que há disparidades locais.

O estudo por meio da espacialização dos indicadores sugere que desenvolvimento humano e vulnerabilidade social sofrem influência um em relação ao outro. A partir do que os dados nos dizem, pode-se inferir que a melhoria nas políticas públicas voltadas aos temas apresentados pelos índices e suas dimensões tendem a surtir efeitos positivos nos conceitos sociais indicados. No entanto, ficou evidenciado que ainda assim o desenvolvimento socioeconômico não acontece de forma igual para todos, perpetuando as diferenças regionais e muitas vezes locais, ocultadas pela análise meramente superficial dos indicadores.

É importante salientar que o gestor de políticas públicas, o analista, o pesquisador, ao utilizarem esses índices, devem-se ater ao fato de que os indicadores devem ser observados em conjunto com o conceito social que originou a sua demanda ou utilização. A boa prática do uso de indicadores sociais em políticas públicas requer que a quantificação mensurada pelos indicadores não seja dissociada do contexto socioeconômico o qual ele se propõe medir ou indicar.

Os dados estatísticos, de modo geral, podem ser de difícil interpretação. Quando é possível os espacializar e os transformar em mapas, tornam-se mais intuitivas a interpretação e a observação na busca por eventuais padrões. A combinação de diferentes grupos de dados, como nos índices estudados, pode ser capaz de potencializar a análise do espaço geográfico, tornando-se uma ferramenta importante para o desenvolvimento e monitoramento de políticas públicas.

O presente trabalho pode ser interpretado como um passo inicial, a partir do qual podem ser desenvolvidos outros estudos com intuito de aprofundar nas análises das componentes espaciais e suas influências no espaço geográfico. Caracterizar de forma qualitativa os dados quantificados, de forma a buscar obter respostas para as ocorrências observadas, pode ser um potencial para o avanço da pesquisa numa perspectiva futura. Pode-se buscar a investigação de outros índices ou indicadores, de maneira univariada e/ou bivariada, na tentativa de compreender as formações dos regimes espaciais e suas distribuições. Como desdobramentos futuros desta pesquisa, considera-se também a necessidade de buscar e entender os fatores

socioeconômicos capazes de influenciar tanto o IDHM quanto o IVS e de que maneira esses fatores variam nas regiões de Minas Gerais.

## Referências

ABRANTES, Vera Lucia Cortes. O IBGE e a formação da nacionalidade: território, memória e identidade em construção. **Anais do ANPUH**, 2007.

ADH - **Atlas do Desenvolvimento Humano no Brasil**, 2021. Disponível em: <http://www.atlasbrasil.org.br/ranking>. Acesso em: 10 set. 2021.

ANDRADE, Ana Lúcia et al. Introdução à Estatística Espacial para Saúde Pública. **Capacitação e atualização em geoprocessamento em saúde**. Brasília: Fiocruz, v. 3, 2007.

ALMEIDA, Eduardo. **Econometria espacial**. Campinas–SP. Alínea, 2012.

ANSELIN, Luc; SYABRI, Ibnu; SMIRNOV, Oleg. Visualizing multivariate spatial correlation with dynamically linked windows. In: **Regional Economics Applications Laboratory (REAL)**. University of Illinois, Urbana-Champaign, IL. 2002.

ANSELIN, L. **Spatial Econometrics: Methods and Models**. Springer Science & Business Media Dordrecht, 1988.

ANSELIN, L. Local indicators of spatial association – LISA. **Geographical Analysis**, vol. 27 (2), pp. 93-115, 1995.

ARCMAP. **What is a z-score? What is a p-value?** 2021. Disponível em: <https://desktop.arcgis.com/en/arcmap/latest/tools/spatial-statistics-toolbox/what-is-a-z-score-what-is-a-p-value.htm>. Acesso em: 10 set. 2021.

AVS - Atlas da Vulnerabilidade Social no Brasil. 2021. Disponível em: <http://ivs.ipea.gov.br/index.php/pt/planilha>. Acesso em: 10 abr. 2020.

BARBOSA, Isabelle Ribeiro; GONÇALVES, Ruana Clara Bezerra; SANTANA, Reginaldo Lopes. Mapa da vulnerabilidade social do município de Natal-RN em nível de setor censitário. **Journal of Human Growth and Development**, v. 29, n. 1, p. 48-56, 2019.

BARRETO, José. O programa da OCDE para a elaboração de indicadores sociais. **Análise Social**, p. 629-643, 1978.

BARROS, Samarane Fonseca de Souza. Da Zona da Mata/MG à Região Geográfica Intermediária de Juiz de Fora/MG: Continuidades e Descontinuidades nas Propostas de Regionalização do IBGE. **Caminhos de Geografia**, v. 22, n. 80, p. 15-33, 2021.

BERNARDES, Renan Serenini. **Análise espacial da produtividade de café em Minas Gerais (2002-2017)**. 2019. 67 fs. Dissertação (mestrado em Estatística Aplicada e Biometria) UNIFAL/Universidade Federal de Alfenas. Varginha, 2019. Disponível em: <http://bdtd.unifal-mg.edu.br:8080/bitstream/tede/1407/5/Disserta%C3%A7%C3%A3o%20de%20Renan%20Serenini%20Bernardes.pdf>. Acesso em: 16 jul. 2021.



BEZZI, Meri Lours. **Região**: uma (re) visão historiográfica: da gênese aos novos paradigmas. Editora UFSM, 2004. 292p.

BOUDEVILLE, Jacques-R. **Os espaços econômicos**. São Paulo: Difel, 1973.

BRUM NETO, Helena. Brasil: Perspectivas de Desenvolvimento Regional no século XXI. **Formação (On-line)**, v. 1, n. 15, 2008.

BOSCARIOL, Renan Amabile. **Região e regionalização no Brasil**: uma análise segundo os resultados do índice de desenvolvimento humano municipal (IDHM). 2017.

BUSSO, Gustavo. Vulnerabilidad social: nociones e implicancias de políticas para Latinoamérica a inicios del siglo XXI. **Informe de la reunión de expertos**: Seminario internacional sobre las diferentes expresiones de la vulnerabilidad social en América Latina y el Caribe, 2001.

BUSSO, Gustavo. Pobreza, exclusión y vulnerabilidad social. Usos, limitaciones y potencialidades para el diseño de políticas de desarrollo y de población. In: **VIII Jornadas Argentinas de Estudios de Población (AEPA)**. Tandil: Buenos Aires, p. 1-39, 2005.

CÂMARA, G. et al. Análise espacial e geoprocessamento. In: DRUCK, S.; CARVALHO, M. S.; CÂMARA, G.; MONTEIRO, A. M. V. **Análise espacial de dados geográficos**. Brasília, DF: Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária Brasília, v. 2, cap. 1. 2004a.

CÂMARA, G. et al. Análise espacial e geoprocessamento. In: DRUCK, S.; CARVALHO, M. S.; CÂMARA, G.; MONTEIRO, A. M. V. **Análise espacial de áreas**. Brasília, DF: Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária Brasília, v. 2, cap. 5. 2004b.

CÂMARA, Gilberto; MEDEIROS, José Simeão de. Modelagem de dados em geoprocessamento. **Sistemas de Informação Geográfica**: aplicações na agricultura (ED Assad & EE Sano, eds). EMBRAPA, Brasília, p. 47-66, 2005.

CANÇADO, Taynara Candida Lopes; SOUZA, Rayssa Silva de; CARDOSO, Cauan Braga da Silva. Trabalhando o conceito de vulnerabilidade social. In: **Anais do 19º Encontro Nacional de Estudos Populacionais**. Nov 24-28; São Pedro. São Paulo: ABEP; 2014.

CASTEL, Robert. La dynamique des processus de marginalisation: de la vulnérabilité à la désaffiliation. **Cahiers de recherche sociologique**, n. 22, p. 11-27, 1994.

CHRISTOFOLETTI, Antônio. As características da nova geografia. **Geografia**, p. 3-33, 1976.

COMIM, Flavio et al. Relatório do Desenvolvimento Humano Brasil 2009/2010. **Valores e Desenvolvimento Humano**. 2010.

CONTEL, Fabio Betioli. As divisões regionais do IBGE no século XX (1942, 1970 e 1990). **Terra Brasilis (Nova Série). Revista da Rede Brasileira de História da Geografia e Geografia Histórica**, n. 3, 2014.

CORRÊA, Roberto Lobato. Espaço: um conceito-chave da Geografia. In: CASTRO, Iná Elias de; GOMES, Paulo Cesar da Costa; CORRÊA, Roberto Lobato (Orgs.). **Geografia: conceitos e temas**. 2. ed. Rio de Janeiro: Bertrand Brasil, 2000.

CORRÊA, Roberto Lobato. **Região e organização espacial**. 7. ed. 3. impressão. São Paulo: Editora Ática. 2003. 93p.

CORRÊA, Roberto Lobato. **Trajetórias Geográficas**. 3. ed. Rio de Janeiro: Editora Bertrand Brasil. 2005. 304p.

COSTA, Marco Aurélio; MARGUTI, Bárbara Oliveira. **Atlas da vulnerabilidade social nos municípios brasileiros**. 2015.

COSTA, Marco Aurélio; MARGUTI, Bárbara Oliveira; PIRANI, Nikolas de Camargo. **O Território em índices: a experiência do Ipea na construção do Índice de Vulnerabilidade Social (IVS) e a possibilidade de novos olhares sobre diferentes escalas do território**. 2016.

COSTA, Marco Aurélio et al. **Vulnerabilidade Social no Brasil: conceitos, métodos e primeiros resultados para municípios e regiões metropolitanas brasileiras. Texto para Discussão**, 2018.

CUTTER, Susan L. Vulnerability to environmental hazards. **Progress in human geography**, v. 20, n. 4, p. 529-539, 1996.

DALTO, Karla Karoline Soares; PIRES, Mônica Moura; AGUIAR, Paulo César Bahia. Desenvolvimento como Liberdade no Brasil. **Sociedade & Natureza**, v. 33, 2021.

DINIZ, Alexandre Magno Alves; BATELLA, Wagner Barbosa. O Estado de Minas Gerais e suas regiões: um resgate histórico das principais propostas oficiais de regionalização. **Sociedade & Natureza**, v. 17, n. 33, p. 59-77, 2005.

DRUCK, Suzana et al. **Análise espacial de dados geográficos**. Brasília: Embrapa, 2004.

FJP - Fundação João Pinheiro. Informativo FJP. **Divisão Regional de Minas Gerais**. n.1 – Belo Horizonte: FJP, 2019. Disponível em: <http://www.bibliotecadigital.mg.gov.br/consulta/verDocumento.php?iCodigo=56300&codUsuario=0>. Acesso em: 10 set. 2020.

FJP. Fundação João Pinheiro – Informativo FJP. **Contas Regionais: PIB dos Municípios**. v2, n12. 16 de dezembro de 2020. 2020. Disponível em: [http://novosite.fjp.mg.gov.br/wp-content/uploads/2020/09/16.12\\_Inf\\_CCR\\_PIBMunic\\_2018.pdf](http://novosite.fjp.mg.gov.br/wp-content/uploads/2020/09/16.12_Inf_CCR_PIBMunic_2018.pdf). Acesso em: 10 jul. 2021.

FJP - Fundação João Pinheiro. **Regiões Geográficas Intermediárias de Minas Gerais**. 2021. Disponível em: <http://fjp.mg.gov.br/regioes-geograficas-intermediarias-de-minas-gerais/>. Acesso em: 10 out. 2021.

FOTHERINGHAM, A. S., BRUNSDON, C. e CHARLTON, M. **Geographically weighted regression – the analysis of spatially varying relationships**. Chichester, West Sussex, England: John Wiley & Sons, LTD, 2002.

GALVÃO, Marília Velloso; FAISSOL, Speridião. A Divisão Regional da Década de 1940: suas Características e Fundamentos. **Revista Brasileira de Geografia**, Rio de Janeiro, v.31, n.4, p.181-218, out./dez. 1969.

GeoDa (2020). An Introduction to Spatial Data Science. **GeoDa**. Disponível em: <https://geodacenter.github.io/>. Acesso em: 30 dez. 2020.

GOMES, Paulo César da Costa. O conceito de região e sua discussão. In: CASTRO, I. E. (org.). **Geografia: conceitos e temas**. Rio de Janeiro: Bertrand Brasil, 2. ed., 2000.

GOODCHILD, Michael F. et al. Toward spatially integrated social science. **International Regional Science Review**, v. 23, n. 2, p. 139-159, 2000.

GUIMARÃES, Fábio de Macedo Soares. Divisão Regional do Brasil. **Revista Brasileira de Geografia**. v3, n. 2. abril/junho 1941. Disponível em: [https://biblioteca.ibge.gov.br/visualizacao/periodicos/115/rbg\\_1941\\_v3\\_n2.pdf](https://biblioteca.ibge.gov.br/visualizacao/periodicos/115/rbg_1941_v3_n2.pdf). Acesso em: 20 jan. 2021.

GUIMARÃES, José Ribeiro Soares; JANNUZZI, Paulo de Martino. IDH, indicadores sintéticos e suas aplicações em políticas públicas. Uma análise crítica. **Revista Brasileira de Estudos Urbanos e Regionais (RBEUR)**, v. 7, n. 1, p. 73-90, 2005.

HAQ, Mahbub Ul. **Reflections on human development**. New York: Oxford University Press, 1995.

HAINING, Robert P.; HAINING, Robert. **Spatial data analysis: theory and practice**. Cambridge university press, 2003.

HAESBAERT, Rogério. Regiões transfronteiriças e redes 'brasileiras' no Mercosul. **Unbral Fronteiras**, 2015. Disponível em: <http://www.observatoriogeograficoamericalatina.org.mx/egal8/Geografiasocioeconomica/Geografiaregional/04.pdf>. Acesso em: 20 jan. 2021.

HERINGER, Livia Maciel. **Uma visão do Desenvolvimento Humano no Brasil frente aos Relatórios do Programa das Nações Unidas para o Desenvolvimento**. 2016. 136 f. Dissertação (Mestrado) UFSCAR/Universidade Federal de São Carlos. Socoraba, 2016. Disponível em: <http://www.ppgec.ufscar.br/pesquisa/dissertacoes-1/dissertacoes-2016/LviaMacielHeringereconomia.pdf>. Acesso em 01 jul. 2021.

IBGE. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. **Divisão do Brasil em Microrregiões Homogêneas 1968**. Rio de Janeiro: Ministério do Planejamento e Coord. Geral/Fundação IBGE. 1970. 564p. Disponível em: [https://biblioteca.ibge.gov.br/visualizacao/livros/liv\\_13891.pdf](https://biblioteca.ibge.gov.br/visualizacao/livros/liv_13891.pdf). Acesso em: 20 jan. 2021.

IBGE. Divisão do Brasil em mesorregiões homogêneas. **Sinopse Estatística do Brasil**, Rio de Janeiro: IBGE, v. 5, p. 27-43, 1977. Disponível em: [https://biblioteca.ibge.gov.br/visualizacao/periodicos/146/se\\_1977\\_v5.pdf](https://biblioteca.ibge.gov.br/visualizacao/periodicos/146/se_1977_v5.pdf). Acesso em: 20 jan. 2021.

IBGE. Divisão do Brasil em mesorregiões e microrregiões geográficas. Rio de Janeiro: IBGE, 1990. v. 1. Título da capa: **Divisão regional do Brasil em mesorregiões e microrregiões geográficas**. Disponível em: [https://biblioteca.ibge.gov.br/visualizacao/livros/liv2269\\_1.pdf](https://biblioteca.ibge.gov.br/visualizacao/livros/liv2269_1.pdf). Acessado em: 14 ago. 2020.

IBGE. **Divisão regional do Brasil em regiões geográficas imediatas e regiões geográficas Intermediárias** – Coordenação de Geografia – Rio de Janeiro, RJ. 2017. Disponível em: <https://biblioteca.ibge.gov.br/visualizacao/livros/liv100600.pdf>. Acesso em 21 abr. 2021.

IBGE. **Divisão Regional do Brasil**. Disponível em: <https://www.ibge.gov.br/geociencias/organizacao-do-territorio/divisao-regional/15778-divisoes-regionais-do-brasil.html?=&t=acesso-ao-produto>. Acesso em: 20 jan. 2021.

IBGE. **Cidades**. 2021. Disponível em: <https://cidades.ibge.gov.br/brasil/mg/panorama>. Acesso em: 10 jul. 2021.

IBGE. **Sistema IBGE de Recuperação Automática (SIDRA)**. Tabela 5938: Produto interno bruto a preços correntes, impostos, líquidos de subsídios, sobre produtos a preços correntes e valor adicionado bruto a preços correntes total e por atividade econômica, e respectivas participações. 2021a. Disponível em: <https://sidra.ibge.gov.br/tabela/5938>. Acesso em: 10 jul. 2021.

IBGE. **Sistema IBGE de Recuperação Automática (SIDRA)**. Tabela 6579: População residente estimada. 2021b. Disponível em: <https://sidra.ibge.gov.br/tabela/6579>. Acesso em: 10 jul. 2021.

IPEA. Questões do desenvolvimento: medindo o bem-estar das populações. **Revista Desafios do Desenvolvimento**. n. 55, ano 7. outubro/novembro 2009.

JANNUZZI, Paulo de Martino. Considerações sobre o uso, mau uso e abuso dos indicadores sociais na formulação e avaliação de políticas públicas municipais. **Revista de Administração Pública**, v. 36, n. 1, p. 51 a 72-51 a 72, 2002.

JANNUZZI, Paulo de Martino. Indicadores para diagnóstico, monitoramento e avaliação de programas sociais no Brasil. **Revista do Serviço Público**, v. 56, n. 2, p. 137-160, 2005.

JANNUZZI, Paulo de Martino. **Indicadores sociais no Brasil: conceitos, fontes de dados e aplicações.** Campinas, SP; Alínea; 3. Ed., 2. reimp. Campinas, SP; Alínea; 2006. 141 p.

JANNUZZI, Paulo de Martino; BARRETO, Rafael Siqueira; SOUSA, Marconi Fernandes de. Monitoramento e Avaliação do Desenvolvimento Humano: a insensibilidade do Índice de Desenvolvimento Humano às políticas de desenvolvimento social. **Revista Brasileira de Avaliação**, v. 5, p. 60-79, 2013.

KAYANO, Jorge; CALDAS, Eduardo de Lima. **Indicadores para o diálogo.** Instituto Pólis, 2002.

KAZTMAN, Rubén et al. **Activos y estructuras de oportunidades:** estudios sobre las raíces de la vulnerabilidad social en Uruguay. 1999.

KAZTMAN, Rubén. Notas sobre la medición de la vulnerabilidad social. **En: Quinto Taller Regional sobre la Medición de la Pobreza: Métodos y Aplicaciones:** documentos presentados-LC/R. 2026-2000-p. 275-301, 2000.

LE GALLO, Julie; ERTUR, Cem. **Exploratory Spatial Data Analysis of the distribution of regional per capita GDP in Europe, 1980-1995.** 2000.

LENCIONI, Sandra. **Região e geografia.** Edusp, 1999.

LibreOffice (2020). The Document Foundation. **LibreOffice.** Disponível em: <https://www.libreoffice.org/>. Acesso em: 15 mar. 2021.

LOBO, Carlos; MATOS, R. E. S. Desenvolvimento humano: o embate entre os conceitos de crescimento econômico, sustentabilidade ambiental e as liberdades constitutivas e instrumentais de Sen. **Revista Debates Latinoamericano de Estudios Avanzados**, v. 9, p. 1, 2011.

LUZARDO, Antonio José Rocha; CASTAÑEDA FILHO, Rafael March; RUBIM, Igor Brum. Análise espacial exploratória com o emprego do Índice de Moran. **GEOgraphia**, v. 19, n. 40, p. 161-179, 2017.

MACHADO, João Guilherme Rocha; PAMPLONA, João Batista. A ONU e o desenvolvimento econômico: uma interpretação das bases teóricas da atuação do PNUD. **Economia e Sociedade**, v. 17, p. 53-84, 2008.

MAGNAGO, Angélica Alves. A divisão regional brasileira – uma revisão bibliográfica. **Revista Brasileira de Geografia**. v57, n. 4. outubro/dezembro 1995. Disponível em: [https://biblioteca.ibge.gov.br/visualizacao/periodicos/115/rbg\\_1995\\_v57\\_n4.pdf](https://biblioteca.ibge.gov.br/visualizacao/periodicos/115/rbg_1995_v57_n4.pdf). Acesso em: 20 jan. 2021.

MANCERO, Xavier. **La medición del desarrollo humano:** elementos de un debate. Naciones Unidas Comisión Económica para América Latina y el Caribe (CEPAL), 2001.

MAJEROVÁ, Ingrid. Comparison of old and new methodology in human development and poverty indexes: A case of the least developed countries. **Journal of Economics Studies and Research**, v. 2012, p. 1, 2012.

MARANDOLA JR, Eduardo; HOGAN, Daniel Joseph. Vulnerabilidade e riscos: entre geografia e demografia. **Revista brasileira de estudos populacionais**, p. 29-53, 2005.

MARCONATO, Marcio et al. Análise espacial da taxa de pobreza e da população rural da região Sul do país. **Textos de Economia**, v. 18, n. 2, p. 16-40, 2015.

MARGUTI, Bárbara Oliveira; SANTOS, Rodrigo Marques dos. **Avaliação continuada da vulnerabilidade social no Brasil: impressões e primeiros resultados do índice de vulnerabilidade social (IVS) 2016-2017**. 2019.

MENDES, Wesley de Almeida, et al. Análise do Desenvolvimento humano e o contexto multidimensional. **Revista Internacional de Investigación en Ciencias Sociales**, p. 97-108, 2018.

MENEZES, Daiane Boelhouwer; POSSAMAI, Ana Júlia. Desenvolvimento humano e bem-estar urbano nas Regiões Metropolitanas brasileiras. **Prêmio Atlas Do Desenvolvimento Humano No Brasil**, p. 137, 2015.

MESSNER, Steven F. et al. The Spatial Patterning of County Homicide Rates: An Application of Exploratory Spatial Data Analysis1. **Journal of Quantitative Criminology**, v. 15, n. 4, 1999.

MONTEIRO, Simone Rocha da Rocha Pires. O marco conceitual da vulnerabilidade social. **Sociedade em Debate**, v. 17, n. 2, p. 29-40, 2011.

MORAN, Patrick AP. The interpretation of statistical maps. **Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological)**, v. 10, n. 2, p. 243-251, 1948.

MOSER, Caroline O. N. Confronting crisis: a comparative study of household responses to poverty and vulnerability in four poor urban communities. **Environmentally Sustainable Development Studies and Monographs Series**, n. 8. The World Bank, 1996.

MOSER, Caroline O. N. The asset vulnerability framework: reassessing urban poverty reduction strategies. **World Development**, v. 26, n. 1, p. 1-19, 1998.

NAHAS, Maria Inês Pedrosa. Indicadores intra-urbanos como instrumentos de gestão da qualidade de vida urbana em grandes cidades: discussão teórico-metodológica. **Qualidade de vida, planejamento e gestão urbana: discussões teórico-metodológicas**. Rio de Janeiro: Bertrand Brasil, p. 123-153, 2009.

NEVES, Marcos C. et al. Análise exploratória espacial de dados sócio-econômicos de São Paulo. **Salvador: GIS Brasil 2000**, v. 1, n. 1, 2000.

OLIVEIRA, Flávio Gonçalves de et al. Vulnerabilidade, pobreza e a evolução do Índice de Desenvolvimento Humano Municipal (IDHM) nas Unidades de

Desenvolvimento Humano (UDHs) do Distrito Federal. **Prêmio Atlas do Desenvolvimento Humano no Brasil**, p. 35, 2015.

OLIVEIRA, Juliana Melo; LAGES, André Maia Gomes; DANTAS, Niedja Figueiredo. **Indicadores de desenvolvimento: uma resenha em construção**. 2009.

PARAHOS, Ranulfo et al. Construindo indicadores sociais: uma revisão da bibliografia especializada. **Perspectivas: Revista de Ciências Sociais**, v. 44, 2013.

PEDROSA, Breno Viotto. A recepção da teoria dos polos de crescimento no Brasil. **Terra Brasilis (Nova Série). Revista da Rede Brasileira de História da Geografia e Geografia Histórica**, n. 9, 2017.

PEDROSA, Breno Viotto. Entre Geógrafos e Economistas: Considerações Sobre a Polarização e Os Polos de Desenvolvimento Durante a Ditadura Militar no Brasil. **Revista Formação (Online)**, v. 28, n. 53, 2021.

PEDROSO, Márcia Naiar Cerdote. A pobreza e a desigualdade: uma realidade brasileira no século XXI. **Leituras de Economia Política**, p. 31. 2020.

PENHA, Eli Alves. **A criação do IBGE no contexto da centralização política do Estado Novo**. Secretaria de Planejamento, Orçamento e Coordenação, Fundação Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística, Centro de Documentação e Disseminação de Informações, 1993.

PEREIRA, Anete Marília. **Cidade média e região: o significado de Montes Claros no norte** de Minas Gerais. 2007. 351 f. Tese (Doutorado em Ciências Humanas) - Universidade Federal de Uberlândia, Uberlândia, 2007.

PEROBELLI, Fernando Salgueiro; FERREIRA, Pedro Guilherme Costa; FARIA, Weslem Rodrigues. Análise de convergência espacial no Estado de Minas Gerais: 1975-2003. **Revista Brasileira de Estudos Regionais e Urbanos**, v. 1, n. 1, 2007.

PIACENTI, Samara C. Vieceli et al. Análise espacial do VAB municipal do Paraná de 2005 a 2015. **X Seminário Internacional sobre Desenvolvimento Regional**, 2019.

POLON, Luana Caroline Künast. Espaço Geográfico: Breve discussão teórica acerca do conceito. **Revista Geográfica Acadêmica**, v. 10, n. 2, p. 82-92, 2016.

PNUD. Programa das Nações Unidas para o Desenvolvimento; IPEA. Instituto De Pesquisa Econômica Aplicada; FJP. Fundação João Pinheiro. **Índice de Desenvolvimento Humano Municipal brasileiro**. Brasília: PNUD, IPEA, FJP, 2013.

PNUD. Programa das Nações Unidas para o Desenvolvimento; IPEA. Instituto De Pesquisa Econômica Aplicada; FJP. Fundação João Pinheiro. **O novo Atlas do Desenvolvimento Humano no Brasil**. PNUD, IPEA, FJP, 2020. Disponível em: [https://1drv.ms/b/s!AuwEBH\\_xVU0YSgoFprt38hxivw5yXbQ?e=Szs8CI](https://1drv.ms/b/s!AuwEBH_xVU0YSgoFprt38hxivw5yXbQ?e=Szs8CI). Acessado em: 02 abr. 2021.

QGIS Development Team (2021). QGIS Geographic Information System. **Open Source Geospatial Foundation Project**. Disponível em: <http://qgis.osgeo.org>. Acesso em: 15 abr. 2021.

RBG. **Resolução n. 77, de 17 de julho de 1941**. Estabelece as normas a que deverá obedecer a divisão regional das unidades federadas brasileiras, para fins práticos, propõe um quadro básico de divisão e dá outras providências. *Revista Brasileira de Geografia*, Rio de Janeiro: IBGE, v. 4, n. 1, p. 221-239, jan./mar. 1942. Disponível em: [https://biblioteca.ibge.gov.br/visualizacao/periodicos/115/rbg\\_1942\\_v4\\_n1.pdf](https://biblioteca.ibge.gov.br/visualizacao/periodicos/115/rbg_1942_v4_n1.pdf). Acesso em: 20 jan. 2021.

RBG. Divisão Regional do Brasil em Regiões Urbanas Funcionais. **Revista Brasileira de Geografia**. v34, n. 1. janeiro/março de 1972a. Disponível em: [https://biblioteca.ibge.gov.br/visualizacao/periodicos/115/rbg\\_1972\\_v34\\_n1.pdf](https://biblioteca.ibge.gov.br/visualizacao/periodicos/115/rbg_1972_v34_n1.pdf). Acesso em: 20 jan. 2021.

RBG. Divisão Regional do Brasil em Regiões Urbanas Funcionais. **Revista Brasileira de Geografia**. v34, n. 3. julho/setembro de 1972b. Disponível em: [https://biblioteca.ibge.gov.br/visualizacao/periodicos/115/rbg\\_1972\\_v34\\_n3.pdf](https://biblioteca.ibge.gov.br/visualizacao/periodicos/115/rbg_1972_v34_n3.pdf). Acesso em: 20 jan. 2021.

R Core Team (2019). R: A language and environment for statistical computing. **R Foundation for Statistical Computing**, Vienna, Austria. Disponível em: <https://www.R-project.org/>. Acesso em: 1º abr. 2021.

REIS, Geraldo Antônio dos. **Federalismo e finanças municipais no Brasil: uma análise espacial**. 415 f. Tese (Doutorado) - Pontifícia Universidade Católica de Minas Gerais. Programa de Pós-Graduação em Geografia. Belo Horizonte. 2016.

REIS, Geraldo Antônio dos; ABREU, João Francisco de. Federalismo e Finanças Municipais no Brasil: Uma Análise Espacial. **Geografia**, v. 43, n. 3, 2018.

ROCHA, Luiz Eduardo Vasconcelos; CARVALHO, Tacyana. Desenvolvimento humano e convergência de renda: evidências para a região Nordeste do Brasil no período de 1991 a 2010. **Prêmio Atlas do Desenvolvimento Humano no Brasil**, p. 173, 2015.

ROSA, Roberto. Análise espacial em geografia. **Revista da ANPEGE**, v. 7, n. 01, p. 275-289, 2011.

RStudio Team (2021). RStudio: Integrated Development Environment for R. **RStudio**, PBC, Boston, MA. Disponível em: <http://www.rstudio.com/>. Acesso em: 1º abr. 2021.

ROTILI, Liane Beatriz et al. Influência do Desenvolvimento Humano e da Vulnerabilidade Social na Percepção de Migração das Gerações X e Y. **Perspectivas Contemporâneas**, v. 15, n. 3, p. 95-115, 2020.

SANTAGADA, Salvatore. Indicadores sociais: contexto social e breve histórico. **Indicadores Econômicos FEE**, v. 20, n. 4, p. 245-255, 1993.



SANTOS, Gilmar Ribeiro dos; PALES, Raíssa Cota; RODRIGUES, Sílvia Gomes. Desigualdades regionais no Brasil–1991-2010. **InterSciencePlace**, v. 1, n. 31, 2015.

SANTOS, Joelia Silva dos. Elaboração de mapas temáticos com estudantes do Ensino Médio através do QGIS. **Educitec-Revista de Estudos e Pesquisas sobre Ensino Tecnológico**, v. 5, n. 12, 2019.

SANTOS, Milton. **Por uma geografia nova: da crítica da geografia a uma geografia crítica**. São Paulo: HUCITEC, 1978.

SCANDAR NETO, Wadih João; JANNUZZI, Paulo de Martino; SILVA, Pedro Luis do Nascimento. Sistemas de indicadores ou indicadores sintéticos: do que precisam os gestores de programas sociais. **Bahia Análise & Dados**, Salvador, v. 17, n. 4, p. 1191-1201, 2008.

SCARPIN, Jorge Eduardo; SLOMSKI, Valmor. Estudo dos fatores condicionantes do Índice de desenvolvimento humano nos municípios do estado do Paraná: instrumento de controladoria para a tomada de decisões na gestão governamental. **Revista de administração pública**, v. 41, p. 909-933, 2007.

SCHUMANN, Livia Rejane Miguel Amaral; MOURA, Leides Baroso Azevedo. Índices sintéticos de vulnerabilidade: uma revisão integrativa de literatura. **Ciência & Saúde Coletiva**, v. 20, p. 2105-2120, 2015.

SEN, Amartya. **Desenvolvimento como liberdade**. Editora Companhia das letras, 2010.

SICHE, Raúl et al. Índices versus indicadores: precisões conceituais na discussão da sustentabilidade de países. **Ambiente & sociedade**, v. 10, p. 137-148, 2007.

SILVA, Julio César Félix da. Categorias analíticas da Geografia: caminhos para leitura do espaço geográfico. **Revista Diálogos**. N.14. 2015.

SILVA, Michele Lins Aracaty *et al.* **Vulnerabilidade social, fome e pobreza nas Regiões Norte e Nordeste do Brasil**. 2020.

SOLIGO, Valdecir. Indicadores: conceito e complexidade do mensurar em estudos de fenômenos sociais. **Estudos em avaliação educacional**, v. 23, n. 52, p. 12-25, 2012.

SOUZA FILHO, Antônio Maria Claret de; NATENZON, Samanta Maria. Localizando o desenvolvimento humano: municípios pobres multidimensionais no Brasil–1991-2000-2010. **Prêmio Atlas do Desenvolvimento Humano no Brasil**, p. 87, 2015.

SOUZA, Marcelo Lopes de. **Os conceitos fundamentais da pesquisa sócio-espacial**. Editora Bertrand Brasil, 2013.

TOBLER, Waldo R. A computer movie simulating urban growth in the Detroit region. **Economic geography**, v. 46, n. sup1, p. 234-240, 1970.

UNDP. United Nations Development Programme. **Human Development Reports**. Disponível em: <http://hdr.undp.org/en/global-reports>. Acesso em: 1º jul. 2021.

UNDP. UNITED NATIONS DEVELOPMENT PROGRAMME. **Human Development Report 1990: Concept and Measurement of Human**. New York: Oxford University Press, 1990.

UNDP. United Nations Development Programme. **Human Development Report. Desenvolvimento humano e condições de vida: indicadores brasileiros (RDH)**. Brasília, Set. 1998.

UNDP. United Nations Development Programme. **Human development report 2004: Cultural liberty in today's diverse world**. Human Development Report, 2004.

UNDP. United Nations Development Programme. **Human Development Report 2009. Overcoming barriers: Human mobility and development**. New York. 2009.

UNDP. United Nations Development Programme. **Human Development Report 2010. The Real Wealth of Nations - Pathways to Human Development**. New York, 2010.

UNDP. United Nations Development Programme. **Human Development Report 2020. The Next Frontier: Human Development and the Anthropocene**. New York, 2020.

**ANEXOS**

**ANEXO I**

Mapas de Significância Estatística Índice Local de Moran Univariado – LISA MAP  
Comparativo entre matrizes de ponderação  
Zona de distância fixa vs Contiguidade do tipo *Queen*

Figura 1

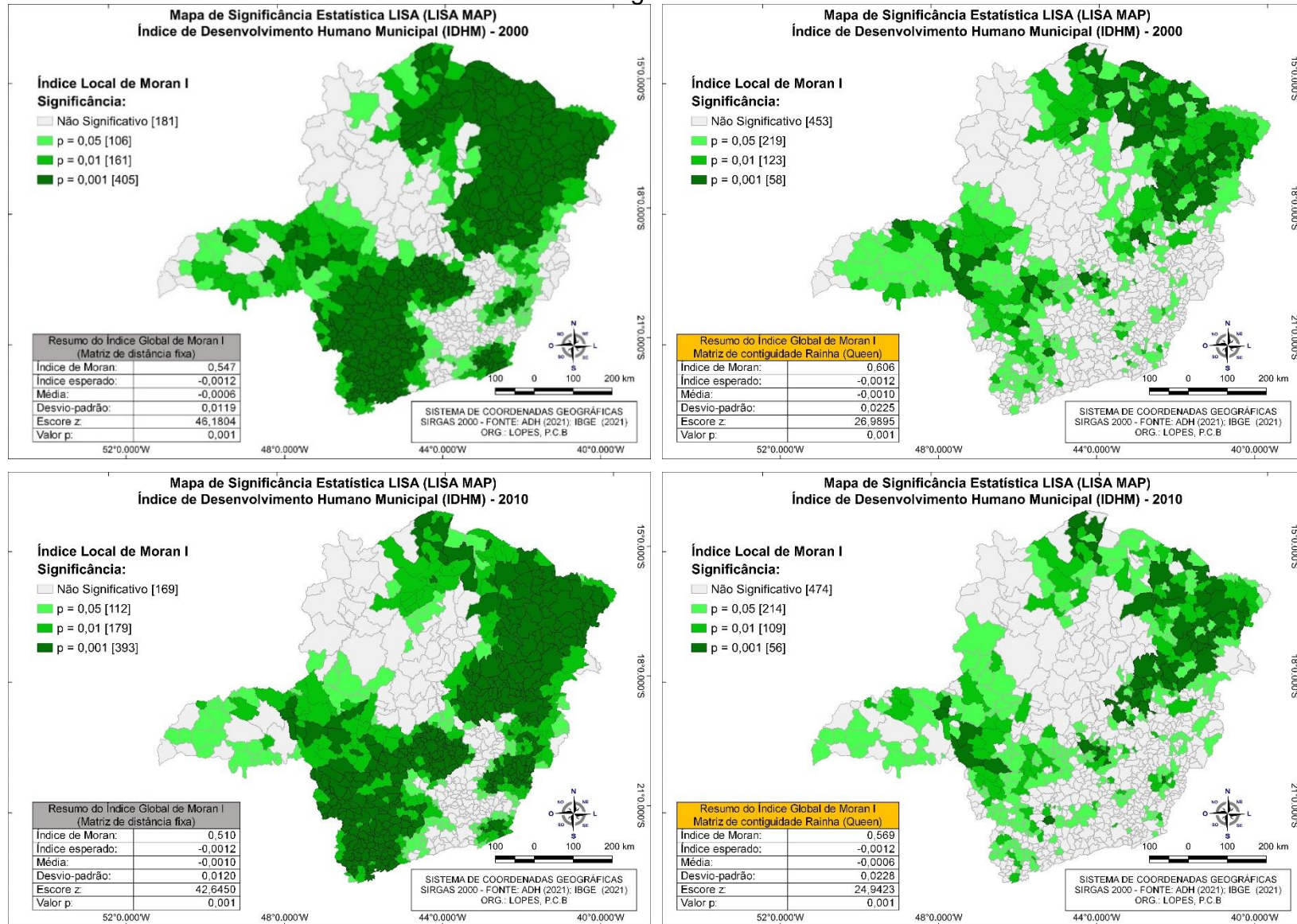


Figura 2

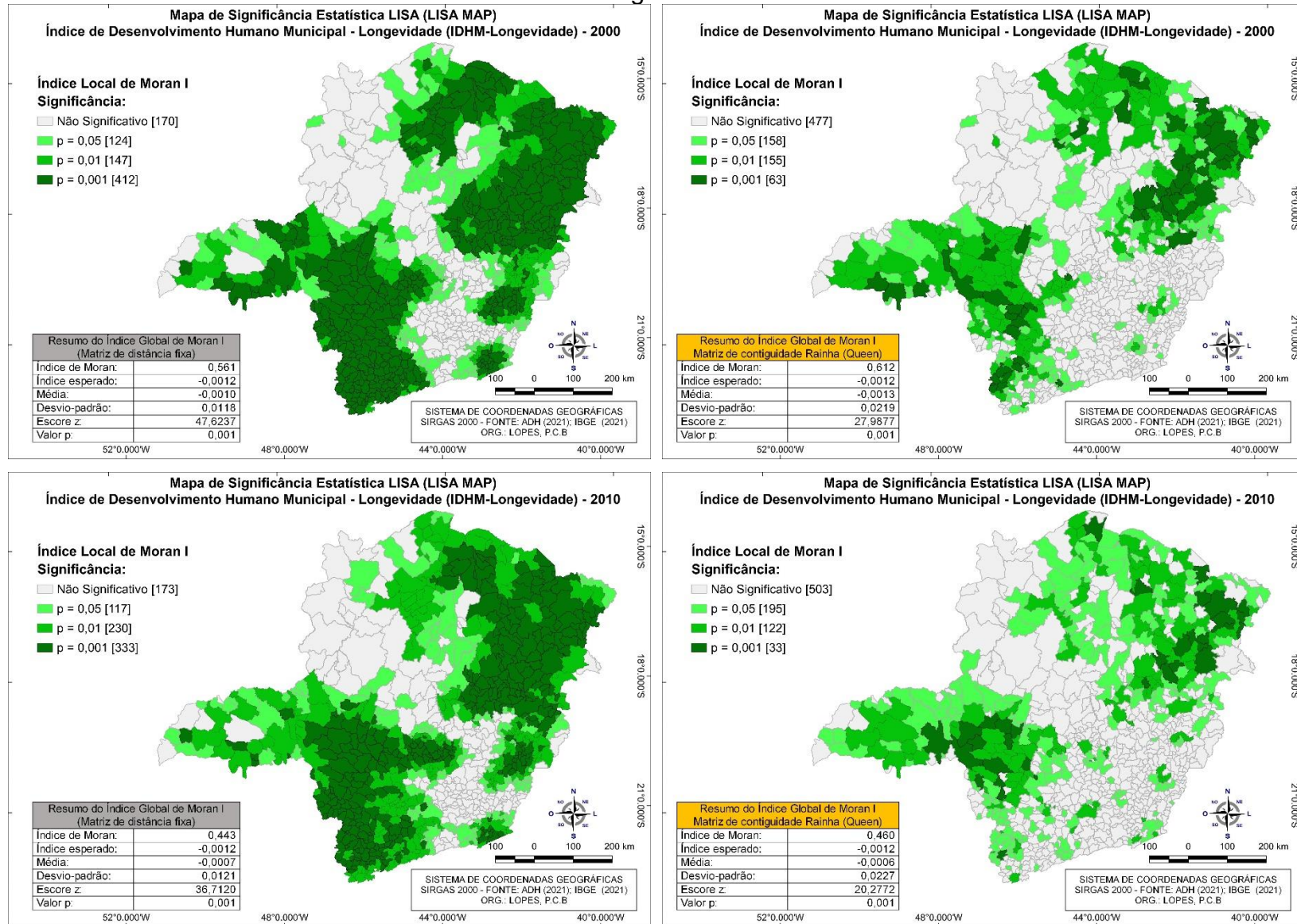


Figura 3

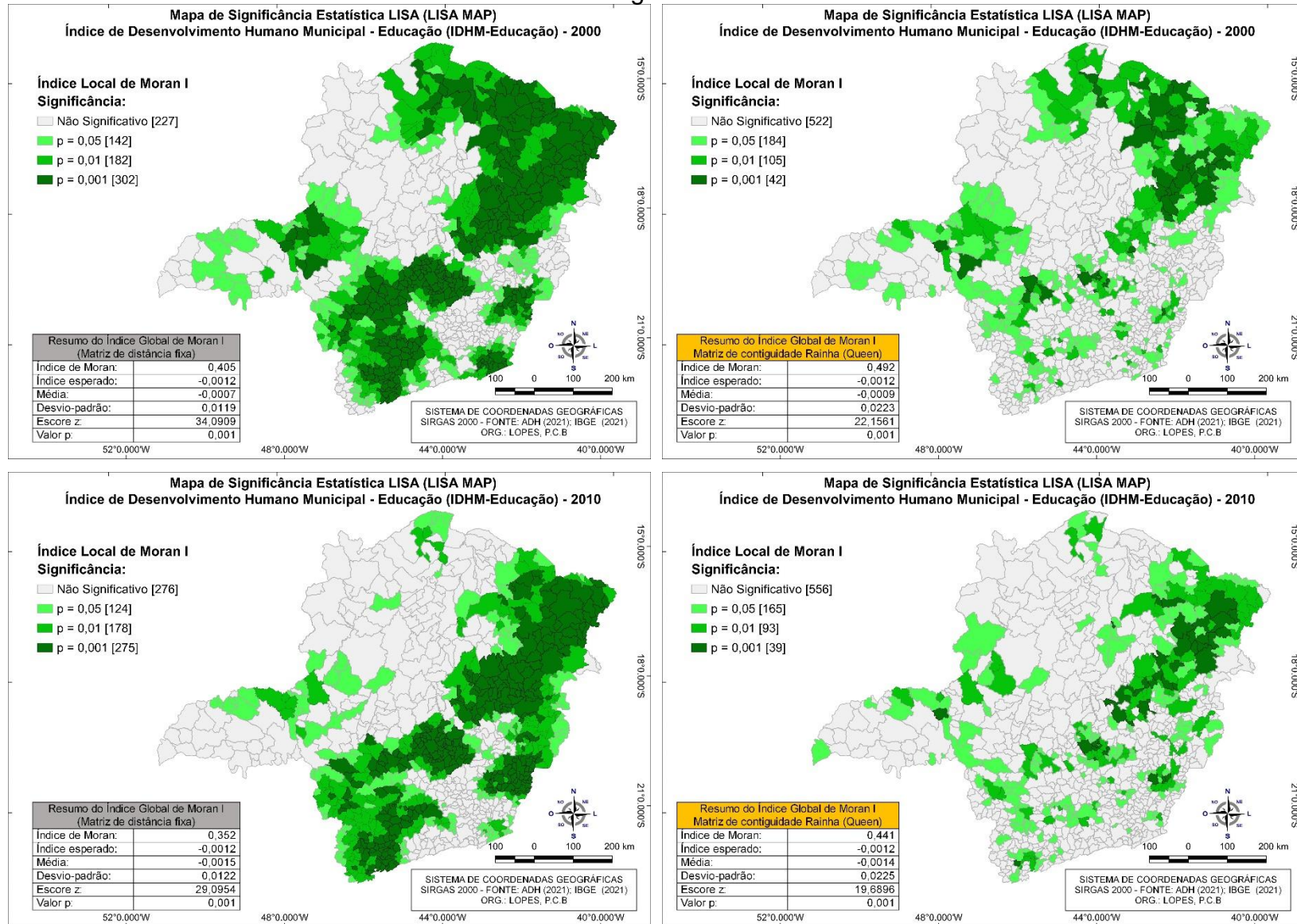


Figura 4

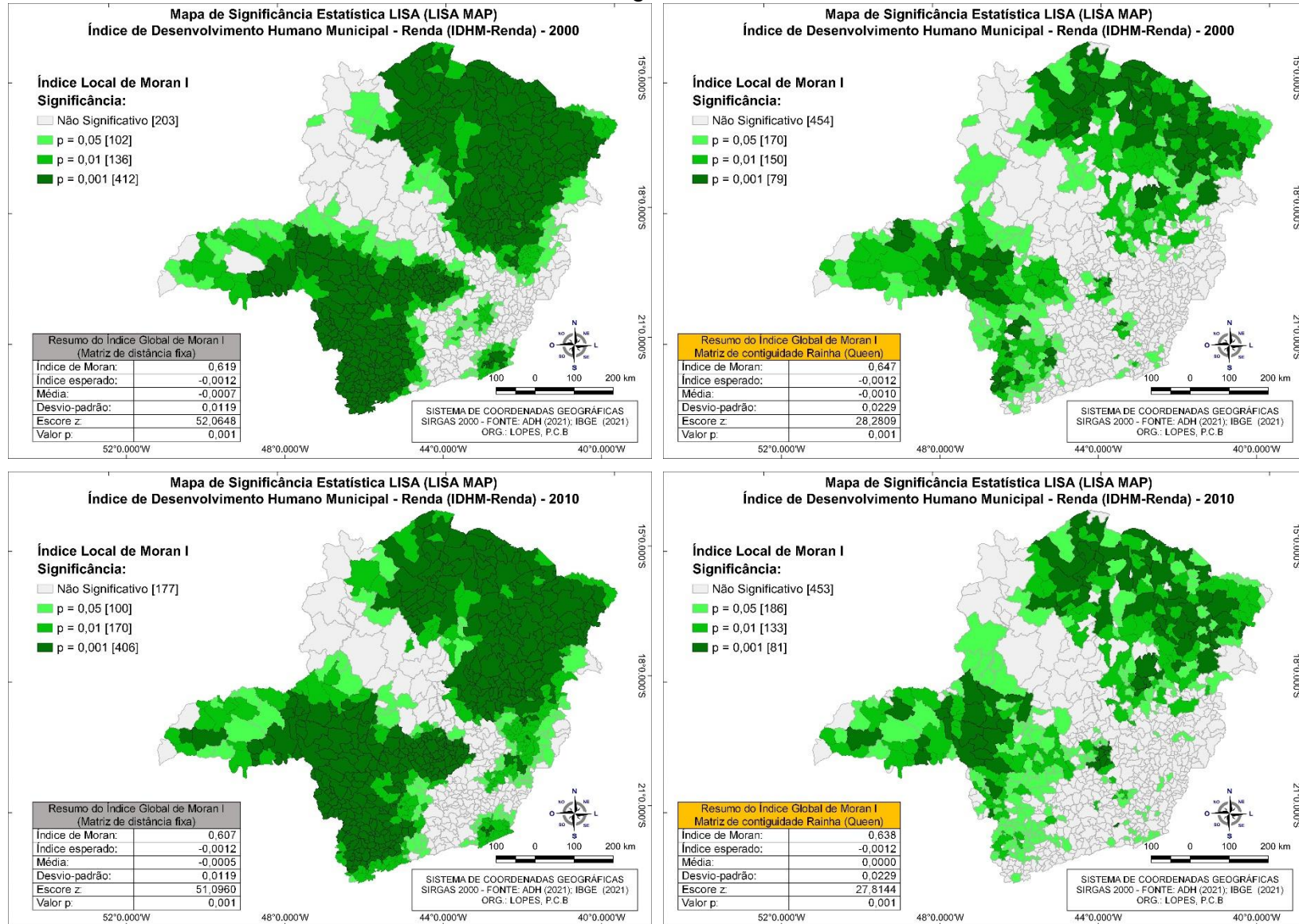




Figura 5

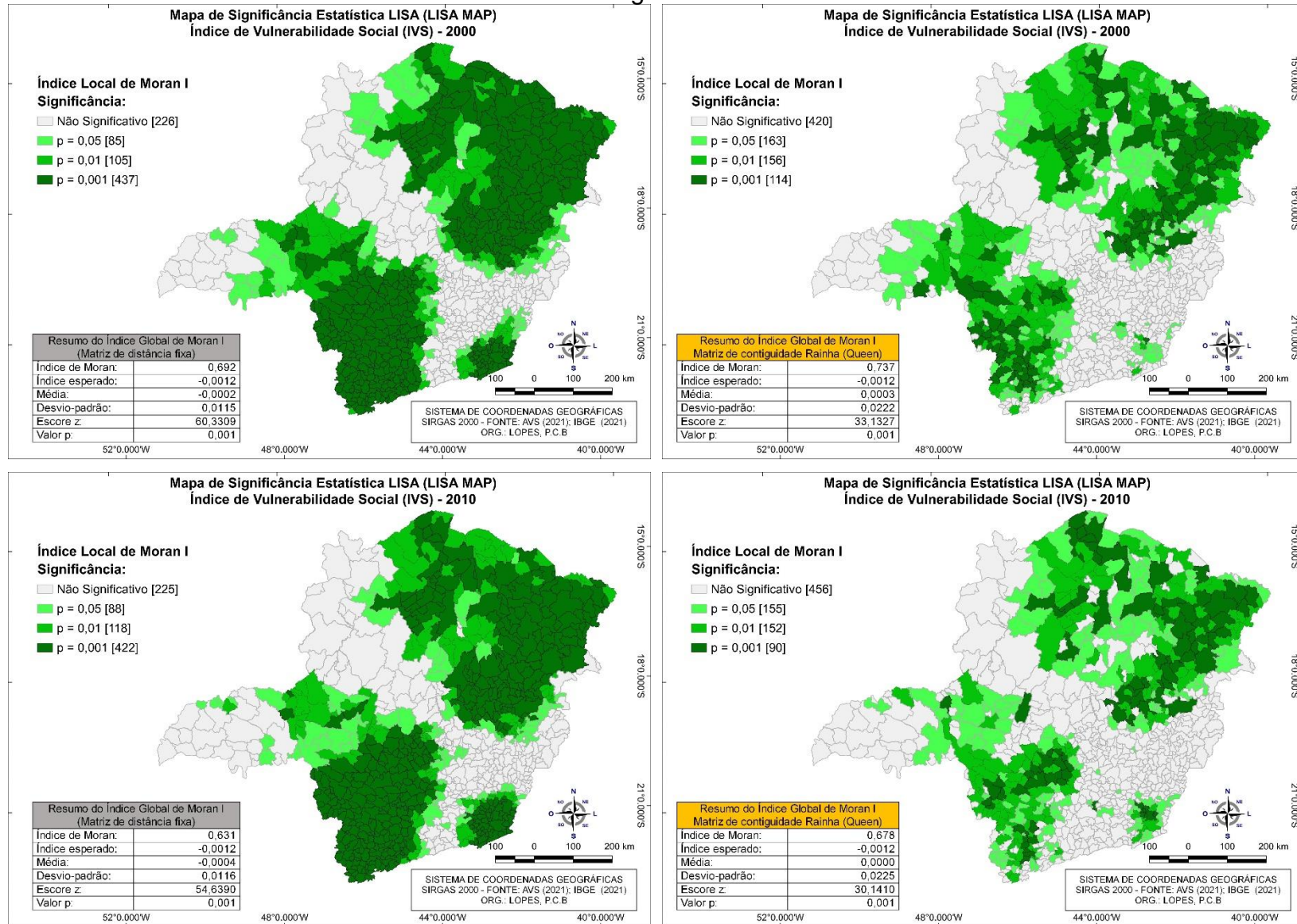


Figura 6

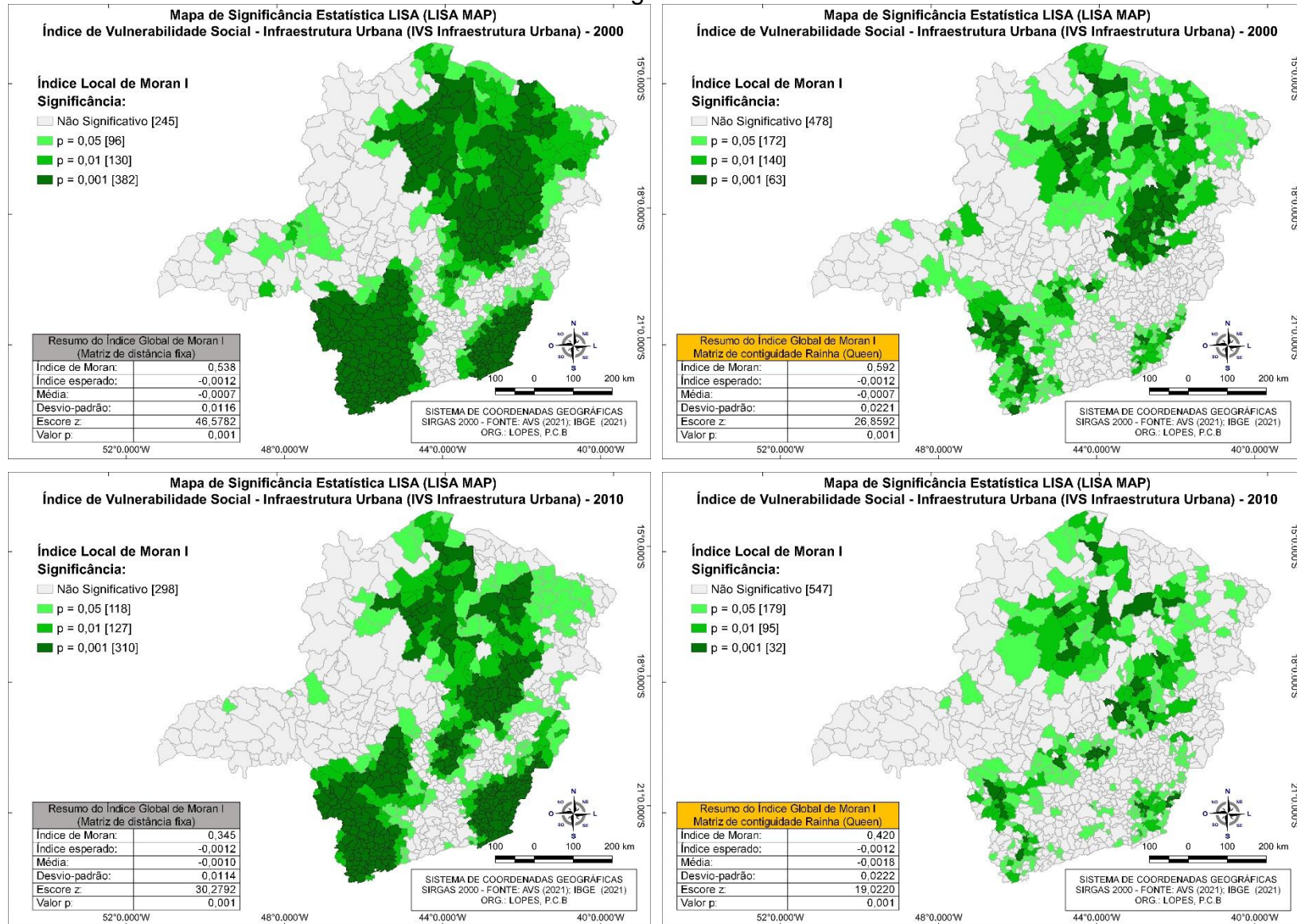


Figura 7

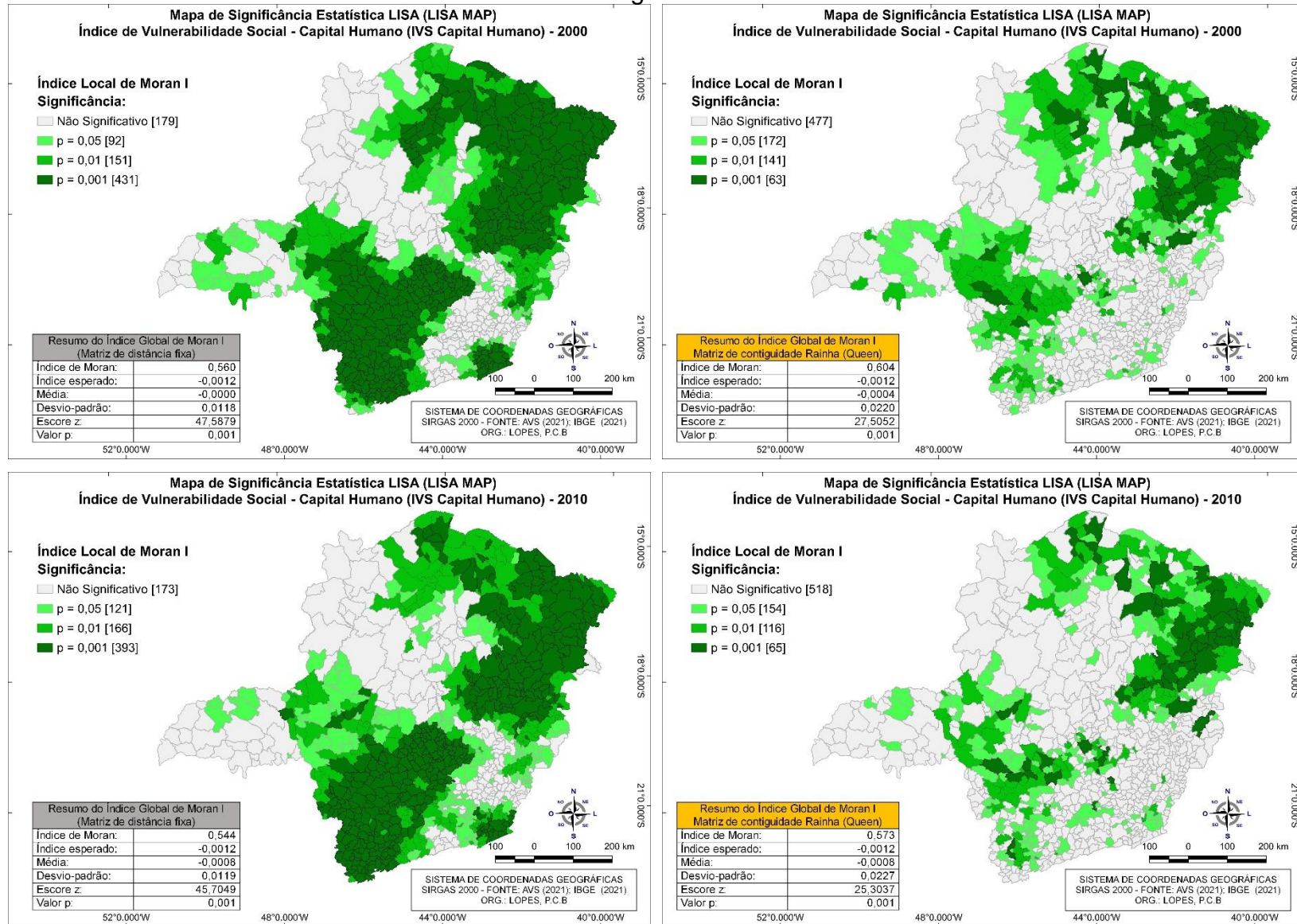
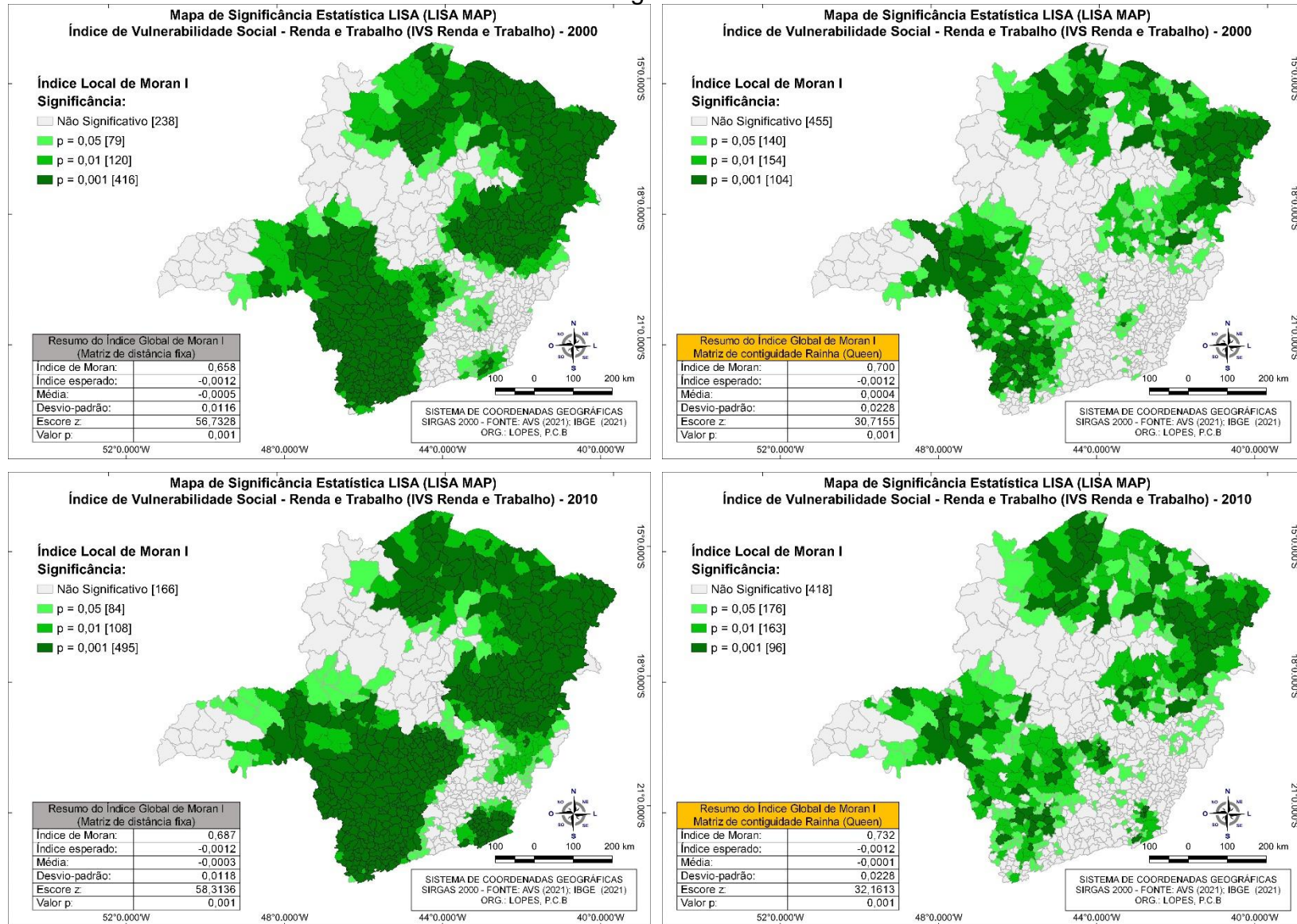


Figura 8



**ANEXO II**

Mapas de Significância Estatística Índice Local de Moran Bivariado – LISA MAP  
Comparativo entre matrizes de ponderação  
Zona de distância fixa vs Contiguidade do tipo *Queen*

Figura 1

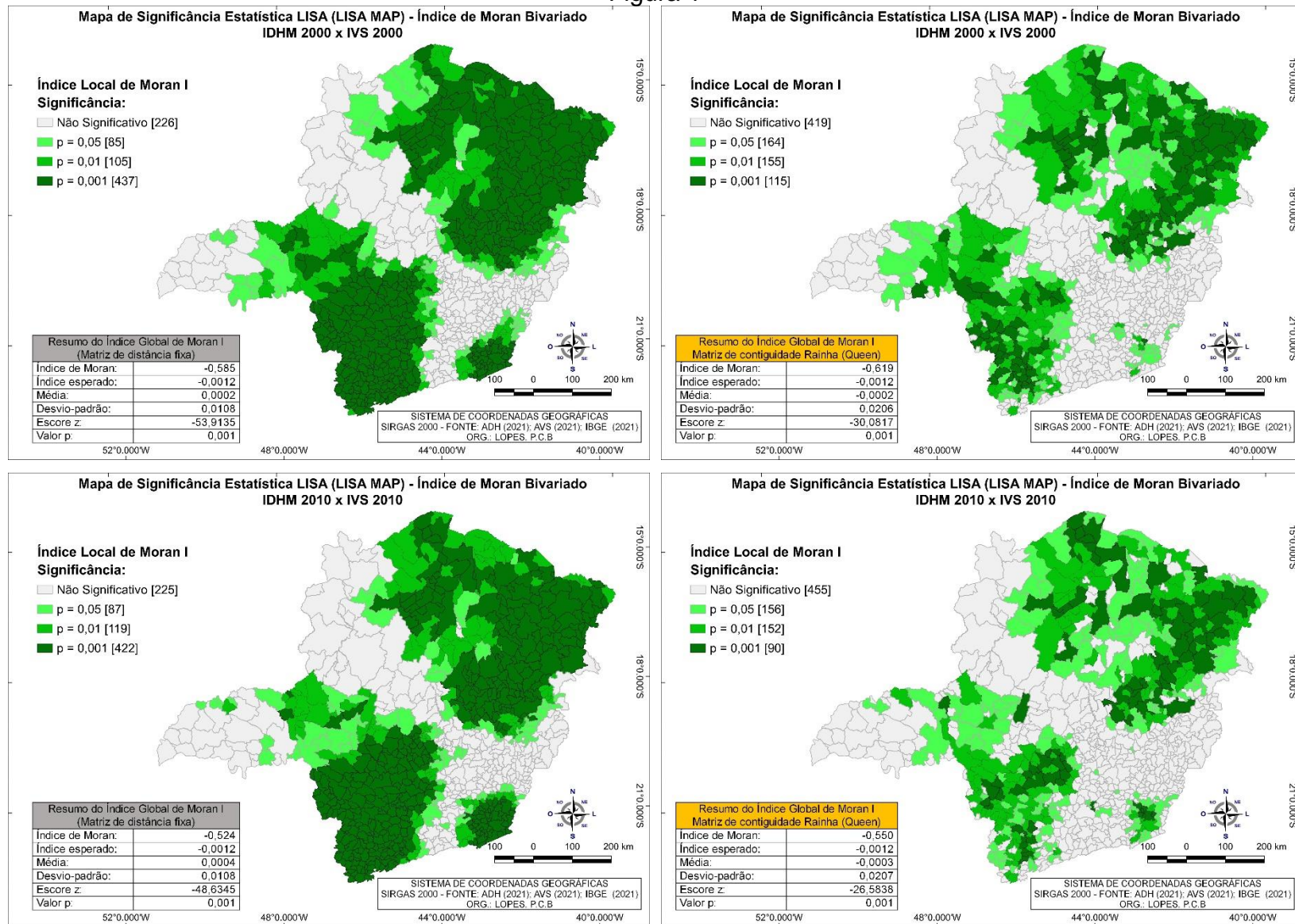


Figura 2

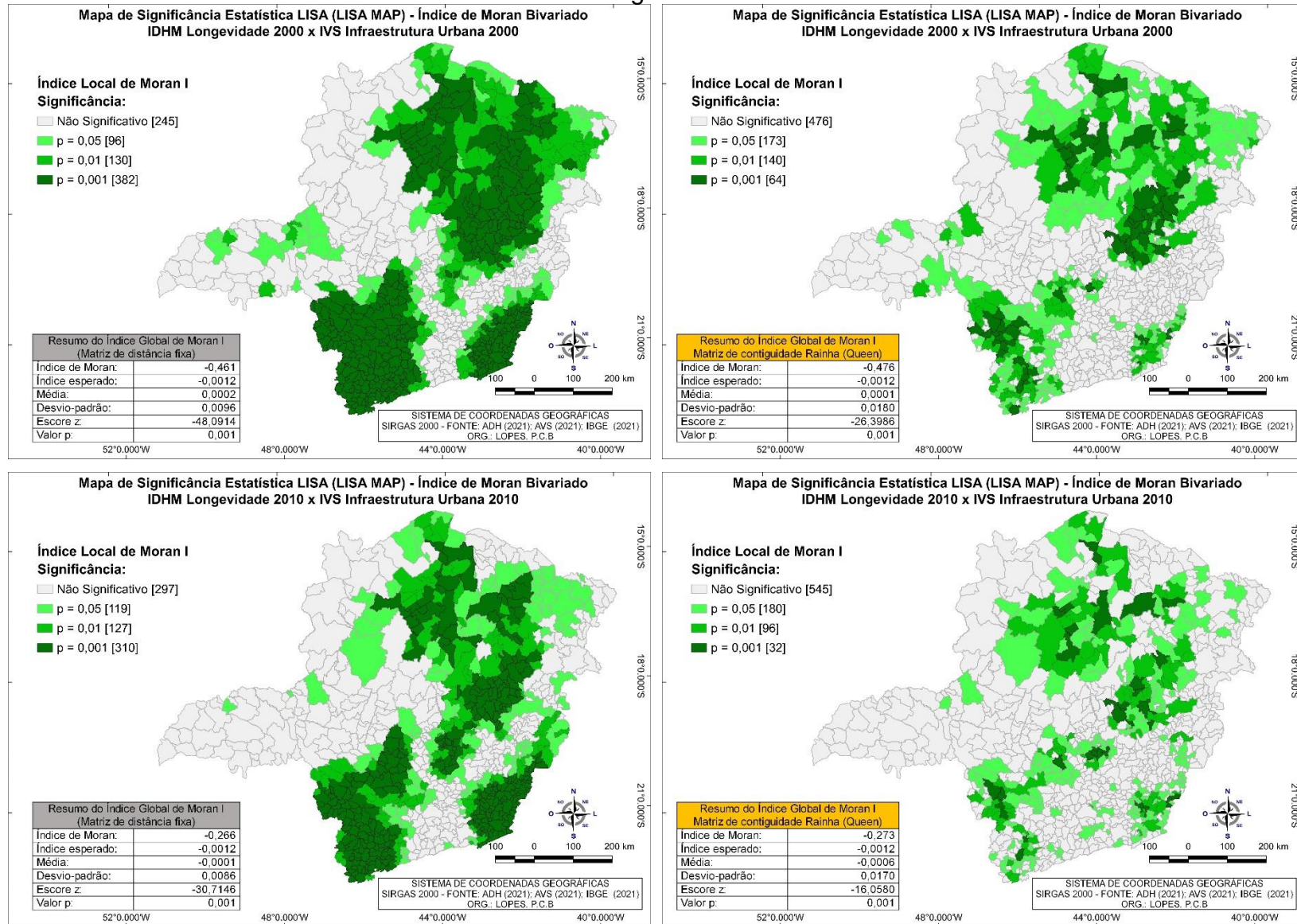


Figura 3

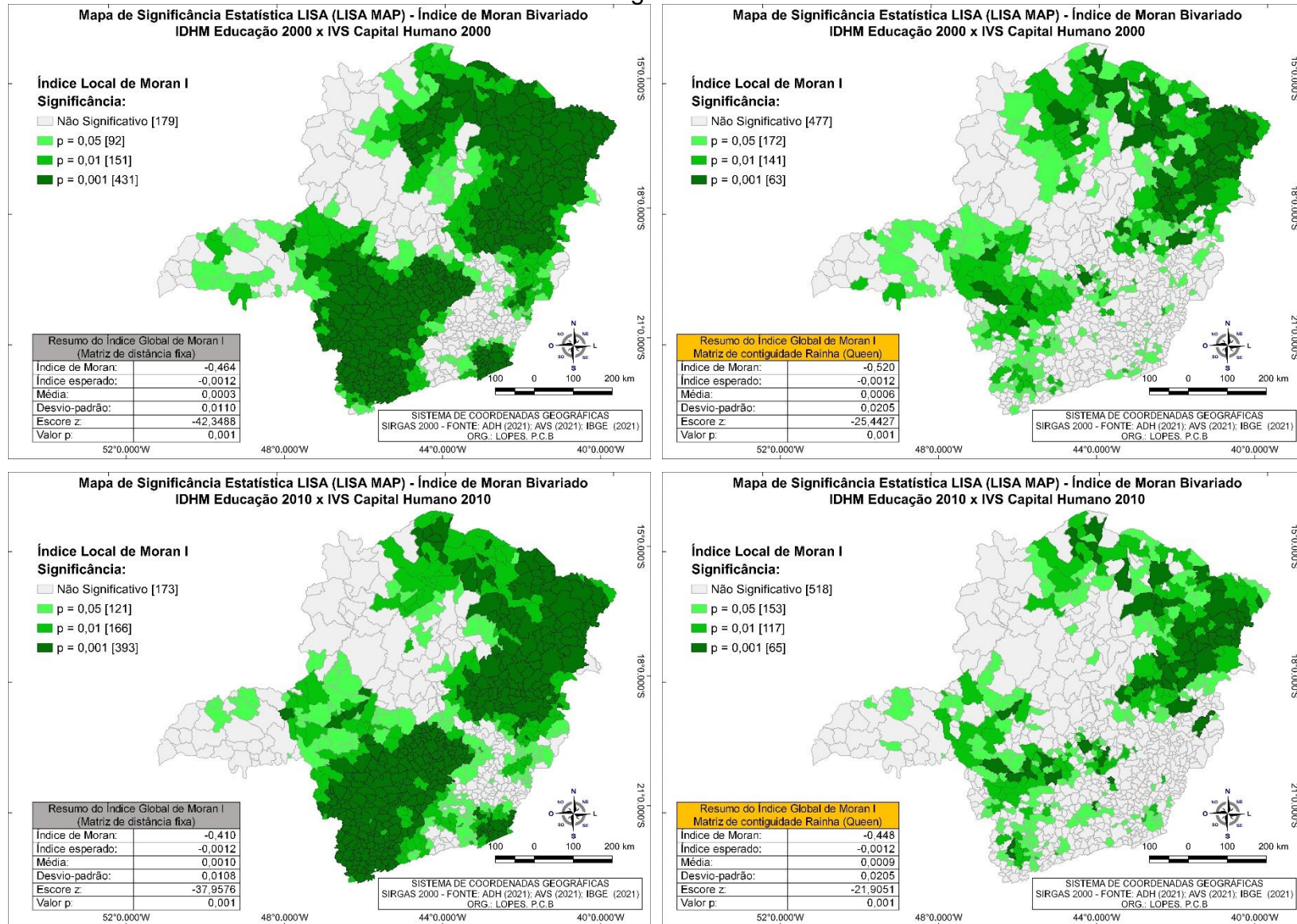




Figura 4

