



**JORGE GARCIA FILHO**

**ANÁLISE DE DADOS DE ÁREA APLICADA A  
INDICADORES DE SEGURIDADE RURAL PARA A  
CULTURA DO CAFÉ**

**LAVRAS – MG**

**2018**

**JORGE GARCIA FILHO**

**ANÁLISE DE DADOS DE ÁREA APLICADA A INDICADORES DE  
SEGURIDADE RURAL PARA A CULTURA DO CAFÉ**

Dissertação apresentada à Universidade Federal de Lavras, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Estatística e Experimentação Agropecuária para a obtenção do título de Mestre.

Prof. Dr. Marcelo Silva de Oliveira  
Orientador

**LAVRAS – MG  
2018**

**Ficha catalográfica elaborada pelo Sistema de Geração de Ficha Catalográfica da  
Biblioteca Universitária da UFLA, com dados informados pelo(a) próprio(a)  
autor(a).**

Filho, Jorge Garcia

Análise de dados de área aplicada a indicadores de  
seguridade rural para a cultura do café / Jorge Garcia  
Filho. – Lavras : UFLA, 2018.

82 p. : il.

Dissertação(mestrado acadêmico)–Universidade Federal  
de Lavras, 2018.

Orientador: Prof. Dr. Marcelo Silva de Oliveira.

Bibliografia.

1. Autocorrelação espacial. 2. Dados de área. 3.  
Seguro rural. 4. Minas Gerais. I. Oliveira, Marcelo Silva  
de. . II. Título.

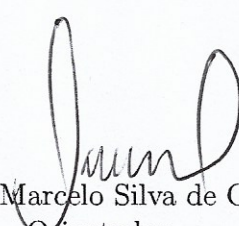
JORGE GARCIA FILHO

ANÁLISE DE DADOS DE ÁREA APLICADA A INDICADORES DE  
SEGURIDADE RURAL PARA A CULTURA DO CAFÉ

Dissertação apresentada à Universidade Federal de Lavras, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Estatística e Experimentação Agropecuária para a obtenção do título de Mestre.

APROVADA em 04 de Junho de 2018.

Prof. Dr. João Domingos Scalon	UFLA-MG
Prof. Dr. Fortunato Silva de Menezes	UFLA-MG
Prof. Dr. Deive Ciro de Oliveira	UNIFAL-MG

  
Prof. Dr. Marcelo Silva de Oliveira  
Orientador

LAVRAS – MG  
2018

*Dedico essa dissertação à Marcília, Camila e Maicon (in memoriam)*

## AGRADECIMENTOS

Primeiramente agradeço a Deus pelo dom da vida e por prevalecer seus planos diante aos meus. Também agradeço a Deus por se fazer presente em minha vida nas horas mais difíceis, permitindo que eu continue em busca dos meus ideais.

Gostaria, também, de agradecer a minha família, em especial, à minha amada mãe, Marcília, que é a grande inspiração de vida. Agradecer aos meus irmão, Camila e Maicon (*in memorian*), parte da minha história. O amor por vocês faz com que eu não desanime nessa árdua caminhada e o apoio de vocês foi essencial para a realização deste sonho. Amo vocês, minha base.

Agradeço a Universidade Federal de Lavras (UFLA-MG) e ao departamento de Estatística (DES) pela oportunidade de realizar o mestrado. Gostaria, também, de agradecer ao Grupo de Pesquisa em Estatística Espacial (GPS) da UFLA, o conhecimento transmitido pelos professores e amigos do grupo foram essenciais para o desenvolvimento desta dissertação.

Agradeço, também, aos amigos que conquistei nestes anos na UFLA, em especial aos amigos de curso: Ariana, Fernanda, Luciano, Lucas e outros. Obrigado por fazerem parte desta página da minha história, obrigado por cada aprendizado compartilhado e, principalmente, obrigado por compartilhar os momentos alegres e tristes durante esta caminhada. Vocês são pessoas especiais e que pretendo levar pra vida.

Gostaria de agradecer também a família que conquistei em Lavras: Maico, Matheus, Bruno, Gabriel e Laís. Minha estadia em Lavras se tornou mais leve com o amor e raiva compartilhado com vocês. Vocês moram no meu coração e não há dinheiro que pague a experiência de dividir nossas angústias e conquistas.

Gostaria de agradecer a todos os professores do Departamento de Estatística da UFLA. Vocês além de possuírem o dom de ensinar, sabem como nos incentivar a sermos pessoas melhores cada dia mais. Agradeço os professores do GPS, João Domingos Scalon, Renato Ribeiro de Lima e, em especial, meu orientador, Marcelo Silva de Oliveira. Professor Marcelo, obrigado por cada ensinamento, sugestão e crítica ao trabalho. Obrigado pela confiança e pela orientação.

E agradeço não só a CAPES (Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior) pela concessão da bolsa, mas, também, a todos os cidadãos brasileiro,

independente de raça, crença, posição social e orientação sexual. Através dos impostos pagos por nós ainda é possível a concessão das bolsas de estudos e proporcionar que mais filhos de empregadas domésticas possam continuar em busca de seus sonhos.

Finalmente agradeço a todos os amigos (especialmente, Ewerton, Luiz Henrique, Mathias e André). E agradeço também a todos que contribuíram, direta ou indiretamente, para o desenvolvimento desse trabalho.

## RESUMO

O Brasil é o maior produtor e exportador de café do mundo, Minas Gerais é o seu principal produtor do grão, responsável por mais de 50% da produção nacional nos últimos anos. Como qualquer atividade do setor econômico, a atividade cafeeira carrega alguns riscos referentes à produtividade e/ou comercialização. Uma das principais formas de administração e atenuação dos riscos acontece na contratação de seguros, embora o seguro rural seja um mecanismo pouco difundido e utilizado pelos produtores rurais, representando apenas 1% do mercado de seguros no Brasil. Considerando a importância da atividade cafeeira e da administração dos riscos relacionados a tal atividade, tanto ao Brasil quanto à Minas Gerais, este trabalho objetiva analisar como os municípios do maior estado produtor de café do país asseguram suas lavouras e como a proteção da lavoura se correlaciona espacialmente com a proteção dos municípios vizinhos. Para isso, desenvolve-se dois indicadores de seguridade rural, porcentagem de área segurada (P.A.S) e valor segurado por hectare (V.S.H), a fim de analisar a autocorrelação espacial e a produtividade do café entre 2012 e 2016. A mensuração da autocorrelação espacial se dá através do índice I de Moran global, detectando dependência espacial nos dados em determinados anos analisados e através do I de Moran local detecta-se a presença de aglomerados espaciais, em sua maioria, apresentando formação através do agrupamento de áreas que apresentam similaridade, isto é, nos anos analisados, os municípios mineiros tenderam a apresentar comportamento em relação ao valor da variável semelhante aos municípios vizinhos. E, por sua vez, as variáveis apresentaram associação positiva com grau moderado. Através dos resultados obtidos neste trabalho é possível verificar que o estudo se mostra importante tanto para as seguradoras, em relação à comercialização de novos contratos do Seguro Rural, quanto para os produtores de café, em relação à proteção de suas lavouras.

**Palavras-chave:** Autocorrelação espacial. Dados de área. Seguro rural. Minas Gerais.



## ABSTRACT

Brazil is the largest producer and exporter of coffee in the world, Minas Gerais is the main producer of the grain, responsible for more than 50% of the national production in recent years. As any activity in the economic sector, the coffee activity carries some risks related to productivity and/or commercialization. One of the main forms of risk management and decrease is insurance contracting, although rural insurance is a poorly used mechanism used by farmers, accounting for only 1% of the insurance market in Brazil. Considering the importance of coffee activity and the management of risks related to this activity, both in Brazil and Minas Gerais, this work aims to analyze how the municipalities of the largest coffee producing state of the country assure their crops and how crop protection correlates spatially with the protection of neighboring municipalities. To this end, two rural security indicators, PAS and VSH, were created to analyze spatial autocorrelation and coffee productivity between 2012 and 2016. The measurement of spatial autocorrelation occurs through the Moran global index I, detecting dependence spatial data in the analyzed years and through the local Moran I is detected the presence of spatial agglomerates, mostly presenting formation through the grouping of areas that present similarity, that is, in the years analyzed, the municipalities of Minas Gerais tended to behavior in relation to the value of the variable similar to neighboring municipalities. In turn, the variables showed a positive association with moderate degree. Through the results obtained in this work it is possible to verify that the study is important both for the insurers, in relation to the marketing of new Insurance Rural Contract, and for coffee producers, in relation to the protection of their crops.

**Keywords:** Autocorrelation spatial. Area data. Rural insurance. Minas Gerais.

## LISTA DE FIGURAS

Figura 2.1 – Receita do setor agropecuário brasileiro (1996 a 2015) . . . . .	13
Figura 2.2 – Receita do setor agropecuário brasileiro em relação ao PIB (1996 a 2015)	14
Figura 2.3 – Percentuais de subvenção e limites financeiros adotados no ano de 2016, pelo Programa de Subvenção ao Prêmio do Seguro Rural . . . . .	18
Figura 2.4 – Mapa de pontos amostrados e mapa de Krigagem para temperatura mínima média no Estado de Minas Gerais - 2014 . . . . .	23
Figura 2.5 – Processo pontual genérico. . . . .	25
Figura 2.6 – Divisão política dos municípios de Minas Gerais . . . . .	26
Figura 2.7 – Matriz de proximidade espacial genérica . . . . .	28
Figura 2.8 – Matriz de proximidade espacial genérica - contiguidade . . . . .	28
Figura 2.9 – Matriz de proximidade espacial genérica - k distância . . . . .	29
Figura 2.10 – Matriz de proximidade espacial genérica - k's vizinhos . . . . .	29
Figura 2.11 – Matriz de proximidade espacial genérica - Comprimento da fronteira .	30
Figura 2.12 – Matriz contígua de proximidade espacial genérica - normalizada . . . .	31
Figura 2.13 – Diagrama de Espalhamento de Moran . . . . .	41
Figura 2.14 – LISA Map - Produtividade do café - Sul e sudoeste de Minas Gerais 2012 . . . . .	42
Figura 2.15 – LISA Map - Produtividade do café - Sul e sudoeste de Minas Gerais 2012 . . . . .	43
Figura 4.1 – Centroides dos municípios mineiros . . . . .	46
Figura 4.2 – Mapa de quantis do Rendimento da produção de café dos municípios mineiros - 2012 a 2016 . . . . .	47
Figura 4.3 – Mapa de quantis do valor segurado por hectare dos municípios mineiros - 2012 a 2016 . . . . .	48
Figura 4.4 – Mapa de quantis do percentual de área segurada dos municípios mi- neiros - 2012 a 2016 . . . . .	49
Figura 4.5 – Região sul e sudoeste de Minas . . . . .	50
Figura 4.6 – Gráficos para a verificação se a modelagem de tendência está adequada - Produtividade do café - 2012 a 2016 . . . . .	52
Figura 4.7 – Análise espacial de dados de área - Produtividade do café 2012 . . . .	54
Figura 4.8 – Análise espacial de dados de área - Produtividade do café 2014 . . . .	55

Figura 4.9 – Análise espacial de dados de área - Produtividade do café 2016 . . . .	56
Figura 4.10 – Gráficos para a verificação se a modelagem de tendência está adequada	
- Porcentagem de área segurada - 2012 a 2016 . . . . .	58
Figura 4.11 – Análise espacial de dados de área - Porcentagem de Área Segurada 2012	60
Figura 4.12 – Análise espacial de dados de área - Porcentagem de Área Segurada 2015	62
Figura 4.13 – Análise espacial de dados de área - Porcentagem de Área Segurada 2016	64
Figura 4.14 – Gráficos para a verificação se a modelagem de tendência está adequada	
- Valor segurado por hectare - 2012 a 2016 . . . . .	67
Figura 4.15 – Análise espacial de dados de área - Valor Segurado por Hectare 2012 .	69
Figura 4.16 – Análise espacial de dados de área - Valor Segurado por Hectare 2015 .	71
Figura 4.17 – Análise espacial de dados de área - Valor Segurado por Hectare 2016 .	73

## SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO . . . . .	11
2	REFERENCIAL TEÓRICO . . . . .	13
2.1	A importância da agricultura na economia brasileira . . . . .	13
2.2	A importância do café na economia brasileira . . . . .	14
2.3	A importância do café na economia mineira . . . . .	15
2.4	Os riscos associados à produção agrícola . . . . .	16
2.5	A dinâmica do seguro rural no Brasil . . . . .	17
2.6	Dados do mercado do seguro agrícola no Brasil . . . . .	19
2.7	Sistemas de Informação Geográfica (SIGs) . . . . .	20
2.8	Estatística Espacial . . . . .	21
2.8.1	Dados de superfície aleatória - Geoestatística . . . . .	22
2.8.2	Padrão de pontos . . . . .	24
2.8.3	Dados de área . . . . .	25
2.9	Análise espacial em áreas . . . . .	27
2.9.1	Matriz de Proximidade Espacial . . . . .	27
2.9.2	Alguns índices de autocorrelação espacial . . . . .	31
2.10	Estacionariedade e Isotropia . . . . .	32
2.10.1	Modelagem de tendência . . . . .	33
2.10.1.1	Média móvel espacial . . . . .	33
2.10.1.2	Regressão de mínimos quadrados . . . . .	33
2.10.2	Índice I de Moran global . . . . .	35
2.10.3	I de Moran local . . . . .	36
2.10.4	Inferência sobre o I de Moran . . . . .	37
2.10.4.1	Teste de Normalidade Assintótica . . . . .	37
2.10.4.2	Teste de Permutação Aleatória . . . . .	39
2.10.5	Diagrama de Dispersão de Moran . . . . .	40
2.10.6	<i>LISA Map</i> . . . . .	42
2.10.7	<i>Moran Map</i> . . . . .	42
3	MATERIAL E MÉTODOS . . . . .	44
3.1	Material . . . . .	44
3.2	Métodos . . . . .	44

4	RESULTADOS E DISCUSSÃO . . . . .	46
4.1	Sul e sudoeste de Minas . . . . .	49
4.1.1	Produtividade (Kg/ha) do café . . . . .	51
4.1.1.1	Análise de primeira ordem . . . . .	51
4.1.1.2	Análise de segunda ordem . . . . .	52
4.1.2	Porcentagem de Área Segurada . . . . .	57
4.1.2.1	Análise de primeira ordem . . . . .	57
4.1.2.2	Análise de segunda ordem . . . . .	58
4.1.3	Valor Segurado por Hectare . . . . .	65
4.1.3.1	Análise de primeira ordem . . . . .	66
4.1.3.2	Análise de segunda ordem . . . . .	67
4.2	Análise de correlação cruzada . . . . .	75
5	CONCLUSÃO . . . . .	78
5.1	Trabalhos futuros . . . . .	78

## 1 INTRODUÇÃO

O café é um fruto de origem etíope e já era utilizado por esse povo quando, por meados de 1500, houve a sua difusão no Oriente Médio, mais precisamente, na Arábia. Já no século XVI, a bebida chega à Constantinopla. Com o avanço do mercantilismo o café foi introduzido na Europa encontrando um forte aliado e divulgador, o Porto de Marselha, na França, onde o café foi difundindo em toda Europa.

O café demorou a chegar ao Brasil, devido ao fato de os turcos não venderem café em coco, para evitar o seu plantio. As lavouras que deram origem às plantações brasileiras tiveram origem na Ilha de Java e foram trazidas em 1714 pelos holandeses para o atual Suriname. Como o Brasil não conseguia realizar a compra do café em coco para o plantio devido ao costume dos turcos, o governador do Pará determinou ao sargento-mor, Palheta, trazer algumas sementes da planta em uma viagem, com pretexto de resolver oficialmente questões de fronteira, realizada a Guiana.

Sendo assim, Palheta virou amigo da primeira dama da Guiana e contrabandeou 5 mudas de café e sementes para o Brasil, porém, a lavoura não obteve êxito devido ao clima do estado do Pará. O café, então, desceu o litoral, passando por Ceará, Maranhão, Bahia, até chegar ao Rio de Janeiro onde encontrou as condições para a sua expansão dando assim início a um dos principais ciclos econômicos da história brasileira: o Ciclo do Café.

Atrelada à história do Brasil, a atividade cafeeira assistiu o processo de diversificação da estrutura social e demográfica acarretada pelo desenvolvimento do país, como as transições das relações trabalhistas e mudanças de leis.

No final do século XIX, graças as receitas geradas pelas exportações, que na época representaram 80% da balança comercial, o café sustentou o aparelho político e administrativo do Regime Republicano. Atualmente, o café ainda é uma das principais pautas das exportações do agronegócio brasileiro gerando receitas à nossa balança comercial, porém, o cultivo do produto, como em qualquer setor econômico, carrega consigo alguns riscos que podem ser prejudiciais à economia brasileira, considerando a importância do café na geração de renda para o país.

Atualmente, a transferência de riscos se dá, principalmente, pelo meio de seguros. E ao se tratar dos riscos relacionados à produção agrícola, pode-se destacar como uma das principais ferramentas para o gerenciamento dos riscos, o seguro rural. O desenvolvimento

do seguro rural é fundamental para o desenvolvimento da agricultura, de modo que uma iniciativa governamental realizada no ano de 2003 (Programa de Subvenção ao Risco) auxilia os produtores rurais por meio de uma subvenção paga sobre o valor do prêmio do seguro rural contratado, esse programa visa a estruturação do seguro rural no país.

O seguro rural é uma importante ferramenta na garantia de renda do produtor rural, garantindo a rentabilidade da produção. Sendo assim, o seguro também se configura como ferramenta de garantia de renda para o estado em que os produtores segurados possuem suas lavouras. O estado de Minas Gerais, nos últimos anos, é o principal produtor de café no país sendo responsável por mais de 50% da produção nacional e sendo o café a principal pauta de exportação do estado.

A produção estadual de café não é bem distribuída espacialmente, considerando que algumas regiões apresentam uma alta produção, enquanto outras regiões nem produzem tal cultura. Tal fato ocorre devido ao clima, o tipo de solo, altitude, e demais agentes influenciadores na produção do café.

Portanto, o presente trabalho objetiva realizar uma análise, a fim de estudar o padrão espacial e a avaliação da autocorrelação espacial de indicadores de seguridade rural para a cultura do café no estado de Minas Gerais, por exemplo, área segurada\área plantada e valor segurado\área segurada. Para tal análise, utilizamos a teoria da estatística espacial para dados agrupados em área, considerando ao fato de as variáveis estarem dispostas na região de estudo separadas por áreas, onde cada área representa um município do estado. O estudo da autocorrelação espacial será realizado por meio do Índice de Moran global, também será utilizado o Índice de Moran local na confecção de mapas, para a visualização de aglomerados espaciais.

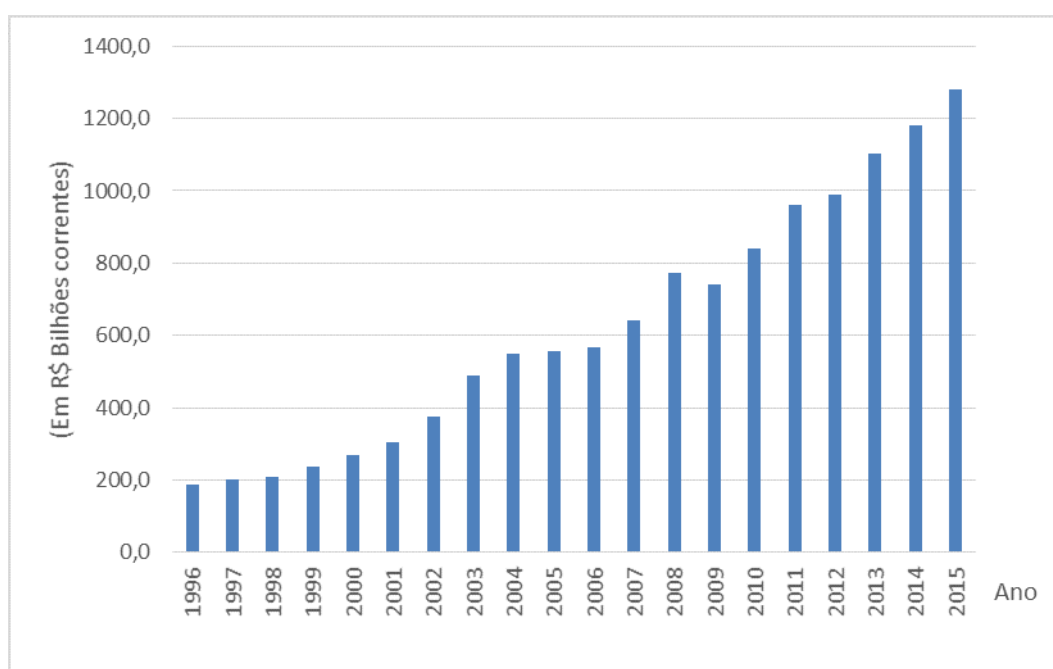
## 2 REFERENCIAL TEÓRICO

### 2.1 A importância da agricultura na economia brasileira

A agricultura desempenha papel estratégico e cada vez mais importante na atual sociedade (BUAINAIN; VIEIRA, 2011). Pode-se notar tal importância ao verificar os dados do setor agrário brasileiro. De acordo com um balanço feito pela Confederação da Agricultura e Pecuária do Brasil (CNA), a participação do setor no Produto Interno Bruto (PIB) do Brasil realça a importância do mesmo para a economia brasileira e mostra uma participação estável nos últimos 20 anos.

De acordo com os dados do CNA, os ganhos da agricultura brasileira vêm crescendo com o passar dos anos.

Figura 2.1 – Receita do setor agropecuário brasileiro (1996 a 2015)

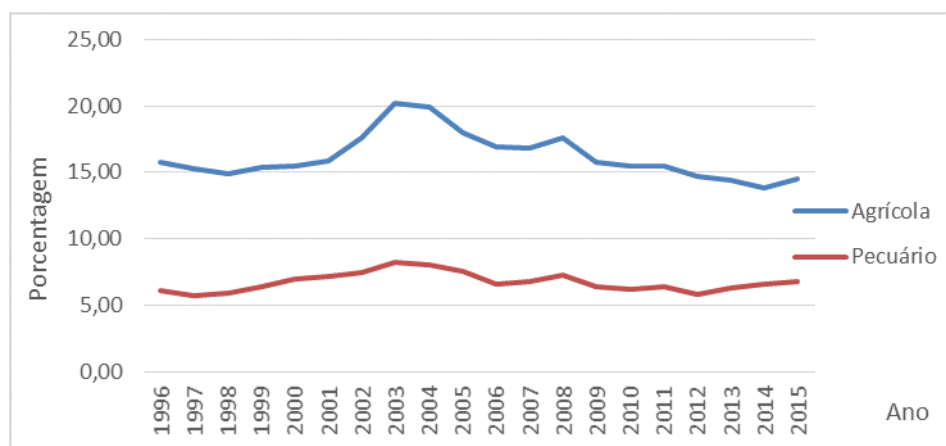


Fonte: Elaboração própria, com os dados disponibilizados pela CNA

E dentro do setor agropecuário, o ramo agrícola representa uma maior participação na receita do Produto Interno Bruto (PIB) do que o ramo pecuário, como pode ser verificado na figura 2.2 que apresenta o percentual de cada setor no PIB brasileiro:



Figura 2.2 – Receita do setor agropecuário brasileiro em relação ao PIB (1996 a 2015)



Fonte: Elaboração própria, com os dados disponibilizados pela CNA

A agricultura desempenha papel estratégico e cada vez mais importante na sociedade denominada pós-industrial (BUAINAIN; VIEIRA, 2011). O autor ressalta tal importância afirmando que em países em desenvolvimento, como o Brasil, a agricultura é uma fonte relevante de crescimento da economia.

Dentro de tal contexto, da importância da agricultura no crescimento da economia, pode-se destacar a importância e influência do café na economia do país e de alguns estados brasileiros, principalmente do estado de Minas Gerais.

## 2.2 A importância do café na economia brasileira

Como aponta Oliveira et al. (2008), a modernização da agricultura brasileira ocorreu a partir dos anos 1960. Esse fato foi resultante de alterações ocorridas na política agrícola do país e pela criação de programas econômicos voltados para o setor. A década de 1960 também foi marcada por uma expressiva participação do Brasil no mercado mundial, quando foi responsável por mais de 40% das exportações mundiais de café (VALE; CALDERARO; FAGUNDES, 2014).

O café é um dos principais produtos agrícolas na pauta das exportações brasileiras, tornando-se um grande fornecedor de receitas cambiais (SOUZA et al., 2012). De acordo com os dados do Conselho dos Exportadores de Café do Brasil (CECAFÉ), no ano de 2013 o Brasil exportou mais de 31 milhões de sacas de 60 kgs de café, e já nos anos de 2014 e 2015, foram exportadas mais de 36 milhões de sacas em cada ano.

A importância do café para a economia do país é nítida por meio das análises da influência de tal produto em relação às exportações do agronegócio brasileiro. O CECAFÉ

estima que as exportações dos cafés do Brasil geraram aproximadamente US\$ 5,4 bilhões de receita cambial no ano de 2016.

Segundo Souza et al. (2012), os maiores estados produtores de café no país são: Minas Gerais, Espírito Santo, São Paulo e Paraná, sendo o Espírito Santo o maior produtor de “café conillon” e Minas Gerais o maior produtor de “café arábica”.

### **2.3 A importância do café na economia mineira**

Em Minas Gerais, a produção de café cresceu principalmente após a década de 1970 quando transtornos climáticos prejudicaram as lavouras paulistas e paranaenses, direcionando ainda mais a produção para o Estado (SOUZA et al., 2012). Desde a consolidação do café no Estado de Minas Gerais, tal atividade agropecuária é de suma importância para o desenvolvimento e geração de renda no Estado: como aponta Santos et al. (2009), o café é um dos produtos de maior importância na pauta de exportações mineira.

De acordo com os dados da Conab (Companhia Nacional de Abastecimento), no ano de 2015 o Brasil possuía 1.922.074 hectares de área plantada de café, sendo Minas Gerais responsável por 968.872 hectares de área cultivada, representando, aproximadamente, 50,4% da área cultivada de café no país. Já no ano de 2016, o país teve um pequeno aumento na área cultivada de café, 1,4% aproximadamente, chegando aos 1.949.916 hectares de área cultivando. O Estado de Minas Gerais, no mesmo ano, aumentou em 4,1% a área cultivada de café, chegando aos 1.008.467 hectares, representando aproximadamente 51,7% da área cultivada de café no país.

Conforme os dados da Conab, Minas Gerais foi responsável por 51,6% da produção nacional de café no ano de 2015, produzindo 22.303 mil sacas de café no referente ano, e no ano de 2016, foram produzidas 28.937 mil sacas de café no Estado, representando 58,3% da produção nacional.

A importância da cafeicultura mineira pode ser avaliada não apenas pela produção e renda, mas também pelo seu papel no mercado de trabalho como geradora de empregos e como fator de fixação de mão de obra no meio rural (SANTOS et al., 2009). Souza et al. (2012) ressalta tal importância afirmando que a cafeicultura na agropecuária mineira possui grande importância no cenário político, econômico e social do Estado, e por ser geradora de empregos diretos e indiretos ao homem do campo, evita o êxodo rural.

## 2.4 Os riscos associados à produção agrícola

Em qualquer setor de atividade econômica existem riscos que variam em menor ou maior grau (JUNIOR et al., 2009). A agricultura é uma atividade caracterizada pela vulnerabilidade a eventos que estão fora do controle do produtor (OZAKI, 2008).

De acordo com JUNIOR et al. (2009), no setor agrícola, além do risco de mercado, existem também diversas outras fontes que tornam esse setor parte de uma atividade eminentemente arriscada. Entre os diversos riscos associados à produção agrícola, Burgo (2005) ressalta a existência do risco de produtividade, que afeta diretamente a renda do produtor.

Burgo (2005) em seu trabalho, enumera alguns riscos associados à produção agrícola. Tais como:

- Riscos associados às variações inesperadas na produtividade ocasionadas por variações climáticas e/ou biológicas (Risco de produtividade);
- Riscos associados às variações não antecipadas de preços (Risco de Mercado);
- Riscos associados às variações inesperadas nos custos da produção, por exemplo, variações inesperadas nos preços de maquinários e produtos relacionados à produção (Risco de custeio)
- Riscos associados à saúde do trabalhador rural que estão mais propensos a ferimentos causados por animais, contaminação por agrotóxicos, entre outros.

Além de tais riscos, JUNIOR et al. (2009) ressalta que a atividade agrícola é altamente dependente de condições ambientais, o que é de difícil controle para o homem, de tal modo que as variáveis climáticas podem afetar o resultado final da safra. Uma característica perversa da ocorrência desses eventos para os agricultores é quanto a extensão dos danos e ao tamanho dos prejuízos econômicos (OZAKI, 2008). Observa-se que esses fenômenos (climáticos), se considerados catastróficos, apresentam efeitos residuais ou multiplicadores, que podem ter severas consequências espaço-temporais (JUNIOR et al., 2009).

Regiões em que a atividade agrícola tem peso expressivo no produto, a ocorrência de eventos climáticos indesejáveis pode afetar toda uma sociedade pela redução no produto e, conseqüentemente, na renda (VIEIRA JR, 2009). Quando ocorre seca, por exemplo,

este fenômeno não afeta apenas um único produtor, mas muitos e em uma vasta extensão territorial (OZAKI, 2008). E Ozaki (2008) classifica este fenômeno como risco sistêmico ou risco de evento generalizado, e tal risco está diretamente ligado à presença de correlação espacial nos dados.

Atualmente houve a inserção de um “novo” risco no setor agrícola, o risco fiscal. De acordo com Buainain e Vieira (2011) subiram os investimentos mínimos para operar negócios competitivos e também se elevaram os custos de produção e o custeio monetário. Tais investimentos são normalmente possíveis por crédito disponibilizado pelo Governo, ou por meio dos recursos adiantados pela agroindústria (JUNIOR et al., 2009). Com isso, elevou o nível de endividamento e o nível de risco do produtor rural, que já não pode operar sem o apoio de mecanismos de gerenciamento de riscos (BUAINAIN; VIEIRA, 2011).

Além dos riscos mencionados, a atividade de comercialização de seguros, independente do tipo de seguro contratado, é altamente sujeita ao risco moral. O risco moral se refere à possibilidade de que um agente econômico (nesse caso, o contratante do seguro) mude seu comportamento devido a contratação do seguro. Como ressaltam Fornazier, Souza e Ponciano (2014), o risco moral no seguro rural é alto devido ao fato de não haver um incentivo para o aumento da produtividade e o produtor, para diminuir custos, pode deixar de realizar operações essenciais, tais como o controle de pragas.

Essa dinâmica da agricultura brasileira, que afetou indistintamente tanto o agricultor empresarial, quanto o agricultor familiar, exigiu novos mecanismos de gerenciamento do risco (BUAINAIN; VIEIRA, 2011). Dentro dos contextos sociais e econômicos, o seguro é um dos mecanismos mais eficazes de transferência de risco e garantia da renda (JUNIOR et al., 2009).

## **2.5 A dinâmica do seguro rural no Brasil**

A atividade agrícola sempre carregou considerável risco associado à forte dependência da natureza, mas, atualmente, produzir na agricultura tornou-se, além de mais complexo, ainda mais arriscado (BUAINAIN; VIEIRA, 2011). Os produtores desenvolveram alguns mecanismos de defesa e atenuação do risco, tais como a diversificação de culturas, a diversificação espacial e a utilização de seguros (OZAKI, 2007).

O seguro rural é um mecanismo alternativo de administração do risco que transfere, total ou parcialmente, o risco para outros agentes econômicos (OZAKI, 2007), e, segundo JUNIOR et al. (2009), o seguro rural não tem apresentado bons resultados quando é operado em bases puramente privadas.

Segundo Adami e Ozaki (2012), o seguro rural no Brasil era uma reivindicação antiga do setor agropecuário, e até 2003 esse seguro tinha evoluído pouco, principalmente por conta do elevado valor do prêmio cobrado pelas seguradoras. Visando uma maior segurança para os produtores rurais e uma ampliação do mercado de seguro rural no Brasil, o governo federal, a partir do ano de 2003, criou o Programa de Subvenção ao Prêmio do Seguro Rural (PSR).

O Programa de Subvenção ao Prêmio do Seguro Rural (PSR) tem função estratégica no âmbito do Governo Federal, sendo um dos pilares da política agrícola brasileira (BRASIL, 2017). A criação do PSR foi a primeira iniciativa de impacto do Mapa, no sentido de criar condições para o desenvolvimento do seguro rural, nos últimos anos (ADAMI; OZAKI, 2012) e, como explica Santos, Scalon e Ozaki (2014), tal programa auxilia com a subvenção de um certo percentual do valor do prêmio do Seguro Rural, visando a redução do custo do produtor com o mesmo, e, assim, proporcionando a eles uma maior estabilidade de renda.

Figura 2.3 – Percentuais de subvenção e limites financeiros adotados no ano de 2016, pelo Programa de Subvenção ao Prêmio do Seguro Rural

Modalidades de Seguro	Grupos de atividades	Tipo de cobertura	Nível de cobertura	Subvenção (%)	Limites anuais (R\$)
Agrícola	Trigo <sup>1</sup>	Multirrisco	> 60%	55%	R\$ 72 mil
	Grãos	Multirrisco	60% - 65%	45%	
			70% - 75%	40%	
			> 80%	35%	
		Riscos Nomeados <sup>2</sup>		35%	
	Frutas, Olerícolas, Café e Cana-de-açúcar	---	---	45%	
Florestas	Silvicultura (Florestas plantadas)				R\$ 24 mil
Pecuário	Aves, bovinos, bubalinos, caprinos, eqüinos, ovinos e suínos	---	---	45%	R\$ 24 mil
Aqüícola	Carcinicultura, maricultura e piscicultura				R\$ 24 mil
<b>VALOR MÁXIMO SUBVENCIONÁVEL (CPF/ano)</b>					<b>R\$ 144 mil</b>

Fonte: Relatório Estatístico do Programa de Subvenção ao Prêmio, ano de 2016

Como dito anteriormente, o PSR é de suma importância pelo fato de estar ligado diretamente a redução do preço dos seguros: Adami e Ozaki (2012) apresentam algumas implicações diretas do PSR no mercado do seguro da atividade agrícola para que tal fato ocorra, dentre elas podemos citar o aumento da demanda pelos produtores rurais e o melhor gerenciamento do risco por parte das empresas seguradoras, na medida em que há uma maior pulverização do risco em diversas regiões do País.

O seguro da atividade agrícola é, de um lado, um instrumento para a estabilização financeira dos produtores e, de outro lado, uma mercadoria das seguradoras (SKEES, 1999). Porém, como aponta Santos, Scalon e Ozaki (2014), o seguro agrícola tem algumas peculiaridades que o difere dos demais tipos de seguro, tais como: a falta de dados, a deficiência de normatização e/ou a falta de uma agência normatizadora, a dificuldade na precificação do seguro agrícola, a elevada exposição às catástrofes, o alto custo na fiscalização e peritagem. Com tais peculiaridades, os autores justificam o elevado preço dos prêmios pagos pelo seguro agrícola e o desinteresse da iniciativa privada com o setor, desestimulando o desenvolvimento do mercado.

## 2.6 Dados do mercado do seguro agrícola no Brasil

Como aponta Santos, Sousa e Alvarenga (2013), o seguro agrícola é muito importante para a agricultura brasileira, porém até o ano de 2013, ele representava apenas 0,4% do montante do mercado de seguros no Brasil, e o Programa de Subvenção ao Prêmio do Seguro Rural (PSR), gerido pelo governo federal, tem sido o maior incentivo para a adesão de seguradoras e agricultores.

Na tabela 2.1 veremos a evolução do setor de seguro rural no mercado brasileiro.

Tabela 2.1 – Resultados do PSR nos anos de 2006 a 2016

ANO	Nº de apólices	Nº de produtores	Área Segurada (ha)	Capital Segurado	Prêmio pago pelo prod	Subvenção
2006	21783	16460	1.761.653	R\$ 2.870.174.188,59	R\$ 38.797.656,91	R\$ 31.161.633,00
2007	31740	23350	2.271.536	R\$ 2.715.475.197,46	R\$ 65.012.845,15	R\$ 60.946.215,00
2008	59705	43431	4.697.796	R\$ 7.117.398.081,18	R\$ 162.097.310,77	R\$ 156.272.540,00
2009	72644	49785	6.583.345	R\$ 9.528.240.686,92	R\$ 213.465.151,04	R\$ 258.880.017,00
2010	52543	38047	4.760.528	R\$ 6.526.976.056,08	R\$ 166.017.669,05	R\$ 197.170.559,00
2011	57038	39945	4.469.851	R\$ 7.220.707.439,78	R\$ 205.810.921,96	R\$ 249.195.322,00
2012	63063	43453	5.195.160	R\$ 8.724.747.251,79	R\$ 246.494.914,16	R\$ 317.952.271,00
2013	101687	65497	9.824.811	R\$ 16.810.119.611,60	R\$ 442.089.999,43	R\$ 556.457.170,00
2014	117598	73514	9.883.546	R\$ 18.502.497.431,49	R\$ 539.815.729,96	R\$ 689.113.412,00
2015	39892	27662	2.646.521	R\$ 5.424.627.723,70	R\$ 185.566.431,77	R\$ 276.932.173,00
2016	74794	47680	5.498.631	R\$ 12.967.257.101,97	R\$ 525.804.373,02	R\$ 390.119.646,00

Fonte: Criação própria, com base nos dados disponibilizados pelo MAPA, disponível no site: <http://indicadores.agricultura.gov.br/atlasdoseguro/index.htm>

Pode-se perceber que desde 2006 até 2009 o número de apólices aumentou consideravelmente, passando de 21.783 contratos para 72.644 nos respectivos anos. Já nos anos seguintes ocorreram oscilações em relação à quantidade de apólices contratadas, e Santos, Sousa e Alvarenga (2013) justificam tal queda devida à relação direta existente com a queda na subvenção disponibilizada pelo governo. Apesar de o governo ter sancionado a lei para a liberação dos recursos, ainda assim o orçamento inicial de R\$ 238 milhões foi reduzido para R\$ 190 milhões (ADAMI; OZAKI, 2012).

Esta relação direta entre número de contratos e subvenção rege o mercado de seguro agrícola no Brasil, como frisa Adami e Ozaki (2012), aumentando os recursos da subvenção, mais produtores serão beneficiados pelo programa, em razão da redução do preço final que será pago pelo produtor.

## **2.7 Sistemas de Informação Geográfica (SIGs)**

A cafeicultura mineira, apesar de sua importância econômica e social para o Estado, carece de informações complementares para o seu sistema produtivo, principalmente em relação a sua extensão, distribuição espacial e o ambiente em que é cultivada (MOREIRA; ADAMI; RUDORFF, 2004). Devido a essa problemática, da falta e precariedade de estudos da espacialização da cultura cafeeira no estado de Minas Gerais, como nos demais estados brasileiros, vimos a necessidade da utilização de Sistemas de Informação Geográfica (SIGs) para análise de tal cultura.

Os Sistemas de Informação Geográfica (SIGs) são ferramentas que permitem a integração, análise, espacialização e exibição das informações espaciais, possibilitando maior segurança e agilidade nas tomadas de decisão. Silva et al. (2011) ressalta a importância dos SIGs para a compreensão da distribuição espacial de dados oriundos de fenômenos ocorridos no espaço, e destaca o crescimento de estudos espaciais em diferentes áreas devido as facilidades decorrentes da disponibilização dos SIGs.

De acordo com Câmara et al. (2004), os SIGs dispõem, usualmente, de três métodos descritivos para a visualização dos mapas:

1. Intervalos iguais, onde a amplitude da variável é dividida pela quantidade de classes desejadas;

2. Quantis, onde através de um ordenamento dos valores das variáveis realiza-se a divisão em classes com a mesma quantidade de observações; e
3. Número de desvio padrão, onde são geradas classes de acordo com o valor do desvio padrão.

Os SIGs podem ser comerciais ou livres. Um exemplo de SIG comercial é o ArcGIS, e entre os SIGs livres, pode-se destacar o QGIS.

## 2.8 Estatística Espacial

A Estatística Espacial é um ramo da Estatística que está intrinsecamente associada à espacialidade existente nos dados e vem se consolidando conforme a evolução dos SIGs e do poderio computacional, tanto no que se refere a hardware quanto a software. Assim como numa análise estatística, uma análise espacial inclui métodos de visualização e descrição dos dados, investigação do padrão espacial existente nos mesmos, escolha de um modelo estatístico e estimação dos parâmetros do modelo (BAILEY; GATRELL, 1995).

Segundo Almeida (2012), os dados espaciais possuem duas características importantes: uma primeira referente ao valor medido ou observado; e uma outra, de natureza espacial, que fornece a coordenada espacial dos dados, transparecendo como estão arranjados no espaço. Dessa forma os dados espaciais, além de levar em consideração o valor da variável, considera a influência da coordenada espacial sobre os mesmos.

Segundo Cressie (1993) os dados espaciais se dividem em três áreas:

- Dados de superfície aleatória (Geoestatística);
- Dados de Processos Pontuais; e
- Dados de Área.

Conforme Silva et al. (2011), o que diferencia as áreas da estatística espacial é o tipo de dado, havendo métodos diferentes para descrevê-los ou analisá-los. E tais métodos de descrição e análise dos dados espaciais podem ser modelados através de um processo estocástico.

Um processo estocástico é uma família ou coleção de variáveis aleatórias, cujos membros podem ser identificados ou localizados (indexados) de acordo com alguma métrica (SCHABENBERGER; GOTWAY, 2005). O estudo dos processos estocásticos levou



naturalmente à consideração de fenômenos estocásticos que são distribuídos em espaço de duas ou mais dimensões (MORAN, 1950).

Desta forma, um processo estocástico espacial é uma coleção de variáveis aleatórias que são indexadas por algum conjunto contendo coordenadas espaciais  $s = [s_1, s_2, \dots, s_n]'$ . Segundo Cressie (1993), a metodologia utilizada para a análise espacial pode ser modelada como um processo estocástico espacial dado por:

$$\{\mathbf{Z}(s) : s \in R \subset \mathbb{R}^d\},$$

em que:

$\mathbf{Z}(s)$  é o vetor das variáveis aleatórias;

$s$  é o vetor das coordenadas espaciais das variáveis em estudo;

$R$  é a região em estudo;

$\mathbb{R}^d$  é o espaço vetorial real d-dimensional;

$d$  é a dimensão do conjunto dos números inteiros positivos:  $d \in \mathbb{Z}^+$ .

O processo estocástico acima descreve de forma geral a realização de um processo espacial. Porém, como visto anteriormente, cada área da estatística espacial possui suas características em relação aos dados e, desta forma, a descrição dos dados através de um processo estocástico se dá de maneira diferente em cada uma das três áreas.

### 2.8.1 Dados de superfície aleatória - Geoestatística

Os dados de superfície aleatória, Geoestatística, podem ser modelados por meio de um processo estocástico espacial dado por:

$$\{\mathbf{Z}(s) : s \in R \subset \mathbb{R}^d\},$$

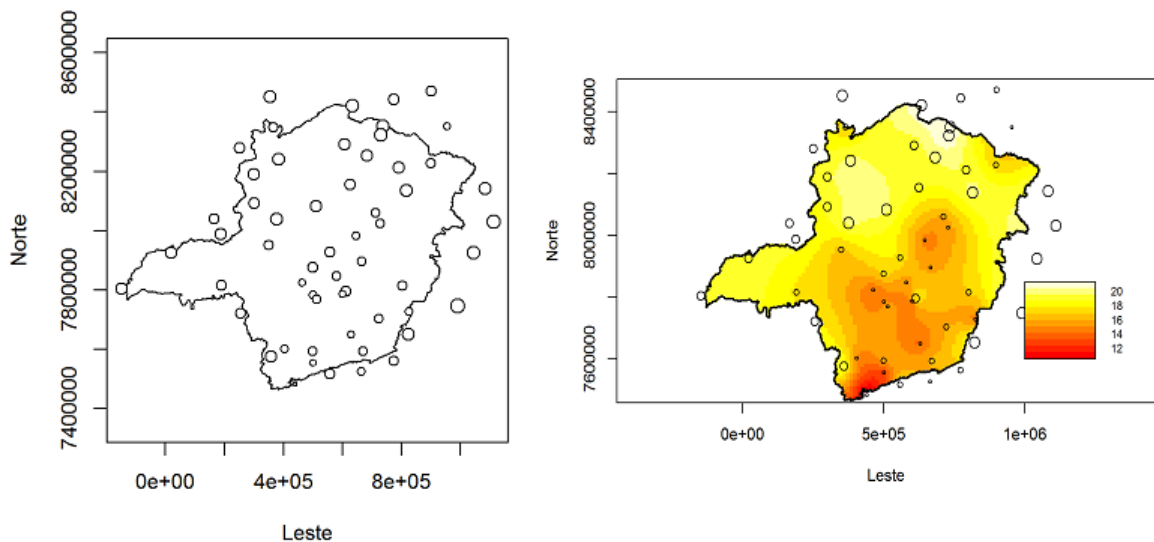
Na Geoestatística existe a continuidade espacial da variável aleatória em estudo. Ou seja, entre quaisquer dos locais de amostragem  $s_i$  e  $s_j$  você pode, teoricamente, colocar um número infinito de outras amostras (SCHABENBERGER; GOTWAY, 2005). É

importante associar a continuidade ao domínio do processo estocástico, ou seja, a sua indexação, e não ao atributo  $Z(s)$  que está sendo medido. Os dados em análise geoestatística podem ser discretos ou contínuos.

Segundo Schabenberger e Gotway (2005), uma tarefa importante na análise de dados geoestatísticos é a reconstrução da superfície do atributo  $Z(s)$  em todo o domínio, ou seja, um mapeamento de  $Z(s)$ . Ou seja, o principal problema da Geoestatística é prever pontos que não foram amostrados.

Para descrever a distribuição espacial dos dados em análise e prever os pontos não amostrados são feitas amostragens da variável na região de estudo e, considerando as amostragens realizadas estima-se o valor da variável onde a mesma não foi coletada. Assim, obtém-se o mapeamento da variável  $Z(s)$  denominado mapa de krigagem e tal processo está ilustrado na figura 2.4:

Figura 2.4 – Mapa de pontos amostrados e mapa de Krigagem para temperatura mínima média no Estado de Minas Gerais - 2014



Fonte: Do Autor, 2018

Os problemas típicos da Geoestatística distinguem-se mais claramente dos problemas típicos envolvendo padrão de pontos e/ou dados de área pela capacidade dos índices espaciais  $s$  variarem continuamente ao longo de um subconjunto de  $\mathbb{R}^d$  (CRESSIE, 1993).

### 2.8.2 Padrão de pontos

Os padrões pontuais surgem quando o interesse a ser analisado é a localização dos "eventos"(CRESSIE, 1993). Dessa forma, os dados de padrão de pontos podem ser descritos pelo processo estocástico espacial:

$$\{\mathbf{I}(s) : s \in R \subset \mathbb{R}^d\}$$

em que:

$\mathbf{I}(s)$  é uma variável aleatória dada por uma função indicadora do evento considerado;

$s$  é o vetor das coordenadas espaciais das variáveis em estudo;

$R$  é a região em estudo;

$\mathbb{R}^d$  é o espaço vetorial real d-dimensional;

$d$  é a dimensão do conjunto dos números inteiros positivos:  $d \in \mathbb{Z}^+$ .

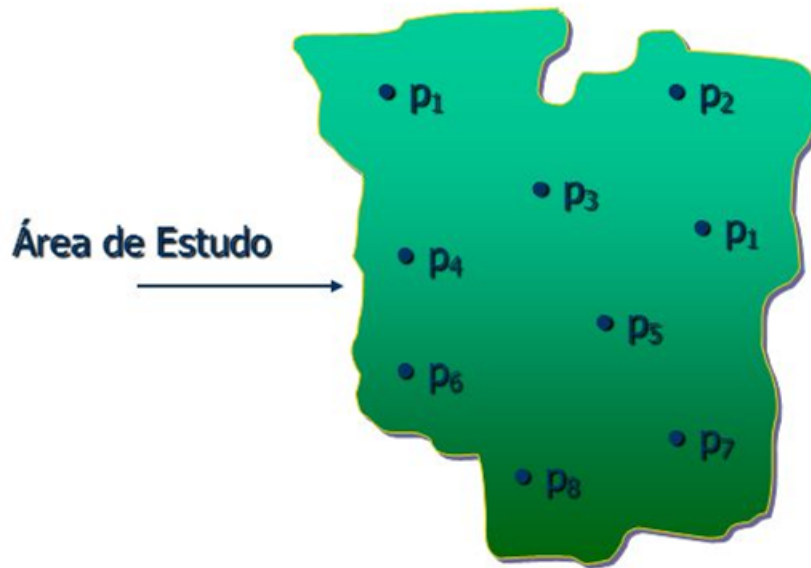
Nos processos pontuais tem-se uma função indicadora indexada a região de estudo. Onde houver a ocorrência do evento de interesse, a variável receberá valor um e onde não há a ocorrência, recebe valor zero.

$$\mathbf{I}(s) = \begin{cases} 1 & \text{se ocorrer o evento de interesse} \\ 0 & \text{caso contrário} \end{cases}$$

Muitos padrões de pontos apresentam este tipo de interesse (interesse apenas na ocorrência ou não do evento em estudo) e são denominados padrões de pontos não marcados. Porém, se junto com a localização de um evento de interesse observa-se um atributo estocástico  $\mathbf{Z}$ , o padrão pontual é denominado padrão de pontos marcado (SCHABENBERGER; GOTWAY, 2005).

A realização de um processo estocástico de padrão de pontos é apresentado na figura 2.5, em que estão dispostas as localizações da variável de interesse  $(p_1, p_2, \dots, p_8)$  em uma determinada área de estudo.

Figura 2.5 – Processo pontual genérico.



Fonte: Blog Gestão e Avaliação patrimonial, 2017

Segundo Cressie (1993), na análise de padrão de pontos, na maioria das vezes, a primeira questão a ser respondida é se o padrão apresenta completa aleatoriedade espacial, agrupamento ou regularidade. Porém, quando se trabalha com padrão de pontos marcados o interesse da análise é a relação espacial entre os valores da variável de marcação e os eventos (SCHABENBERGER; GOTWAY, 2005).

### 2.8.3 Dados de área

Os dados de área são dados espaciais onde o domínio  $A$  é fixo e discreto, ou seja, não aleatório e contável (SCHABENBERGER; GOTWAY, 2005). Uma área de locais evoca uma ideia de pontos regularmente espaçados em  $R$ , ligados a vizinhos mais próximos, vizinhos dos vizinhos mais próximos e assim por diante (CRESSIE, 1993).

Os dados de área são caracterizados pelo processo estocástico espacial onde temos uma região  $R$  que será particionada em  $i$  polígonos ou áreas  $A_i$ 's. A variável em estudo será medida em cada uma destas áreas:

$$\{\mathbf{Y}(A_i) : A_i \in R \subset \mathbb{R}^d\}$$

em que:

$\mathbf{Y}(A_i)$  é o vetor das variáveis aleatórias;

$A_i$  são as áreas particionadas da região em estudo;

$R$  é a região em estudo;

$\mathbb{R}^d$  é o espaço vetorial real d-dimensional;

$d$  é a dimensão do conjunto dos números inteiros positivos:  $d \in \mathbb{Z}^+$ .

Ao se trabalhar com dados de área, há duas implicações a serem levadas em consideração, referente às áreas particionadas da região em estudo  $A$ :

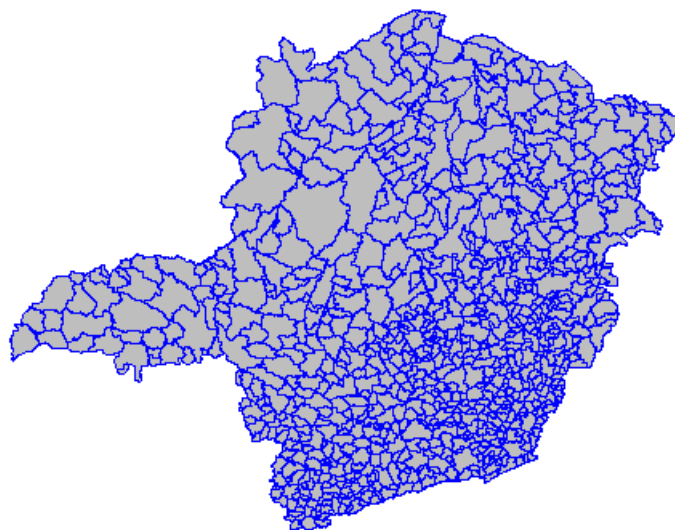
$$\bigcup_{i=1}^n A_i = A$$

e

$$A_i \cap A_j = \emptyset$$

A união de todas as áreas resulta na região  $A$ , e não existe interseção de uma determinada área com outra, conforme é possível verificar na imagem 2.6. Uma característica importante dos dados de área é que as observações são completas (CRESSIE, 1993). Como descreve Schabenberger e Gotway (2005), em muitos conjuntos de dados espaciais envolvendo dados de área são fornecidas informações sobre todas as áreas  $A_i$  do domínio  $A$ .

Figura 2.6 – Divisão política dos municípios de Minas Gerais



Fonte: Do Autor, 2018

Portanto, como a variável será medida em cada área da região  $A$  não tem-se a localização exata da ocorrência da variável, mas um valor representativo para cada área  $A_i$ . E o objetivo principal deste tipo de análise é mensurar a dependência espacial da variável em estudo entre as áreas do domínio da região em estudo.

Dessa forma, como visto no decorrer desta seção, os três processos estocásticos espaciais possuem suas características particulares e podem ser classificados de acordo com o tipo da variável aleatória e da sua indexação, como verifica-se na tabela 2.2.

Tabela 2.2 – Tipos da variável e indexação dos processos estocásticos espaciais

Processo estocástico espacial	Tipo da Variável	Tipo da indexação
Geoestatística	Contínua ou discreta	Contínua
Processos Pontuais	Contínua ou discreta	Contínua
Dados de área	Contínua ou discreta	Discreta

Fonte: Do Autor, 2018

## 2.9 Análise espacial em áreas

O principal objetivo da análise espacial em áreas é a mensuração da autocorrelação espacial existente ou não entre as áreas na região em estudo. A autocorrelação espacial, como o nome já diz, refere-se a correlação entre as realizações de uma mesma variável amostradas em locais distintos no espaço. Com a autocorrelação espacial avalia-se como o valor de uma variável de interesse numa certa região  $i$  tende a estar associado ao valor dessa variável numa região vizinha  $j$  (ALMEIDA, 2012).

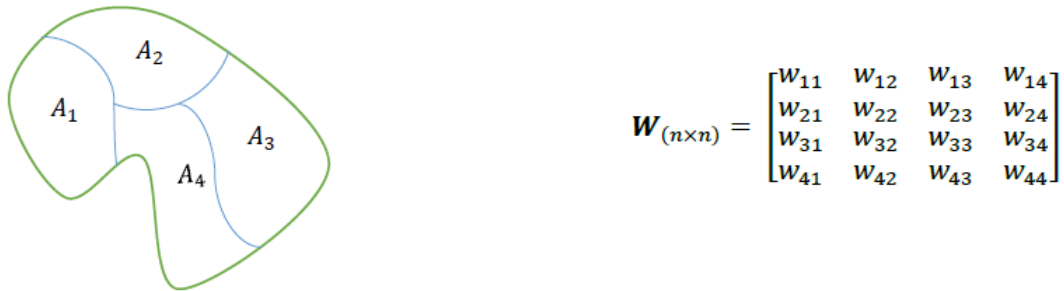
Como não há a ocorrência exata da variável, em análises envolvendo dados de área, torna-se necessária a utilização de ferramentas que sejam capazes de captarem e mensurarem a espacialidade existente entre as áreas. Dessa necessidade surge, então, o conceito da matriz de proximidade espacial ( $\mathbf{W}$ ).

### 2.9.1 Matriz de Proximidade Espacial

Para se estimar a estrutura de correlação espacial de dados de área, uma ferramenta básica é a matriz de proximidade espacial, também chamada matriz de vizinhança (CÂMARA et al., 2004). Como visto anteriormente, a região  $A$  é particionada em sub-regiões  $A_i$ , sendo que por meio das  $n$  áreas ( $A_1, A_2, \dots, A_n$ ) constrói-se a matriz  $\mathbf{W}_{(n \times n)}$ ,

onde cada um dos elementos  $w_{ij}$ , com  $i = 1, 2, \dots, n$  e  $j = 1, 2, \dots, n$  de  $\mathbf{W}$  representa uma medida de proximidade entre  $A_i$  e  $A_j$ , conforme a figura 2.7.

Figura 2.7 – Matriz de proximidade espacial genérica



Fonte: Criação própria

A construção da matriz de vizinhança está diretamente ligada à escolha do elemento de proximidade espacial  $w_{ij}$  que melhor representa a relação de vizinhança entre as áreas em estudo. Tal medida de vizinhança pode ser calculada das seguintes formas (BAILEY; GATRELL, 1995):

- $w_{ij} = 1$ , se  $A_i$  tem fronteira comum com  $A_j$ , caso contrário  $w_{ij} = 0$  (Matriz de contiguidade). Ilustrado na figura 2.8;

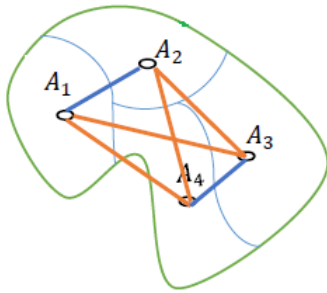
Figura 2.8 – Matriz de proximidade espacial genérica - contiguidade



Fonte: Criação própria

- $w_{ij} = 1$  se o centroide da área  $A_i$  está a uma determinada distância  $k$  do centroide da área  $A_j$ , caso contrário  $w_{ij} = 0$  (Matriz de  $k$  distância). Ilustrado na figura 2.9, considerando uma distância hipotética onde as linhas conectoras em azul na imagem representa que os centroides das áreas estão dentro da  $k$  distância pré estabelecida;

Figura 2.9 – Matriz de proximidade espacial genérica - k distância

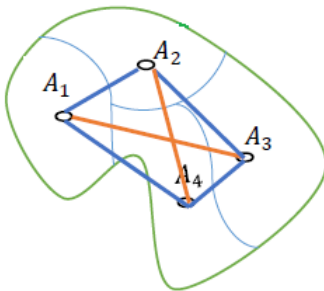


$$W = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

Fonte: Criação própria

- $w_{ij} = 1$  se o centroide de  $A_i$  é um dos  $k'$ s centroides mais próximos da área  $A_j$ , caso contrário  $w_{ij} = 0$  (Matriz dos  $k'$ s vizinhos). Ilustrado na figura 2.10, considerando a quantidade de dois vizinhos;

Figura 2.10 – Matriz de proximidade espacial genérica - k's vizinhos



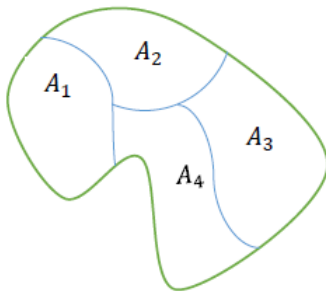
$$W = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

Fonte: Criação própria

- $w_{ij} = d_{ij}^\gamma$  em que  $d_{ij}$  é a distância entre os centroides de  $A_i$  e  $A_j$  se  $d_{ij} < \delta$ , sendo  $\delta > 0, \gamma < 0$ , caso contrário  $w_{ij} = 0$ ;
- $w_{ij} = \frac{l_{ij}}{l_i}$ , em que  $l_{ij}$  é o comprimento da fronteira entre  $A_i$  e  $A_j$ , e  $l_i$  é o perímetro de  $A_i$ . Ilustrado na figura 2.11.



Figura 2.11 – Matriz de proximidade espacial genérica - Comprimento da fronteira



$$W = \begin{bmatrix} 0 & 0,24 & 0 & 0,1 \\ 0,2 & 0 & 0,11 & 0,11 \\ 0 & 0,11 & 0 & 0,32 \\ 0,07 & 0,1 & 0,3 & 0 \end{bmatrix}$$

Área	Fronteira (u.m)				Perímetro (u.m)
	A <sub>1</sub>	A <sub>2</sub>	A <sub>3</sub>	A <sub>4</sub>	
A <sub>1</sub>	0	7	0	3	30
A <sub>2</sub>	7	0	4	4	35
A <sub>3</sub>	0	4	0	12	37
A <sub>4</sub>	3	4	12	0	40

$$w_{11} = 0; \quad w_{12} = \frac{7}{30} = 0,2333; \quad w_{13} = 0; \quad w_{14} = \frac{3}{30} = 0,1$$

$$w_{21} = \frac{7}{35} = 0,2; \quad w_{22} = 0; \quad w_{23} = \frac{4}{35} = 0,1143; \quad w_{24} = \frac{4}{35} = 0,1143$$

$$w_{31} = 0; \quad w_{32} = \frac{4}{37} = 0,1081; \quad w_{33} = 0; \quad w_{34} = \frac{12}{37} = 0,3243$$

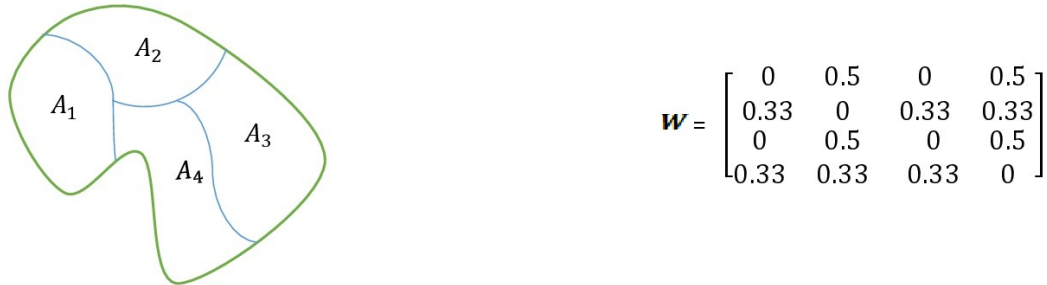
$$w_{41} = \frac{3}{40} = 0,075; \quad w_{42} = \frac{4}{40} = 0,1; \quad w_{43} = \frac{12}{40} = 0,3; \quad w_{44} = 0$$

Fonte: Criação própria

A matriz de vizinhança construída com base nas áreas que são contíguas é encontrada com mais frequência na literatura, e, por isso, utiliza-se este método de confecção da matriz neste trabalho.

Como a matriz de vizinhança é utilizada em cálculos de indicadores na fase exploratória dos dados, é viável utilizar a normalização de suas linhas para que a soma dos pesos de cada linha seja igual a 1, (CÂMARA et al., 2004), como pode ser verificado na figura 2.12. A normalização das linhas da matriz de vizinhança é realizada dividindo-se cada  $w_{ij}$  pela soma da linha a que pertence. Isso atribui pesos a cada área vizinha e favorece nos cálculos dos coeficientes de autocorrelação espacial, como será visto mais adiante.

Figura 2.12 – Matriz contígua de proximidade espacial genérica - normalizada



Fonte: Criação própria

Segundo Câmara et al. (2004), a matriz de vizinhança pode ser generalizada para vizinhos de maior ordem (vizinho do vizinho). De maneira análoga à matriz de vizinhança de primeira ordem são construídas as de ordem maior. Por exemplo, na figura 2.12, a área  $A_1$  é vizinho de primeira ordem das áreas  $A_2$  e  $A_4$ , e é vizinho de segundo ordem da área  $A_3$ .

Após explicar sobre a construção da ferramenta para a mensuração da espacialidade existente em análises envolvendo dados de área serão apresentados os coeficientes de autocorrelação espacial, capazes de captar e mensurar a dependência espacial existente entre as áreas da região em estudo.

### 2.9.2 Alguns índices de autocorrelação espacial

Segundo Câmara et al. (2004), um aspecto fundamental na análise exploratória de dados espaciais é a caracterização da dependência espacial, ou seja, caracterizar como os atributos estão correlacionados no espaço.

Alguns dos coeficientes de autocorrelação espacial mais utilizados são o Índice I de Moran e o Índice C de Geary. Por meio desses coeficientes é possível mensurar quanto o valor observado na  $i$ -ésima área está relacionado aos valores observados da mesma variável nas áreas vizinhas. Tais indicadores podem ser globais ou locais e serão apresentados em subseções posteriores.

Embora existam vários coeficientes para medir a autocorrelação espacial de uma variável aleatória, neste trabalho será utilizado o Índice de Moran (global e local). Ao utilizar tal indicador vale ressaltar que segundo Bailey e Gatrell (1995), o índice I de Moran

é indicado para dados que apresentam estacionariedade, pois calculando para dados não estacionários, o índice perde sua validade estatística, pois utiliza em seu cálculo a diferença entre o valor observado  $y_i$  e a média global  $\bar{Y}_i$ .

## 2.10 Estacionariedade e Isotropia

Ao se trabalhar com dados espaciais, dois conceitos importantes podem caracterizar a estrutura espacial dos mesmos, são elas a isotropia e a tendência. Assim, um processo estocástico será dito estacionário se a distribuição espacial for invariante sob a translação das coordenadas, e isotrópico se for invariante sob a rotação das coordenadas.

Segundo Cressie (1993), um processo estocástico é dito estacionário de segunda ordem se a média e a variância de tal processo forem constantes em toda região de estudo e a covariância for uma função da distância dos dados. Sendo assim, o processo estocástico espacial para dados de área  $\{Y(A_i) : A_i \in A \subset \mathbb{R}^d\}$  será dito estacionário de segunda ordem se:

- $E[Y(A_i)] = \mu, \forall i;$
  - $Cov[Y(A_i), Y(A_j)] = f(d_{ij}) \forall i \neq j$
- $$Var[Y(A_i)] = \sigma^2, \forall A_i$$

em que  $f(d_{ij})$  é uma função dependente da distância  $d_{ij}$  entre as áreas  $A_i$  e  $A_j$ .

Ressalta-se que a matriz de vizinhança (matriz de contiguidade) adotada neste trabalho não obedece ao critério de distância para a sua confecção. Desta forma, dependendo da matriz de vizinhança adotada, a estacionariedade do processo estocástico se dará de modo análogo, porém, levando em consideração a contiguidade das áreas. Este tipo de estacionariedade não é explicitada na literatura de dados de área e não há nomenclatura específica.

Neste trabalho considera-se o processo estocástico espacial isotrópico, e a estacionariedade do processo será considerada no ruído, pois será realizada a modelagem da tendência presente na distribuição espacial dos dados. A modelagem de tendência será apresentada em seção posterior, após a definição de algumas ferramentas teóricas utilizadas nos métodos de modelagem.

### 2.10.1 Modelagem de tendência

A estacionariedade do processo está intrinsicamente relacionada a não existência de tendência na distribuição espacial dos dados. A utilização de dados tendenciosos acarreta em análises e decisões que não condizem com a realidade podendo ocasionar interpretações errôneas em relação aos resultados obtidos. Existem alguns métodos estatísticos que visam a modelagem da tendência, por exemplo, a média móvel espacial e o método dos mínimos quadrados.

#### 2.10.1.1 Média móvel espacial

Ao se trabalhar com dados de área, segundo Bailey e Gatrell (1995), uma das formas de modelar as variações da tendência é estimar a média móvel espacial. O autor justifica que tal método causa uma redução na variabilidade espacial produzindo uma superfície com menor flutuação que os dados originais. Sua fórmula é dada por:

$$\hat{\mu}_i = \sum_{j=1}^n w_{ij} Y_j$$

em que  $w_{ij}$  é o elemento da matriz de vizinhança capaz de mensurar a espacialidade existente entre as áreas  $i$  e  $j$ .

Porém, Silva et al. (2011) apresenta uma outra forma utilizada para calcular a média móvel espacial, na qual estima-se a média em relação ao desvio ( $Y_i - \bar{Y}$ ) em que  $\bar{Y}$  é a média geral dos dados, e pelo método dos momentos é dada por:

$$\hat{\mu}_i = \sum_{i=1}^n w_{ij} (Y_i - \bar{Y})$$

Nota-se que tal método não leva em consideração nenhum pressuposto em relação à distribuição dos dados. E, assim como este método, outra maneira para a modelagem de tendência, segundo Schabenberger e Gotway (2005), é por meio do método de mínimos quadrados que também não requer nenhum conhecimento da distribuição conjunta dos dados.

#### 2.10.1.2 Regressão de mínimos quadrados

O método de modelagem da tendência por meio da aplicação da regressão de mínimos quadrados é utilizado pela teoria da Geoestatística e neste trabalho estende-se

tal método para os dados de área. Por meio da regressão de mínimos quadrados ajusta-se uma superfície suavizada aos valores da variável dependente (no caso dos dados de área  $Y_i$ ), tendo como variáveis independentes as coordenadas espaciais (EMIDIO; LANDIM, 2008).

Como os valores da variável dependente  $Y_i$ , em dados de área, são representativos para cada área da região, ao utilizar a regressão de mínimos quadrados as coordenadas espaciais utilizadas serão as coordenadas do centroide de cada área  $A_i$ . Assim, a dimensão espacial do processo estocástico é dada por  $\mathbb{R}^2$  e as coordenadas espaciais podem ser expressas em coordenadas Norte-Sul ( $s_1$ ) e Leste-Oeste ( $s_2$ ):

Segundo Rencher e Schaalje (2008), a abordagem de mínimos quadrados é uma das formas de estimação dos parâmetros do modelo de regressão polinomial que minimizam a soma de quadrados dos desvios dos  $n$  valores observados de  $y$  em relação aos valores preditos de  $\hat{y}$ .

Matricialmente, se  $\mathbf{y} = \mathbf{X}\beta + \varepsilon$ , onde  $\mathbf{X}$  é  $n \times (k + 1)$  de posto  $k + 1 < n$ , então o valor de  $[\hat{\beta}_0, \hat{\beta}_1, \hat{\beta}_2, \dots, \hat{\beta}_k]'$  que minimiza a equação é dado por (RENCHE; SCHAALJE, 2008):

$$\hat{\beta} = (\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}'\mathbf{y} \quad (2.1)$$

$$\begin{bmatrix} \hat{\beta}_1 \\ \hat{\beta}_2 \\ \vdots \\ \hat{\beta}_k \end{bmatrix} = \left( \begin{bmatrix} x_{11} & x_{21} \\ x_{21} & x_{22} \\ \vdots & \vdots \\ x_{1n} & x_{2n} \end{bmatrix}' \begin{bmatrix} x_{11} & x_{21} \\ x_{21} & x_{22} \\ \vdots & \vdots \\ x_{1n} & x_{2n} \end{bmatrix} \right)^{-1} \cdot \begin{bmatrix} x_{11} & x_{21} \\ x_{21} & x_{22} \\ \vdots & \vdots \\ x_{1n} & x_{2n} \end{bmatrix}' \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix}$$

em que a matriz  $\mathbf{X}$  é a matriz contendo as coordenadas espaciais ( $s_1$  e  $s_2$ ) dos centroides de cada área, e  $\varepsilon$  é dado por:

$$\varepsilon = \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \vdots \\ \varepsilon_n \end{bmatrix}$$

Emidio e Landim (2008) alertam que tal técnica deva ser utilizada levando em consideração alguns cuidados, como evitar pontos nas extremidades do mapa, o número de pontos deve ser maior que o número de coeficientes utilizado no modelo e os pontos

devem ser bem distribuídos evitando agrupamentos de pontos. Ao utilizar as coordenadas dos centroides das áreas  $A_i$ 's, todas as considerações apresentadas por Emidio e Landim (2008) são respeitadas.

Dessa forma, após a modelagem da tendência presente na distribuição espacial dos dados, parte-se para a análise da dependência espacial presente nos dados. E, neste trabalho, o Índice I de Moran será o coeficiente utilizado para mensurar a presença ou não da dependência espacial entre as áreas da região em estudo.

### 2.10.2 Índice I de Moran global

O índice de autocorrelação espacial I de Moran, assim como os demais índices de autocorrelação espacial, é um coeficiente que busca medir a correlação entre a mesma variável distribuída numa região A em estudo.

De acordo com Silva et al. (2011), assim como ocorre com o coeficiente de correlação de Pearson, o índice I de Moran considera a relação do desvio padronizado da variável com o desvio padronizado da mesma variável numa área  $A_j$ , vizinha de  $A_i$ . A incorporação da vizinhança entre as áreas da região em estudo é feita por meio da matriz de vizinhança ( $\mathbf{W}$ ).

O índice de Moran é um coeficiente de autocorrelação espacial que fornece a média geral da autocorrelação espacial existente nos dados de interesse analisado na região de estudo (MORAN, 1950), e é dado pela seguinte equação:

$$I = \frac{n}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij}} \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij} (y_i - \bar{Y})(y_j - \bar{Y})}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{Y})^2}$$

onde:  $y_i$  é o valor do atributo observado na  $i$ -ésima área;  $y_j$  é o valor do atributo observado na  $j$ -ésima área;  $\bar{Y}$  é a média dos atributos da região de estudo;  $w_{ij}$  é o elemento da matriz normalizada de proximidade espacial referente a interação entre a  $i$ -ésima área e a  $j$ -ésima área.

E ao trabalhar com a matriz de vizinhança ( $\mathbf{W}$ ) normalizada, tem-se que  $\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij} = n$ . Dessa forma, o coeficiente I de Moran será dado por:

$$I = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij} (y_i - \bar{Y})(y_j - \bar{Y})}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{Y})^2}$$

Ao se tratar de uma estatística de autocorrelação linear do tipo produto cruzado, há a necessidade de se ter cuidado na sua interpretação (ALMEIDA, 2012). O valor do índice I de Moran geralmente varia no intervalo  $(-1, 1)$ . Quando  $I = 0$  indica que a variável é espacialmente independente, quando  $I > 0$  há similaridade (ou autocorrelação positiva) da variável entre as áreas próximas, e quando  $I < 0$  há dissimilaridade (autocorrelação negativa) da variável entre áreas próximas.

A autocorrelação espacial positiva implica que, no geral, altos valores de uma variável de interesse tende a estar circundados por altos valores desta variável em áreas vizinhas (ALMEIDA, 2012), ou valores baixos circundados por valores baixos de áreas vizinhas. Ou seja, as áreas apresentam dados diretamente correlacionados. E, por sua vez, a autocorrelação espacial negativa, de modo análogo, ocorrerá quando altos valores de uma variável de interesse estiverem circundados por baixos valores desta variável em áreas vizinhas, implicando em áreas com dados inversamente correlacionados.

De acordo com Câmara et al. (2004), quando se tem uma grande quantidade de áreas da partição da região de interesse, é provável a ocorrência de diferentes padrões e tendências espaciais, aparecendo vários locais de autocorrelação espacial, em que a dependência espacial é mais manifestada.

O índice I de Moran global capta a autocorrelação espacial para toda região  $A$  em estudo e não consegue detectar a formação de padrões espaciais entre as áreas. A utilização de indicadores locais visa captar na região  $A$ , agrupamentos de áreas semelhantes (similaridade entre as áreas), áreas fora do padrão espacial da região (dissimilaridade entre as áreas).

### 2.10.3 I de Moran local

Segundo Anselin (1995), um “*Local Indicator of Spatial Association – (LISA)*” será qualquer estatística que satisfaça a capacidade de indicar aglomerados espaciais significativos estatisticamente e possuir a propriedade de que o somatório dos indicadores, para todas as áreas, é proporcional ao indicador de autocorrelação espacial global correspondente.

O índice local de Moran é dado pela seguinte fórmula:

$$I_{(i)} = (y_i - \bar{Y}) \frac{\sum_{j=1}^n w_{ij}(y_j - \bar{Y})}{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{Y})^2}{n}} \quad (2.2)$$

Pode-se demonstrar que a média dos indicadores locais, ao trabalhar com a matriz normalizada, é igual ao índice global:

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^n I_{(i)} &= \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{Y}) \frac{\sum_{j=1}^n w_{ij}(y_j - \bar{Y})}{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{Y})^2}{n}} = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij}(y_i - \bar{Y})(y_j - \bar{Y})}{\sum_{i=1}^n w_{ij}(y_i - \bar{Y})^2 \frac{1}{n}} \\ \sum_{i=1}^n I_{(i)} &= \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij}(y_i - \bar{Y})(y_j - \bar{Y})}{\sum_{i=1}^n w_{ij}(y_i - \bar{Y})^2 \frac{1}{n}} \Leftrightarrow \sum_{i=1}^n I_{(i)} \sum_{i=1}^n w_{ij}(y_i - \bar{Y})^2 \frac{1}{n} = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij}(y_i - \bar{Y})(y_j - \bar{Y}) \\ \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n I_{(i)} &= \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij}(y_i - \bar{Y})(y_j - \bar{Y})}{\sum_{i=1}^n w_{ij}(y_i - \bar{Y})^2} \\ \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n I_{(i)} &= I \end{aligned} \quad (2.3)$$

Após o cálculo dos índices globais e locais é necessário estabelecer sua significância estatística. A significância estatística para o índice de Moran local é realizada de maneira semelhante a do índice de Moran global, por meio do teste de normalidade assintótica ou do teste de permutação que serão apresentados a seguir.

#### 2.10.4 Inferência sobre o I de Moran

Segundo Bailey e Gatrell (1995) há duas principais abordagens para testar os valores observados do índice I de Moran, partindo da premissa que não há autocorrelação espacial nos dados. Essas duas abordagens são: o teste de normalidade assintótica e o teste de permutação aleatória.

##### 2.10.4.1 Teste de Normalidade Assintótica

Para estimar a significância do índice, será preciso associar a este uma distribuição estatística, sendo mais usual relacionar a estatística de teste à distribuição normal (CÂMARA et al., 2004). É usual atribuir à distribuição normal ao teste, pois, de acordo com o Teorema Central do Limite, quando o tamanho da amostra ( $n$ ) aumenta, independente da distribuição da população, a distribuição da média ( $\bar{Y}$ ) converge para uma distribuição normal.



Sendo assim, se há um número grande de áreas observadas ( $n$ ), então, presume que a estatística  $I$  de Moran segue uma distribuição normal assintoticamente. A média e variância, sob a hipótese de independência entre as áreas  $H_0$ , são dadas por (CLIFF; ORD, 1981):

$$E[I] = \frac{1}{n-1} \quad (2.4)$$

$$Var[I] = \frac{n^2 S_1 - n S_2 + 3 S_0^2}{(n-1)(n+1) S_0^2} - \left( -\frac{1}{n-1} \right)^2 \quad (2.5)$$

em que  $S_0, S_1, S_2$  são funções de  $w_{ij}$  dadas por:

$$S_0 = \sum_i \sum_j w_{ij} w_{ji};$$

$$S_1 = \frac{1}{2} \sum_i \sum_j (w_{ij} + w_{ji})^2;$$

$S_2 = \sum_i \sum_j (w_{i+} + w_{+j})^2$ , onde  $w_{i+} = \sum_{j=1}^n w_{ij}$  é a soma da linha  $i$  da matriz  $\mathbf{W}$ , e  $w_{+j} = \sum_{i=1}^n w_{ij}$  é a soma da coluna  $j$  da matriz  $\mathbf{W}$ .

O teste de uma hipótese estatística é uma função de decisão  $d : \chi \rightarrow \{a_0, a_1\}$  em que  $a_0$  corresponde à ação de considerar a hipótese  $H_0$  como verdadeira e  $a_1$  corresponde à ação de considerar a hipótese  $H_1$  verdadeira (BOLFARINE; SANDOVAL, 2001). Denote por  $H_0$  (hipótese nula) a hipótese de interesse. A hipótese de interesse neste teste é a ausência de autocorrelação espacial nos dados, ou seja, os dados são independentes:

$$\begin{cases} H_0 : E[I] = 0 \\ H_1 : E[I] \neq 0 \end{cases}$$

Assim, um teste de significância de nível  $\alpha$  para a hipótese nula de independência é construído, com *valor - p* dado pela probabilidade:

$$valor - p = P \left( Z > \frac{I_{obs} - E[I]}{\sqrt{Var[I]}} \right)$$

em que  $I_{obs}$  é o valor observado (calculado) para o Índice  $I$  de Moran, e  $Z$  é a variável aleatória normal padronizada.

Rejeita-se  $H_0$  em um teste de significância bilateral, como o teste de normalidade assintótica, com significância igual a  $\alpha$ , se  $valor - p \leq \alpha$ .

Como destacado anteriormente, a suposição de que o I de Moran segue uma distribuição normal assintoticamente está intrinsicamente ligada ao Teorema Central do Limite e a hipótese de independência entre as áreas, ou seja, há uma quantidade relativamente grande de áreas independentes, o que nem sempre acontece. E, para isso, há uma outra abordagem para a validação da significância do I de Moran, o teste de permutação aleatória.

#### 2.10.4.2 Teste de Permutação Aleatória

Câmara et al. (2004) informa que tal teste não considera pressupostos em relação à distribuição, sendo uma abordagem mais comum e classificando-o como um teste de pseudossignificância. O principal uso para um teste de aleatorização é a obtenção de valores-p (FERREIRA, 2013).

Para aplicar o teste, deve-se, inicialmente, computar uma estatística com os dados originais (FERREIRA, 2013). Neste caso, a estatística do teste será o índice I de Moran. Em seguida, os dados são permutados diversas vezes e a estatística do teste é calculada em cada permutação obtida (FERREIRA, 2013).

Suponha uma região A particionada em diversas áreas  $A_i$ 's, com  $i = 1, 2, \dots, n$ . Cada área possui um valor para a variável aleatória em estudo  $y_i$ . Então tem-se  $n!$  possíveis permutações nesta região (rearranjos diferentes para as  $n$  observações em  $n$  áreas). Uma dessas permutações corresponde à observação original dos dados. Para cada rearranjo tem-se um I de Moran diferente, calculando-se o I de Moran para cada permutação constrói-se a distribuição empírica da estatística que será utilizada para a construção do teste.

Assim como no teste de hipóteses, considerando a distribuição do I de Moran assintoticamente normal, o teste de permutação aleatória possui como hipótese nula a ausência de autocorrelação espacial nos dados, ou seja, os dados são independentes. A distribuição dos valores permutados, incluindo o valor obtido na amostra original, é usada como referência para obter o valor-p (FERREIRA, 2013). Sob a hipótese  $H_0$ , os dados são independentes e, portanto, possuem a mesma probabilidade de ocorrência da permutação do  $y_i$  entre as áreas. Sendo assim, o valor-p para autocorrelação positiva, é dado por:

$$\text{valor-p} = \frac{\text{quantidade } I^{(j)} > I^{(0)}}{N + 1}; (j) = 1, 2, \dots, n \quad (2.6)$$

em que  $N$  é quantidade de permutações realizadas;  $I^{(j)}$  é o índice calculado para a permutação  $j$  e  $I^{(0)}$  é o índice calculado para os dados originais.

Rejeita-se  $H_0$  em um teste de significância  $\alpha$ , se  $valor - p \leq \alpha$ .

De maneira análoga, o valor-p para autocorrelação negativa, será dado por:

$$\text{valor-p} = \frac{\text{quantidade } I^{(j)} < I^{(0)}}{N + 1}; (j) = 1, 2, \dots, n \quad (2.7)$$

Conforme destaca Silva et al. (2011), uma maneira útil de visualizar o resultado é construir um histograma com todos os  $I^{(j)}, j = 1, 2, \dots, n$  e apontar o local onde está localizado o  $I^{(0)}$  calculado com os dados originais.

Com a existência de dois testes para validar estatisticamente o I de Moran torna-se necessário a escolha de um destes testes para a validação dos índices de autocorrelação calculados neste trabalho. De acordo com Louzada, Bearzoti e Carvalho (2006), através de um estudo realizado por meio de simulação, o teste de permutação aleatória se mostra com um melhor desempenho, em relação ao teste de normalidade assintótica, pois controlou satisfatoriamente as taxas de erro tipo I e tipo II. Dessa forma, este trabalho utiliza o teste de permutação aleatória para validar o I de Moran.

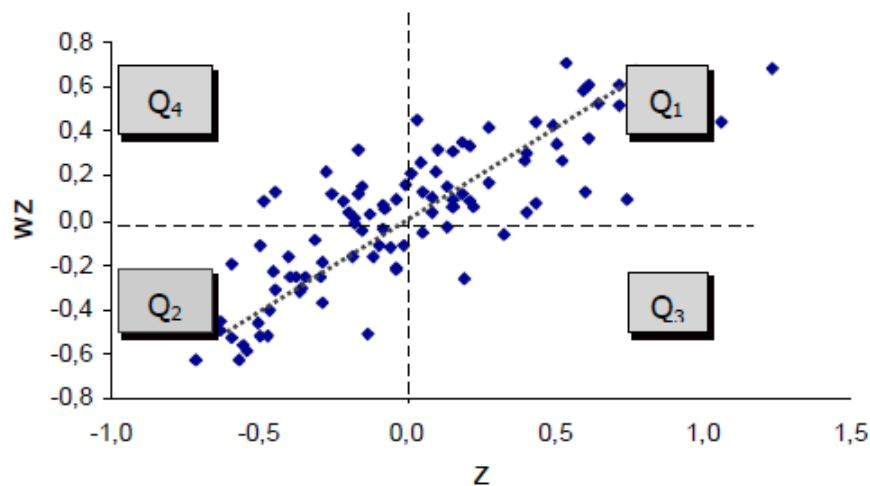
Após verificada a significância estatística dos índices de autocorrelação espacial, global e local, e rejeitando a hipótese nula dos testes se torna necessária a construção de mapas capazes de identificar as regiões em que as áreas apresentam autocorrelação espacial. Para isso é necessário a utilização do diagrama de dispersão de Moran.

### 2.10.5 Diagrama de Dispersão de Moran

O diagrama de dispersão de Moran é capaz de identificar quatro tipos de associação espacial, a saber, A/A (valores altos para a variável em estudo e também altos valores da média de seus vizinhos - alta/alta), B/B (valores baixos para a variável em estudo e também baixos valores da média de seus vizinhos - baixa/baixa), A/B (valores altos para a variável em estudo e baixos valores da média de seus vizinhos - alta/baixa) e B/A (valores baixos para a variável em estudo e altos valores da média de seus vizinhos - baixa/alta), dependendo do quadrante. Segundo Câmara et al. (2004), este diagrama é construído com bases nos valores normalizados (valores de atributos subtraídos de sua média e divididos pelo desvio padrão), permitindo analisar o comportamento da variabilidade espacial.

Esse diagrama é construído com base nos valores dos desvios  $Z_i = (y_i - \bar{Y})$  do atributo numa área  $A$  e os valores médios dos desvios de seus vizinhos, ponderados pela matriz de proximidade espacial padronizada  $\mathbf{WZ}_j = \left( \sum_{j=1}^n w_{ij}(y_j - \bar{Y}) \right)$  (TEIXEIRA, 2015; SILVA et al., 2011). Os valores são alocados em um gráfico bidimensional, que são divididos em quatro quadrantes (Q1, Q2, Q3, Q4), delimitados nos valores nulos de cada eixo.

Figura 2.13 – Diagrama de Espalhamento de Moran



Fonte: Câmara et al. (2004)

Os quadrantes são expressos, em relação a variável e a média da vizinhança, da seguinte maneira:

- Q1 (A/A) apresenta valores altos para a variável em estudo e, também, altos valores da média de seus vizinhos;
- Q2 (B/B) apresenta valores baixos para a variável e para a média;
- Q3 (A/B) apresenta valores altos para variável e baixos valores da média de seus vizinhos;
- Q4 (B/A) apresenta valores baixos para a variável e valores altos para a média de seus vizinhos.

De acordo com Câmara et al. (2004), os quadrantes Q1 e Q2 apresentam autocorrelação espacial positiva, em que os agrupamentos de valores similares podem ser verificados. Já os quadrantes Q3 e Q4 apresentam autocorrelação espacial negativa, em que as áreas seguem comportamento inverso ao da vizinhança.

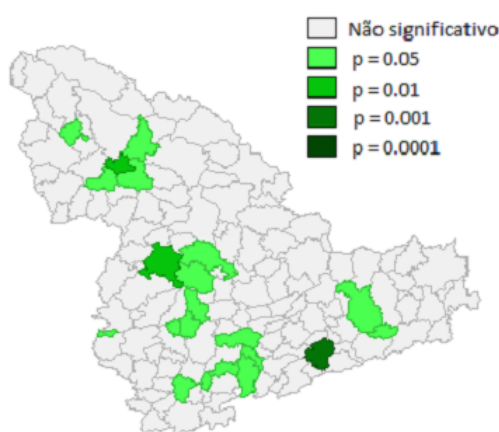
Utilizando-se dos indicadores locais e do diagrama de espalhamento de Moran pode-se chegar a elaboração de mapas que auxiliam a análise dos dados e da dependência espacial existente nos mesmos. Segundo Silva et al. (2011), além do diagrama de dispersão de Moran, é útil gerar mapas (*LISA Map e Moran Map*) indicando as regiões que apresentam autocorrelação local significativamente diferente das demais.

### 2.10.6 *LISA Map*

Os mapas para Indicadores Locais de Associação Espacial (*LISA Map*) são utilizados para indicar as áreas que apresentam correlação local significativamente diferente das demais (TEIXEIRA, 2015). A avaliação da significância é realizada por meio da comparação dos Índices de Moran local com uma série de valores obtidos por meio de permutações dos valores dos atributos dos vizinhos, sob a hipótese nula de não existência de autocorrelação espacial (SILVA et al., 2011).

Na construção deste mapa os índices são classificados nos seguintes grupos: não significativo, significância de 5%, 1% e 0,1%, como mostra a análise da variável produtividade do café para a mesorregião sul e sudoeste de Minas Gerais, no ano de 2012, disponível na figura 2.14.

Figura 2.14 – *LISA Map* - Produtividade do café - Sul e sudoeste de Minas Gerais 2012



Fonte: Do Autor, 2018

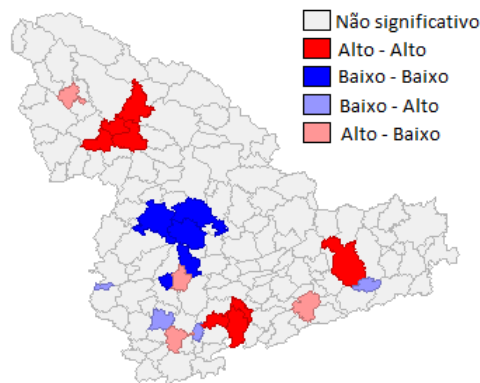
### 2.10.7 *Moran Map*

De maneira análoga ao *LISA map*, o *Moran map* também é utilizado para a análise dos indicadores locais de autocorrelação espacial, porém, neste mapa, são apresentados

apenas as áreas para as quais os valores dos índices locais de Moran foram considerados significativos (valor-p < 0,05).

Na construção deste mapa a classificação é realizada utilizando-se do diagrama de espalhamento de Moran. As áreas, em que o índice local apresentou significância, são classificadas de acordo com os quadrantes ao quais pertença. E as demais áreas são classificadas como não significativas (SILVA et al., 2011). Como mostra a análise da variável produtividade do café para a mesorregião sul e sudoeste de Minas Gerais, no ano de 2012, disponível na figura 2.15.

Figura 2.15 – LISA Map - Produtividade do café - Sul e sudoeste de Minas Gerais 2012



Fonte: Do Autor, 2018

### 3 MATERIAL E MÉTODOS

#### 3.1 Material

Os dados sobre seguro Rural para a cultura do café em MG utilizados para este trabalho estão disponíveis no site Atlas do Seguro Rural, do ministério da Agricultura, Pecuária e Abastecimento (MAPA), enquanto os dados referentes a produção e produtividade de café no estado estão disponíveis no site do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE), e são referentes aos levantamentos de tal instituto denominados Produção Agrícola Municipal – PAM. Já a base de informações geográficas do estado de MG, está disponível no site da GEOMINAS.

Os dados são referentes aos 853 municípios do estado de MG, do ano de 2012 a 2016. A base de dados para as análises realizadas neste trabalho é composta pelas variáveis: produtividade do café, variável que estima a quantidade em quilos que cada hectare plantado de café produziu; PAS (percentual de área segurada), variável que verifica a porcentagem de hectares plantados que estão assegurados; e VSH (valor segurado por hectare), variável que estima o valor segurado, em reais, para cada hectare assegurado. E para realizar a análise deste trabalho foram utilizados os softwares R Team et al. (2015) (principais pacotes utilizados: Spdep (BIVAND et al., 2005) e GeoR (JR; DIGGLE et al., 2001)) e GeoDa (ANSELIN; SYABRI; KHO, 2006).

#### 3.2 Métodos

Após a revisão bibliográfica realizada acerca da estatística espacial aplicada a dados agrupados em áreas, necessária dentro de uma pesquisa bibliográfica, será conduzida uma análise exploratória dos dados que serão utilizados no trabalho, em toda extensão do mapa em estudo.

Após a análise exploratória, parte-se para a análise e mensuração da autocorrelação espacial das variáveis em estudo por meio do Índice de Moran Global. Após tal análise, parte-se para a visualização da dependência espacial local utilizando-se do diagrama de espalhamento de Moran, *LISA Map* e *Moran Map*.

A validação do índice global e do índice local de Moran será realizada por meio do teste de permutação aleatória, com isso, recorre-se ao uso de computação intensiva

através de simulação para o teste de permutação aleatória. Também serão apresentados os p-valores do teste de normalidade assintótica.



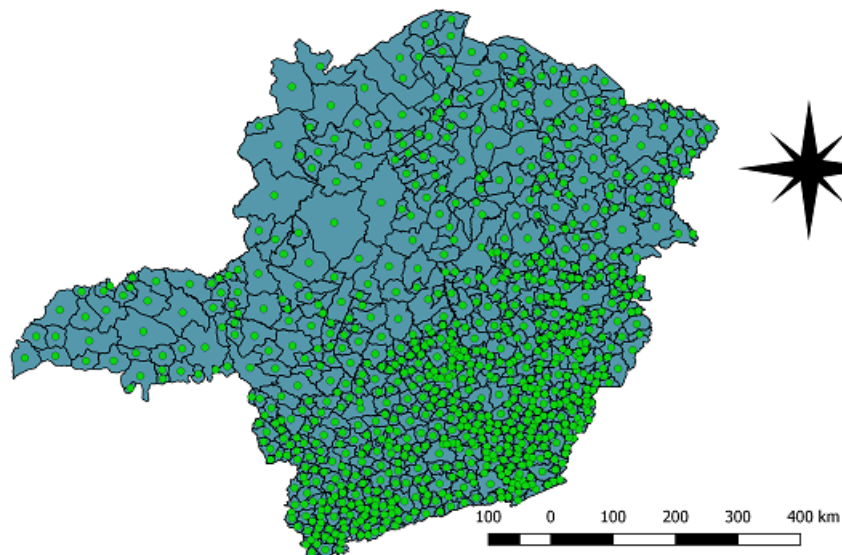
## 4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Inicialmente, antes da realização de qualquer análise referente à mensuração da dependência espacial, foram aplicadas as técnicas de modelagem de tendência descritas nas seções anteriores, uma vez que a tendência presente nos dados pode levar a resultados errôneos mascarando a dependência ou não existente nos mesmos.

Dessa forma, essa seção será dividida em análise de primeira e segunda ordem. A análise de primeira ordem está relacionada à modelagem de tendência e por sua vez, a análise de segunda ordem está relacionada à mensuração da dependência espacial através dos índices global e local de Moran.

Para realizar a modelagem da tendência se fez necessária a localização do centroide dos municípios mineiros, uma vez que ao trabalhar com dados de área não se tem a localização exata da ocorrência da variável. O centroide foi utilizado como ponto de referência para a modelagem da tendência e a localização foi realizada através do software QGis como verifica-se na imagem 4.1.

Figura 4.1 – Centroides dos municípios mineiros



Fonte: Do Autor, 2018

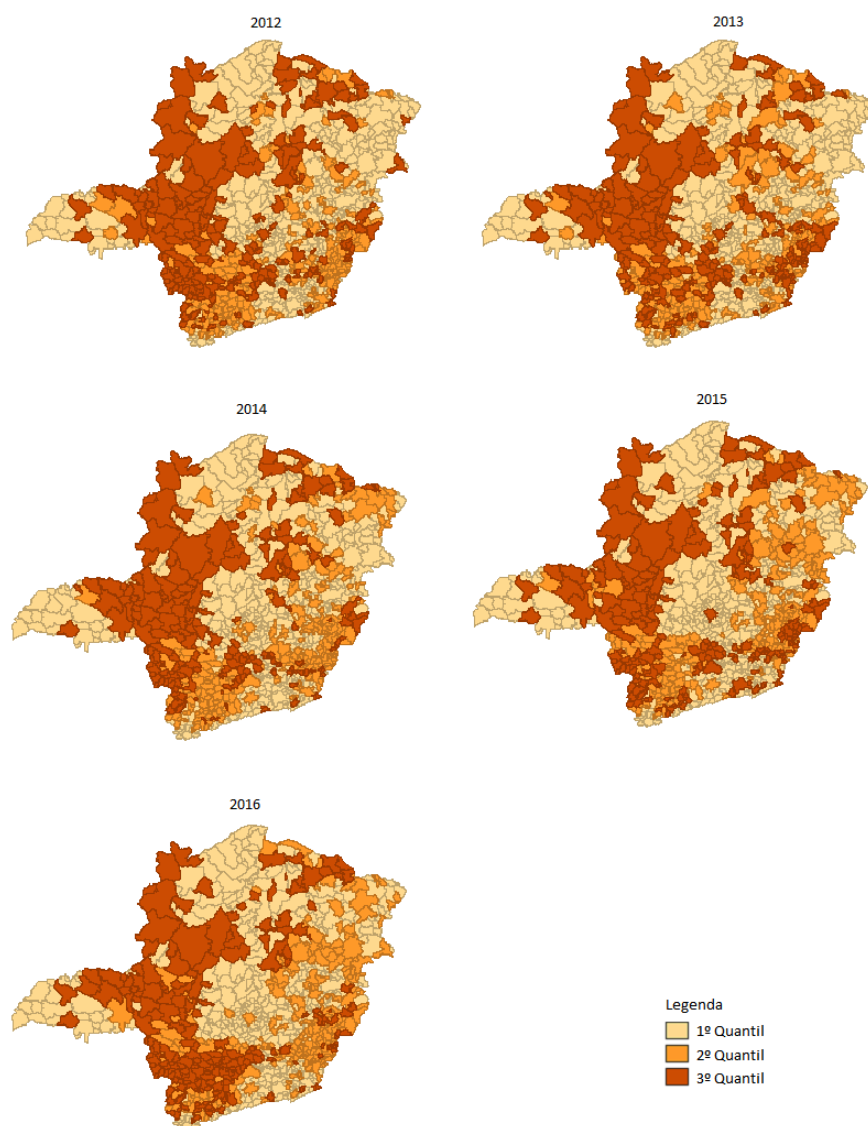
No momento de estimar a tendência presente nos dados para o estado de Minas Geras deparou-se com um problema que dificultou a sua modelagem. Os dados referentes a todo estado são inflacionados de zero, devido a várias cidades não produzirem café em

suas lavouras, o que impossibilitou separar os quartis dos dados e, assim, prejudicando a visualização da tendência presente.

Em busca de contornar o problema na modelagem da tendência, realizou-se uma análise espacial exploratória com a finalidade de identificar áreas mais influentes na região de estudo e, dessa maneira, aprofundar a análise da dependência espacial presente entre tais áreas. Desta forma, construiu-se o mapa de quantis para as variáveis em estudo.

Inicialmente verificou-se o comportamento da variável produtividade de café que é uma medida que informa a quantidade em quilos que cada hectare plantado produziu. Este comportamento é apresentado na figura 4.2.

Figura 4.2 – Mapa de quantis do Rendimento da produção de café dos municípios mineiros - 2012 a 2016

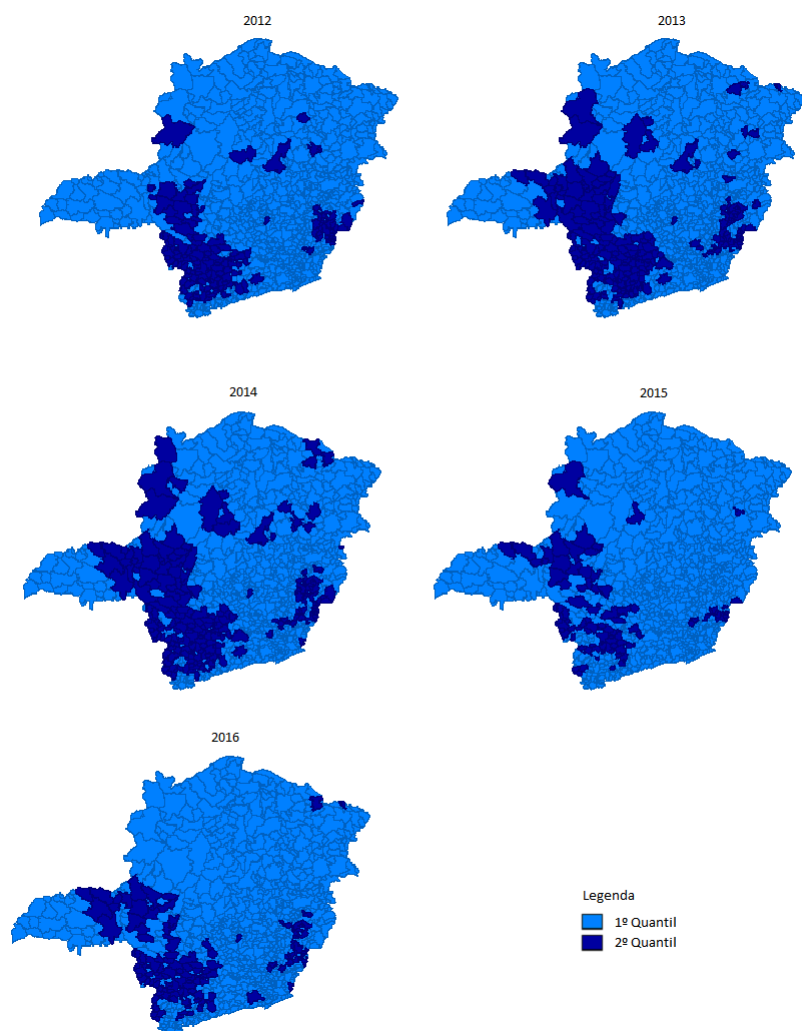


Fonte: Do Autor, 2018

Utilizando a figura 4.2, nota-se que os municípios que apresentaram maiores valores da produtividade do café estão, em sua maioria, nas regiões sul e sudoeste de Minas, alto Paranaíba, triângulo mineiro e noroeste de Minas. Após verificar o comportamento da produtividade do café a análise exploratória se dá do mesmo modo para as demais variáveis em estudo.

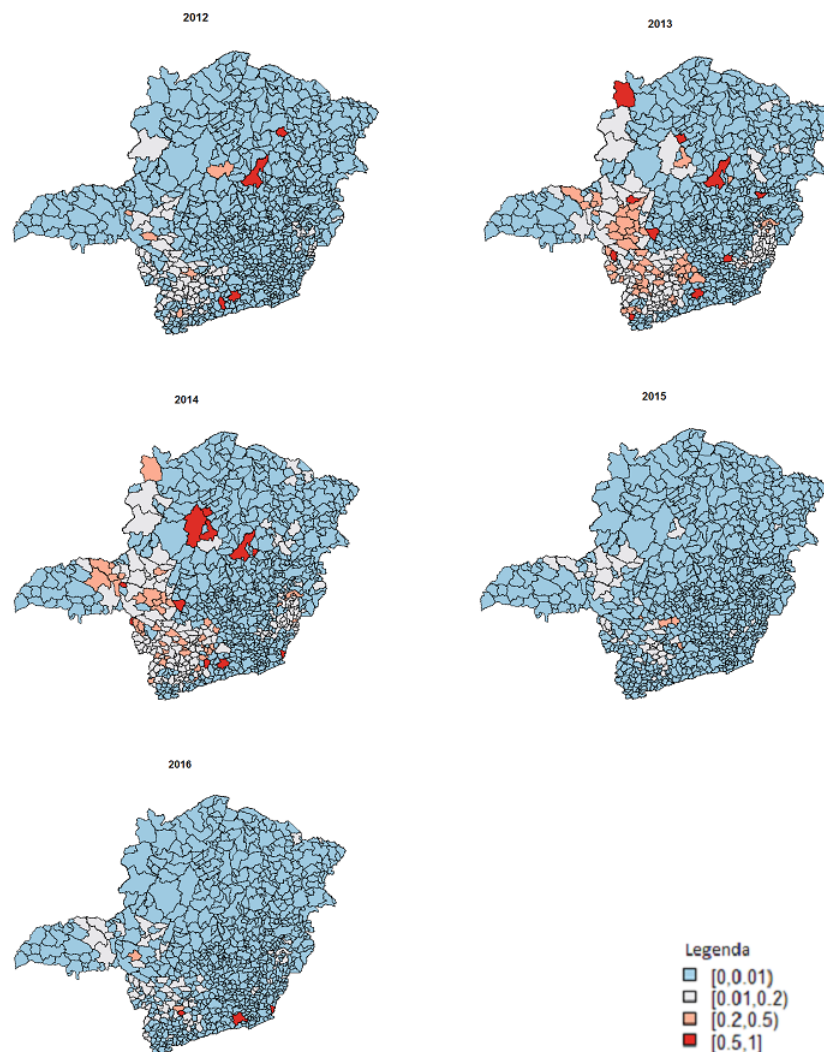
De forma análoga, foram realizadas as análises exploratórias para os indicadores de seguridade rural, V.S.H e P.A.S. Na figura 4.3 são apresentados os mapas de quantis da variável V.S.H e na figura 4.4 os mapas de quantis para a variável P.A.S.,

Figura 4.3 – Mapa de quantis do valor segurado por hectare dos municípios mineiros - 2012 a 2016



Fonte: Do Autor, 2018

Figura 4.4 – Mapa de quantis do percentual de área segurada dos municípios mineiros - 2012 a 2016



Fonte: Do Autor, 2018

Através das figuras 4.3 e 4.4, é possível notar que os municípios do sul e sudoeste de Minas Gerais possuem, comparados aos município das demais mesorregiões do estado, uma maior abrangência em relação aos indicadores de seguridade rural das suas lavouras de café. Portanto, as análises de autocorrelação espacial das variáveis em estudo serão concentradas nesta região.

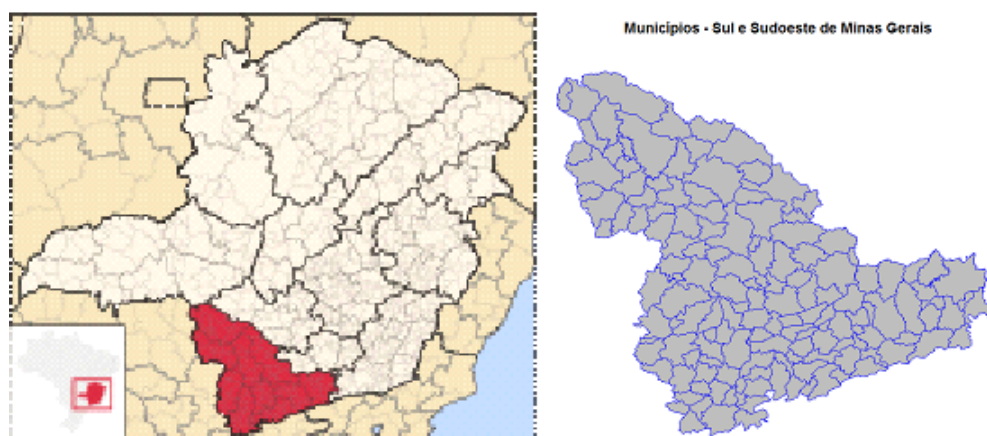
#### 4.1 Sul e sudoeste de Minas

Como visto anteriormente, os municípios do sul e sudoeste de Minas possuem uma maior abrangência de lavouras de café seguradas. Além de se destacar, em relação as

demais regiões, pela seguridade de suas lavouras, a região do sul e sudoeste de Minas é a maior região produtora de café no estado.

A região sul e sudoeste de Minas é uma das doze mesorregiões do estado, contendo 146 municípios agrupados em dez microrregiões. A economia dessa mesorregião é altamente agrícola e pautada na produção de café embora venha se destacando pelo desenvolvimento tecnológico e industrial. Na figura 4.5 destaca-se a mesorregião em relação as demais mesorregiões do estado e apresenta as divisões políticas dos municípios do sul e sudoeste de Minas.

Figura 4.5 – Região sul e sudoeste de Minas



Fonte: Raphael Lorenzeto de Abreu e Autor, 2018

Desta forma, o prosseguimento das análises será realizado centrado em apenas uma mesorregião mineira e os métodos utilizados para a modelagem da tendência presente nos dados estão descritos na tabela 4.1.

Tabela 4.1 – Técnicas utilizadas para a modelagem de tendência espacial

<b>Indicador</b>	<b>Técnica Modelagem de Tendência</b>
Produtividade (Kg/ha)	Polinômio 3 <sup>a</sup> ordem
V.S.H (R\$)	Média móvel + polinômio 3 <sup>a</sup> ordem
P.A.S (%)	Média móvel + polinômio 3 <sup>a</sup> ordem

Fonte: Do Autor, 2018

Depois de realizada a suavização do mapa parte-se para a análise da dependência espacial utilizando-se dos dados de área. A utilização de um polinômio de terceiro grau se deu ao fato que polinômios de ordem menores não se mostraram satisfatórios na modelagem da tendência presente nos dados.

Utilizando da matriz de contiguidade e considerando a vizinhança de primeira ordem estima-se os índices I de Moran Global para os anos em análise e realiza-se a inferência dos mesmos, com vistas a verificar sua significância estatística através do teste de permutação aleatória. E apresenta-se também os resultados do teste de normalidade assintótica.

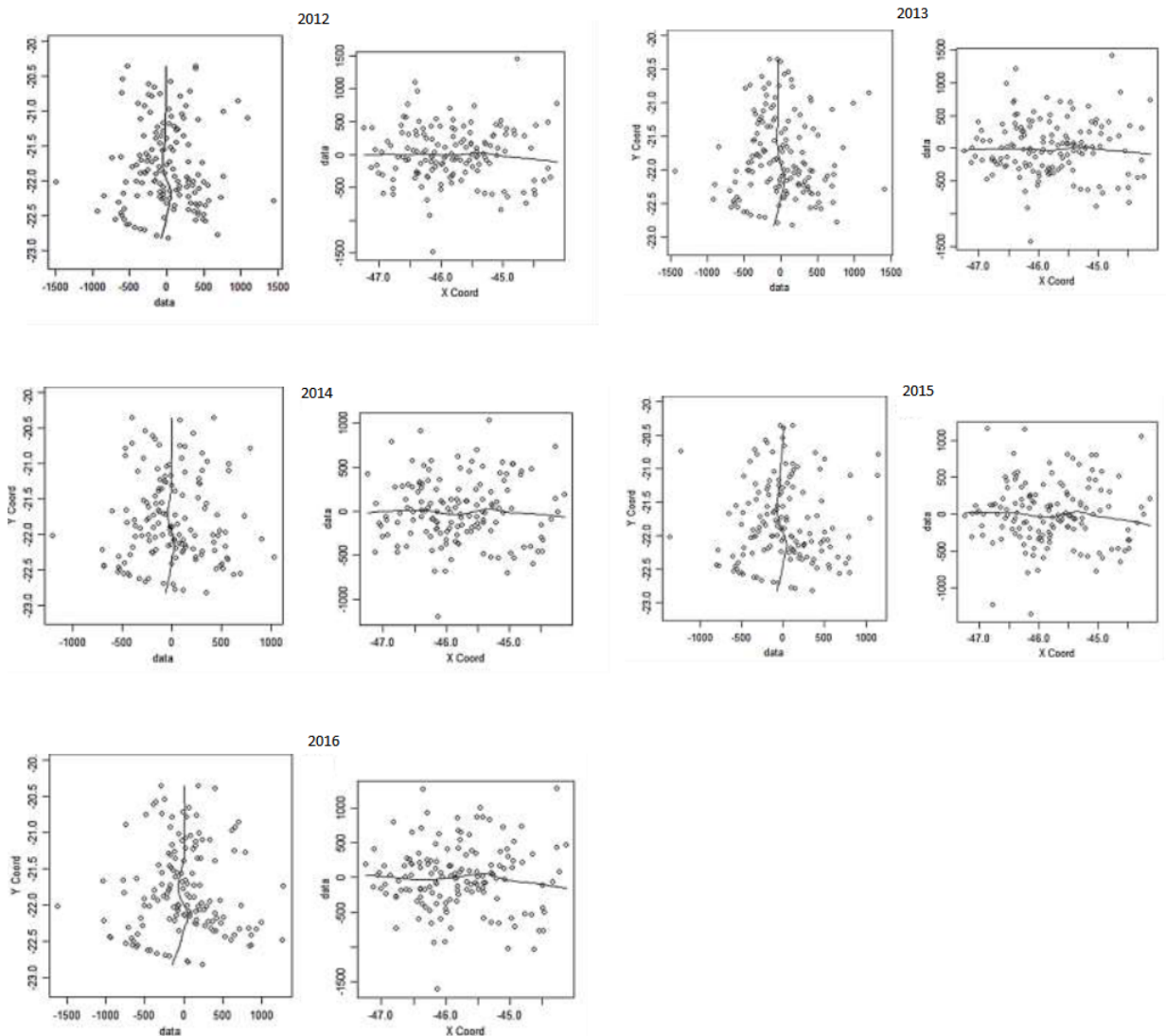
Em ambos os testes considerou-se a significância de 95% e com isso considerando-se o valor-p caso seu valor seja inferior a 5% rejeita-se a hipótese de interesse e considera que os dados possuem dependência espacial. E vale ressaltar que para o teste de permutação aleatória considerou-se 999 permutações e os resultados para cada variável serão apresentados em seções separadas.

#### **4.1.1 Produtividade (Kg/ha) do café**

##### **4.1.1.1 Análise de primeira ordem**

Para verificar se a modelagem da tendência está adequada utiliza-se de um gráfico onde estão dispostas os valores estimados através do método de mínimos quadrados considerando um polinômio de terceiro grau utilizando como variáveis independentes as coordenadas espaciais. O comportamento da reta de regressão em uma faixa constante indica que a modelagem está adequada. Tais análises estão dispostas na figura 4.6.

Figura 4.6 – Gráficos para a verificação se a modelagem de tendência está adequada - Produtividade do café - 2012 a 2016



Fonte: Do Autor, 2018

Nota-se que embora alguns anos o comportamento em uma faixa constante para a modelagem se mostra de forma atípica será mantida a mesma técnica de modelagem de tendência para manter um padrão nas análises de segunda ordem (coeficientes de autocorrelação).

#### 4.1.1.2 Análise de segunda ordem

Dessa forma, investiga-se a presença ou não de dependência espacial na variável da produtividade em quilos por hectare para as lavouras de café. A mensuração da dependência espacial foi realizada por meio do coeficiente de autocorrelação I de Moran

global. A utilização de tal coeficiente se dá com vistas a medir em toda a região de estudo como a variável se relaciona com ela mesma nas diferentes áreas presentes na região.

Os resultados e inferência sobre o I de Moran global da produtividade do café estão disponibilizados na tabela 4.2.

Tabela 4.2 – Resultados do I de Moran Global para a produtividade do café em MG, disponibilizados por ano

ANO	I de Moran Global	p-valor Normalidade Assintótica	p-valor Permutação Aleatória
2012	0,0839	0,0409*	0,046*
2013	0,0643	0,0816	0,083
2014	0,1472	0,0014*	0,004*
2015	0,0836	0,053	0,055
2016	0,1604	0,0005*	0,001*

Fonte: Do autor, 2018

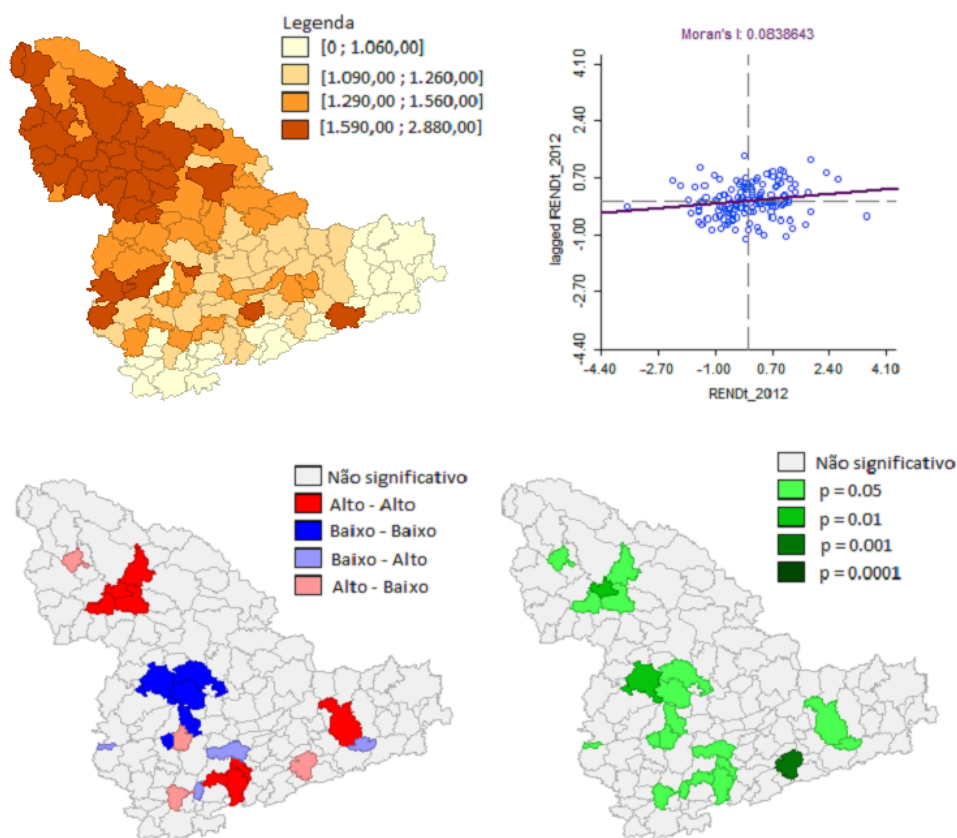
Após a mensuração da dependência espacial prossegue as análises para os anos em que o I de Moran possui significância estatística, ou seja, para os anos de 2012, 2014 e 2016. Nos respectivos anos, o I de Moran global apresentou valores positivos próximos de zero, indicando pouca dependência espacial entre as áreas.

A autocorrelação espacial positiva implica que a região em estudo apresenta a formação de aglomerados espaciais com similaridade, ou seja, a formação de aglomerados espaciais com áreas de comportamentos semelhantes. Deste forma se faz necessário uma análise mais detalhada da região em estudo, com a finalidade de captar tais aglomerados espaciais. E sendo a análise de aglomerados espaciais realizada através do índice I de Moran local.

A análise para o ano de 2012 é apresentada na figura 4.7, em que tem-se o mapa com os valores da produtividade do café sem a modelagem de tendência, o diagrama de dispersão de Moran, o "*Moran-Map*" e o "*Lisa-Map*". O primeiro mapa representa os valores da variável com a presença da tendência e da dependência espacial, já o terceiro mapa apresenta as áreas que apresentaram autocorrelação espacial estatisticamente significativa e no último mapa a significância de tais áreas.



Figura 4.7 – Análise espacial de dados de área - Produtividade do café 2012



Fonte: Do Autor, 2018

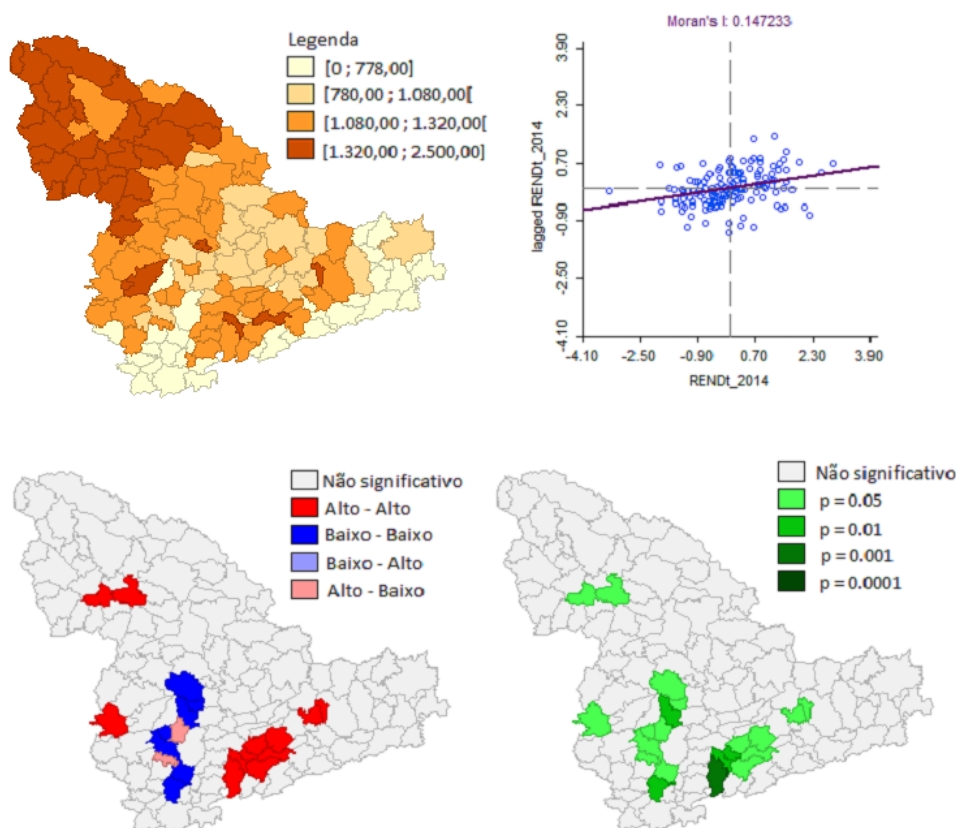
Por meio do cálculo do índice de Moran local para a produtividade do café no ano de 2012 nota-se a presença de alguns aglomerados espaciais. Dando destaque aos dois aglomerados que mais apresentaram municípios dependentes espacialmente entre si.

Ao centro do mapa verifica-se a presença de um aglomerado B/B com apenas um município apresentando alto valor, ou seja, A/B. Os municípios B/B são: Poço fundo, Campestre, Espírito Santo do Dourado, Senador José Bento; enquanto o município com alto valor é Congonhal. Dessa forma, percebe-se que os municípios do aglomerado B/B correlacionam com o alto valor da variável no município de Congonhal, ou seja, os baixos valores da região acarretam no alto valor nesse município.

Outro aglomerado que se destaca é o aglomerado A/A mais ao norte do mapa, mais precisamente, na região sudoeste de Minas Gerais. Este aglomerado é composto pelos municípios de Alpinópolis, Bom Jesus da Penha, São Pedro da União e Nova Resende. Ou seja, estes municípios apresentam uma dependência espacial do modo que se correlacionam espacialmente a possuírem altos valores para a variável em estudo.

Após discorrer sobre alguns aglomerados espaciais presentes na análise para o ano de 2012 apresenta-se a análise para o próximo ano em que o I de Moran global apresentou significância estatística, o ano de 2014. A análise espacial do ano de 2014 é apresentada da mesma forma que do ano de 2012 e está disponível na figura 4.8.

Figura 4.8 – Análise espacial de dados de área - Produtividade do café 2014



Fonte: Do Autor, 2018

Na análise realizada para o ano de 2014 destaca-se a formação de dois aglomerados espaciais de comportamento diferentes. Tem-se um aglomerado apresentando comportamento B/B com a presença de duas áreas A/B e um outro aglomerado apresentando apenas municípios com comportamento A/A.

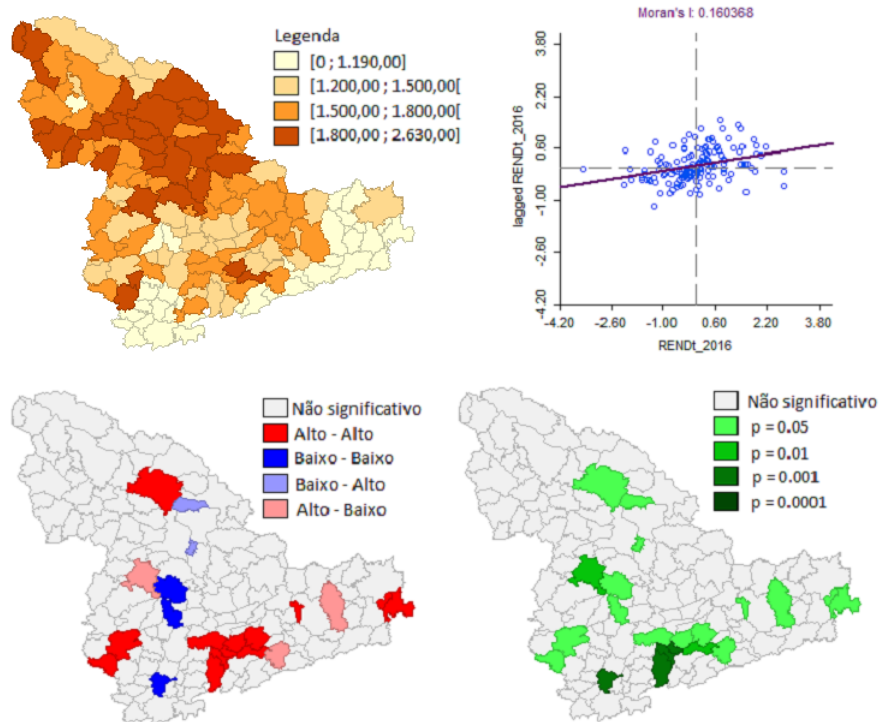
No aglomerado espacial em que a maioria dos municípios, espacialmente, contribuem entre si para que possuam baixos valores da variável em estudo, há a presença de duas áreas que são correlacionadas, espacialmente, com os municípios com baixos valores fazendo que o valor da variável nessas áreas seja alto. Os municípios que apresentaram baixo valor são: Poço Fundo, Espírito Santo do Dourado, São João da Mata, Senador

José Bento, Borda da Mata, Estiva e Cambuí. E os que apresentaram alto valor são: Congonhal e Tocos do Moji.

Já o aglomerado que apresentou comportamento A/A é composto pelos municípios: Cristina, Pedralva, Maria da Fé, Itajubá, São José do Alegre, Piranguinho e Brazópolis. E destaca-se, por fim, dois aglomerados com a presença de dois municípios cada e ambos apresentando comportamento A/A. Um desses aglomerados é formado pelos municípios de Nova Resende e São Pedro da União, enquanto o outro é formado pelos municípios de Caxambu e Soledade de Minas.

Dando prosseguimento às análises, a figura 4.9 apresenta a análise espacial realizada para o ano de 2016 que também apresentou significância estatística para o índice I de Moran global.

Figura 4.9 – Análise espacial de dados de área - Produtividade do café 2016



Fonte: Do Autor, 2018

No ano de 2016 nota-se a presença de um aglomerado com comportamento A/A com a presença de alguns municípios que também apresentaram o mesmo comportamento no ano de 2014, como Brazópolis, Piranguinho, São José do Alegre, Cristina e outros. Do mesmo modo, os municípios de Poço Fundo e Espírito Santo do Dourado apresentaram

comportamento igual ao do ano de 2014, aglomeração de comportamento B/B, correlacionando, espacialmente, com o município de Campestre que apresentou valor alto para a variável em estudo.

Após as análises realizadas para a produtividade do café nos municípios do sul e sudoeste de Minas Gerais seguimos para as análises dos indicadores de seguridade rural, P.A.S e V.H.S.

#### **4.1.2 Porcentagem de Área Segurada**

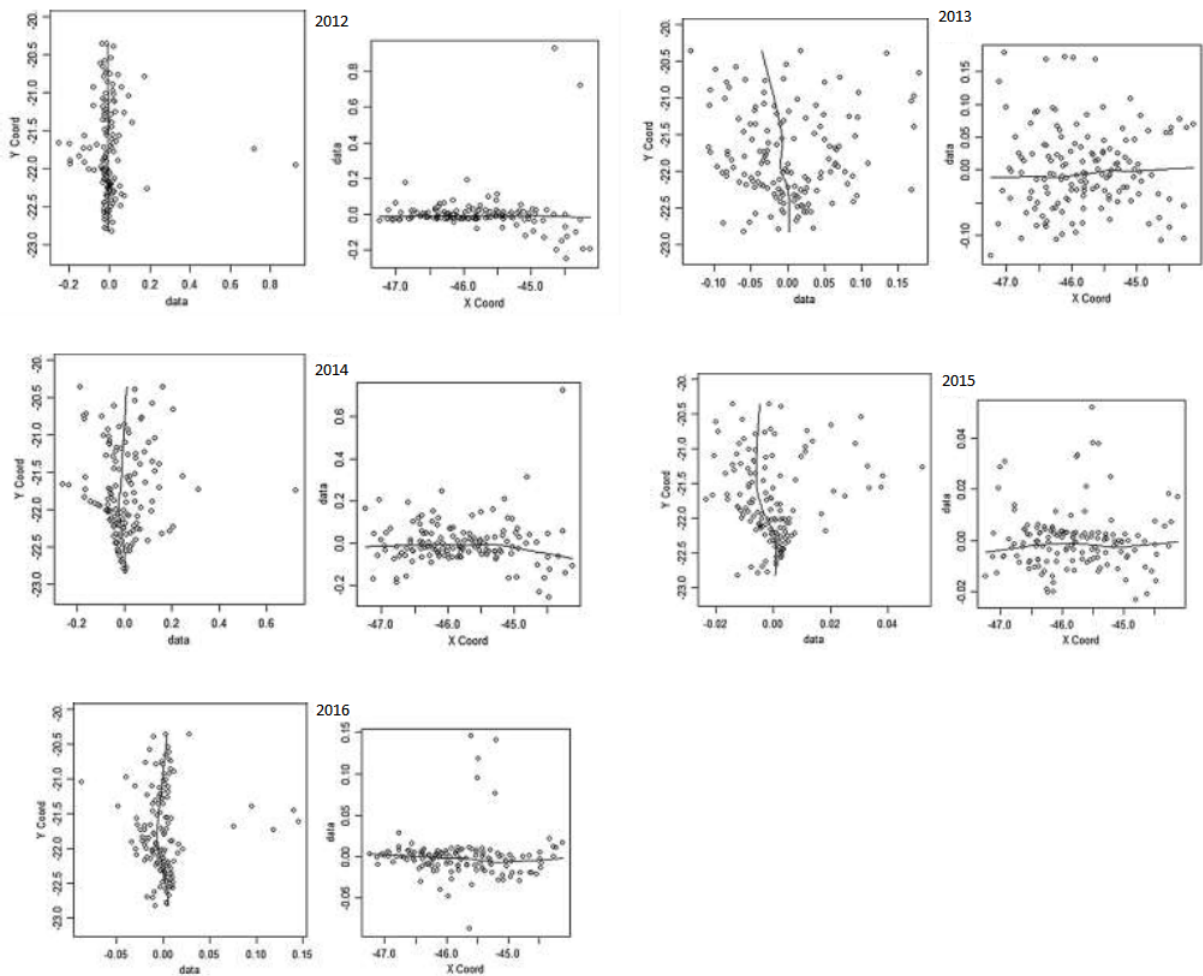
Na análise do primeiro indicador de seguridade rural da cultura do café tem-se a análise da porcentagem de área segurada, P.A.S, afim de analisar como os municípios do sul e sudoeste de Minas Gerais se comportam espacialmente em relação ao percentual segurado de suas lavouras cafeeiras. O indicador é dado por:

$$P.A.S = \frac{\text{Área segurada}}{\text{Área plantada}}$$

##### **4.1.2.1 Análise de primeira ordem**

De maneira análoga à análise de primeira ordem realizada para a variável produtividade de café realiza-se a análise para a porcentagem de área segurada nos respectivos anos em estudo. Vale ressaltar que a modelagem de tendência para tal variável foi realizada através da média móvel e do método de mínimos quadrados para um polinômio de terceiro grau. As análises estão disponíveis na figura 4.10.

Figura 4.10 – Gráficos para a verificação se a modelagem de tendência está adequada - Porcentagem de área segurada - 2012 a 2016



Fonte: Do Autor, 2018

Assim como para a variável produtividade do café observa-se que em alguns anos a modelagem da tendência se mostra de forma atípica. Porém mantendo um padrão na modelagem da tendência prossegue-se com as análises de segunda ordem.

#### 4.1.2.2 Análise de segunda ordem

A análise baseou-se pela investigação da presença de dependência espacial em toda região de estudo através da mensuração da dependência pelo coeficiente de autocorrelação I de Moran global. Os resultados e inferência estão disponibilizados na tabela 4.3.

Tabela 4.3 – Resultados do I de Moran global para a porcentagem de área segurada, disponibilizados por ano

ANO	I de Moran Global	p-valor Normalidade Assintótica	p-valor Permutação Aleatória
<b>2012</b>	-0,2049	0,00001*	0,001*
<b>2013</b>	0,0341	0,2268	0,222
<b>2014</b>	-0,0552	0,1637	0,161
<b>2015</b>	0,4196	0,00001*	0,001*
<b>2016</b>	0,2891	0,00001*	0,001*

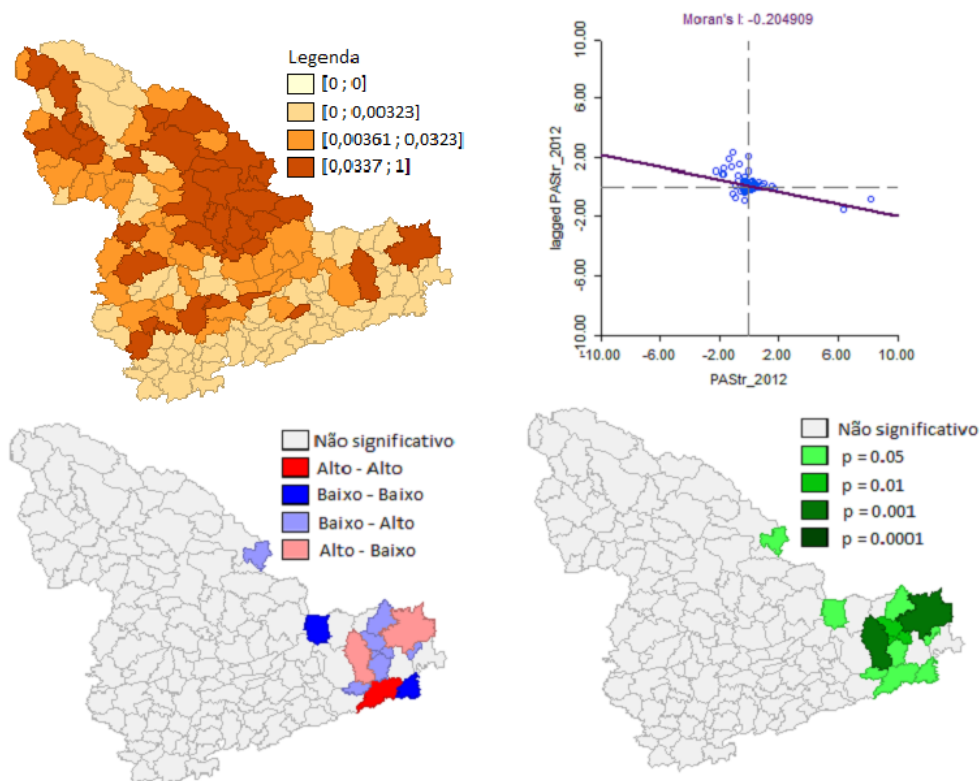
Fonte: Do autor, 2018

Através do coeficiente de autocorrelação I de Moran global mensurou-se a dependência espacial e verificou-se a significância estatística do índice de autocorrelação. Percebe-se que os testes utilizados para analisar a significância de tal índice não apresentou divergências em relação a aceitação ou não da hipótese nula dos testes.

Para a porcentagem de área segurada, os anos que apresentaram dependência espacial entre as áreas foram: 2012, 2015 e 2016. Nos anos de 2013 e 2014, o resultado dos testes de significância estatística fez com que não rejeitasse a hipótese nula, levando a concluir que em tais anos a variável em estudo não apresentou autocorrelação espacial, ou seja, as variáveis se distribuíram espacialmente de modo independente.

Dando continuidade as análises verificou-se a presença de aglomerados espaciais, através do índice I de Moran local nos anos que apresentaram significância estatística para a presença de autocorrelação espacial. E através do índice I de Moran local para o ano de 2012 captou-se a presença dos aglomerados espaciais disponibilizados na figura 4.11.

Figura 4.11 – Análise espacial de dados de área - Porcentagem de Área Segurada 2012



Fonte: Do Autor, 2018

O ano de 2012 foi o único ano que apresentou autocorrelação espacial negativa estatisticamente significativa, com isso, presume-se que a maioria das interações espaciais neste ano apresenta dissimilaridade, ou seja, os municípios presentes em aglomerados espaciais apresentam comportamentos diferentes. Os aglomerados serão formados por municípios com alto valor da variável circundados por municípios com média da variável baixa e ou vice versa.

Desse modo, no ano de 2012, nota-se a presença de um grande aglomerado mais ao sul do estado. Neste aglomerado espacial nota-se a presença de municípios com os quatro possíveis comportamentos captados pelo índice I de Moran local. Estes municípios se correlacionam espacialmente ao modo que o comportamento de cada área é correlacionado ao comportamento das áreas vizinhas. Os comportamentos espaciais de cada área estatisticamente significativa estão dispostos na tabela 4.4.

Tabela 4.4 – Comportamento espacial dos municípios com I de Moran local estatisticamente significativo - ano 2012

<b>Município</b>	<b>Comportamento espacial</b>
Aiuruoca	A/B
Alagoa	B/A
Andrêlandia	A/B
Arantina	B/A
Bocaina de Minas	A/A
Bom Jardim de Minas	B/A
Carvalhos	B/A
Passa-Vinte	B/B
São Thomé das Letras	B/B
São Vicente de Minas	B/A
Seritinga	B/A
Serranos	B/A

Fonte: Do autor, 2018

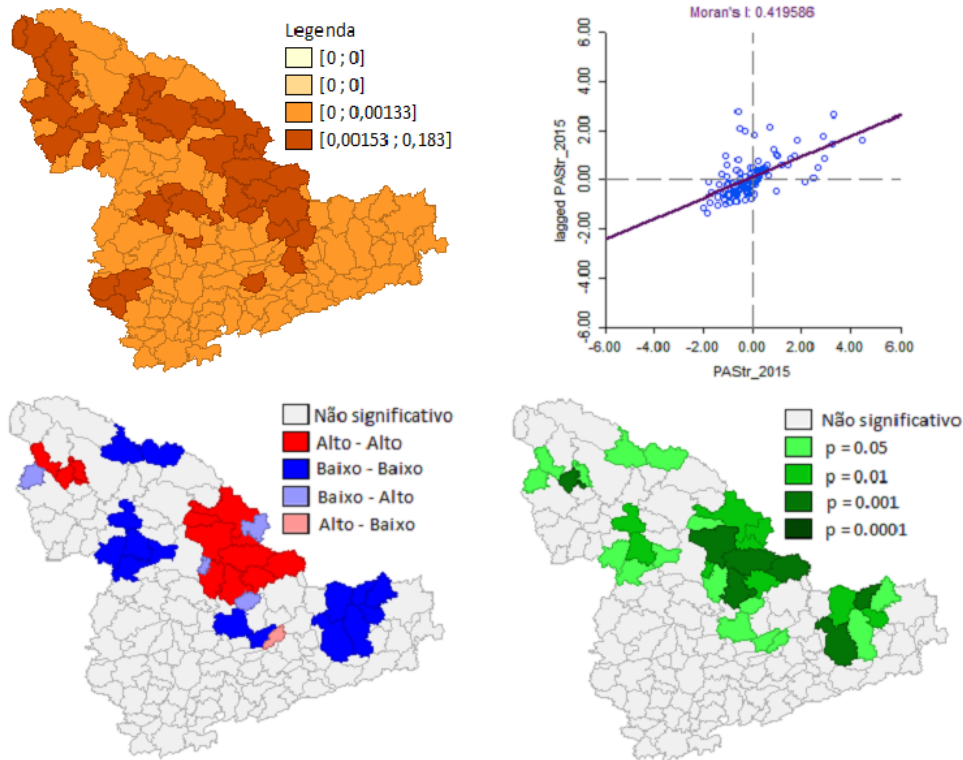
O comportamento espacial das áreas é relacionado ao modo como cada área interage espacialmente com as áreas vizinhas, por exemplo, Bocaina de Minas apresenta comportamento Alto/Alto, ou seja, o alto valor da variável nesse município contribui espacialmente para que a média dos valores nos municípios próximos sejam também altos.

Além do aglomerado espacial presente na análise, nota-se a presença de um município que o I local também apresentou significância. Esse município é coqueiral e apresenta um comportamento Baixo/Alto contribuindo para que a média nos municípios ao redor seja alta.

Após verificar a presença de aglomerados espaciais para a variável porcentagem de área segurada no ano de 2012 partiu-se para a análise do próximo ano que apresentou dependência espacial, o ano de 2015. O resultado da análise para o ano de 2015 está disponibilizado na figura 4.12.



Figura 4.12 – Análise espacial de dados de área - Porcentagem de Área Segurada 2015



Fonte: Do Autor, 2018

Já o ano de 2015 apresentou autocorrelação espacial positiva, ou seja, a formação de aglomerados espaciais se dará através de áreas que apresentam similaridade, áreas que possuem comportamentos semelhantes.

Em tal ano percebe-se a formação de um aglomerado com áreas de comportamento A/A, alto valor da variável na área que está circundada de áreas com a média da variável alta. Nesse aglomerado, que se destaca em vermelho mais escuro no centro norte do mapa, estão os municípios: Boa Esperança, Campo do Meio, Campos Gerais, Santana da Vargem, Três Pontas, Carmo da Cachoeira, Varginha, Elói Mendes e Paraguaçu. Ambos os municípios interferem, espacialmente, entre si, favorecendo com que a média nesta região seja mais alta comparada aos demais aglomerados espaciais presentes.

Esse aglomerado espacial de comportamento A/A possui alguns municípios fronteirizos que apresentam o valor da variável baixo, e estes municípios são: Fama, Coqueiral e Monsenhor Paulo que por sua vez fazem fronteira com a formação de um aglomerado B/B. Neste aglomerado com áreas de baixo valor da variável e média baixa para os vizinhos é formado pelos municípios de São Gonçalo do Sapucaí e Lambari que é vizinho do município de Jesuânia que apresenta alto valor para a variável em estudo.

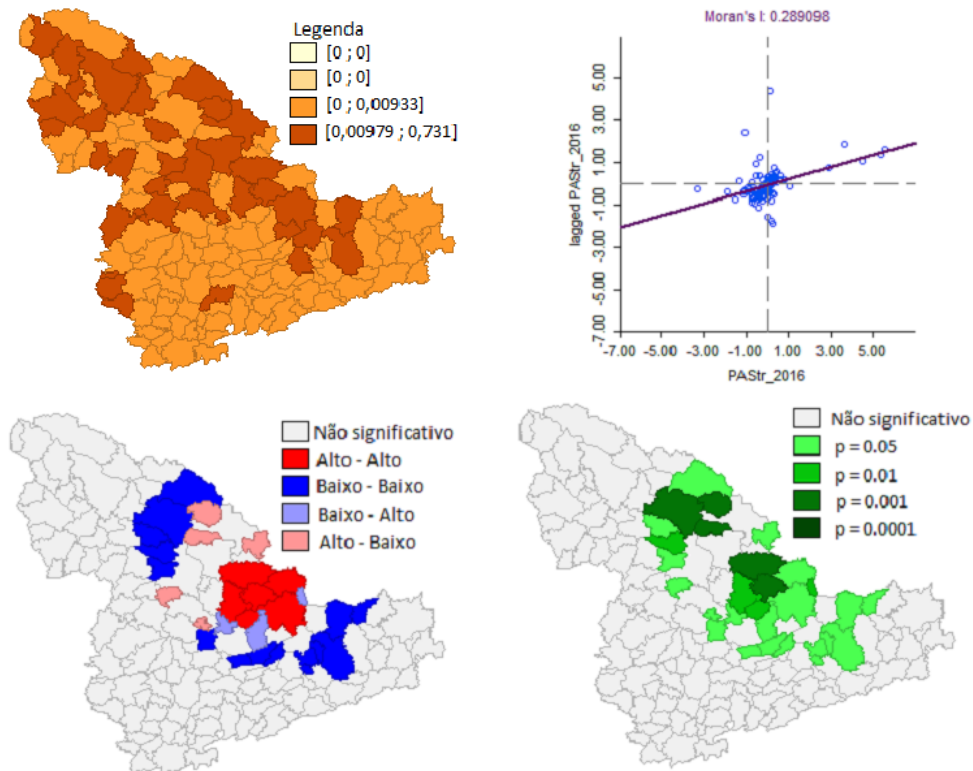
Além do aglomerado de comportamento A/A tem-se a formação de alguns aglomerados de comportamento B/B. Baixo valor da variável em estudo na área e média da variável baixa nas áreas vizinhas. Desses aglomerados pode-se destacar uma formação mais abaixo do aglomerado A/A e outra formação ao lado do mesmo. No aglomerado abaixo tem-se a formação dada pelos seguintes municípios: São Vicente de Minas, Minduri, Serranos, Aiuruoca, Baependi e Cruzília.

Já o aglomerado com o comportamento B/B ao lado de uma das principais formações de aglomerados espaciais é formado pelos municípios: Nova Resende, Monte Belo, Muzambinho, Cabo Verde e Areado.

Além destes aglomerados destacados, há a formação de aglomerados com uma presença menor de municípios. Um destes aglomerados é formado pelos municípios de Capitólio e São João Batista do Glória, ambos os municípios com comportamento B/B. Já o outro aglomerado é formado pelos municípios de Capetinga, Pratápolis e Itaú de Minas, ambos com comportamento A/A, e com a presença do município de São Tomás de Aquino que apresenta comportamento B/A.

Após verificar a formação dos aglomerados espaciais apresentados, a análise espacial da porcentagem de área segurada chegou-se ao último ano em que a variável apresentou dependência espacial entre as suas observações. O análise referente ao ano de 2016 está disponibilizada na figura 4.13.

Figura 4.13 – Análise espacial de dados de área - Porcentagem de Área Segurada 2016



Fonte: Do Autor, 2018

O índice I de Moran global, para o ano de 2016, apresentou valor positivo indicando que os aglomerados espaciais presentes apresentarão, em sua maioria, comportamento de similaridade.

No ano de 2016 nota-se a presença de aglomerados espaciais semelhantes aos do ano de 2015 e tais aglomerados continuam a apresentar comportamentos semelhantes do ano anterior. Destaca-se a formação análoga de um aglomerado espacial com a presença de municípios que apresentam comportamento A/A. Os municípios que continuam presentes em tal aglomerado são: Carmo da Cachoeira, Três Pontas, Paraguaçu e Elói Mendes. Neste aglomerado, ao contrário do ano anterior, o comportamento espacial dos municípios de Monsenhor Paulo e Varginha modificaram, passando de baixo/alto para alto/alto e de alto/alto para baixo/alto respectivamente.

Os aglomerados de comportamento B/B também se repetiram no ano de 2016, analogamente como ao ano de 2015. Ao sul do aglomerado A/A tem-se a presença de um aglomerado B/B com a presença dos municípios: Aiuruoca, Baependi, Soledade de Minas,

São Lourenço, Caxambu, Minduri e Cruzília. Os dois últimos municípios também estavam presentes na formação de um aglomerado de comportamento igual no ano anterior.

Há a formação de outro aglomerado espacial de comportamento B/B composto pelos municípios de Guapé, Carmo do Rio Claro, Conceição da Aparecida, Alterosa e Alfenas. Além das formações de aglomerados já mencionadas destaca-se a presença de alguns municípios que possui significância estatística para o I de Moran local. Esses municípios estão disponibilizados na tabela 4.5 juntamente com o comportamento espacial apresentado pelos mesmos.

Tabela 4.5 – Comportamento espacial dos municípios com I de Moran local estatisticamente significativo - ano 2016

<b>Município</b>	<b>Comportamento espacial</b>
Ilicínea	A/B
Campo do Meio	A/B
Serrania	A/B
Coqueiral	A/B
Carvalhopolis	A/B
Cordislândia	B/A
Turvolândia	B/B
Jesuânia	B/B
Lambari	B/B
Heliódora	B/B
Careaçu	B/B

Fonte: Do autor, 2018

Após as análises realizadas para a variável porcentagem de área segurada apresentamos as últimas análises realizadas. Essas análises são referentes ao valor segurado por hectare que visa verificar como os municípios do sul e sudoeste de Minas Gerais se correlacionam, espacialmente, em relação à quantia que cada hectare de sua plantação está segurado.

#### 4.1.3 Valor Segurado por Hectare

O indicador que visa medir a quantidade monetária coberta pela apólice de seguro rural por cada hectare segurado da lavoura é dado por:

$$V.S.H = \frac{\text{Valor Segurado}}{\text{Área Segurada}}$$

Antes de analisar a existência ou não de dependência espacial nos dados, é necessário ressaltar que para o cálculo do V.S.H foi considerado o valor real do valor segurado por município. Economicamente, o valor real corresponde ao valor nominal (valor do ano) ajustado em relação à inflação (ou deflação) com base em um dado índice de preço.

O índice de preço considerado neste trabalho foi o IGP-DI (Índice geral de preço) que é um índice calculado mensalmente pela FGV (Fundação Getúlio Vargas) cuja finalidade é medir o comportamento de preços em geral na economia brasileira. O IGP-DI é uma média aritmética ponderada de outros três índices de preço:

- 60% IPA (Índice de preços no atacado),
- 30% IPC (Índice de preços do consumidor), e
- 10% INCC (Índice nacional da construção civil).

Para o cálculo do valor real é necessária a utilização de um ano-base, e este trabalho considerou o ano de 2016 como ano-base para o cálculo dos valores reais dos anos anteriores. Sendo assim, o cálculo do valor real para cada ano é dado pela fórmula:

$$VR_{ano} = \frac{VN_{ano}}{Índice_{ano}} * Índice_{2016}$$

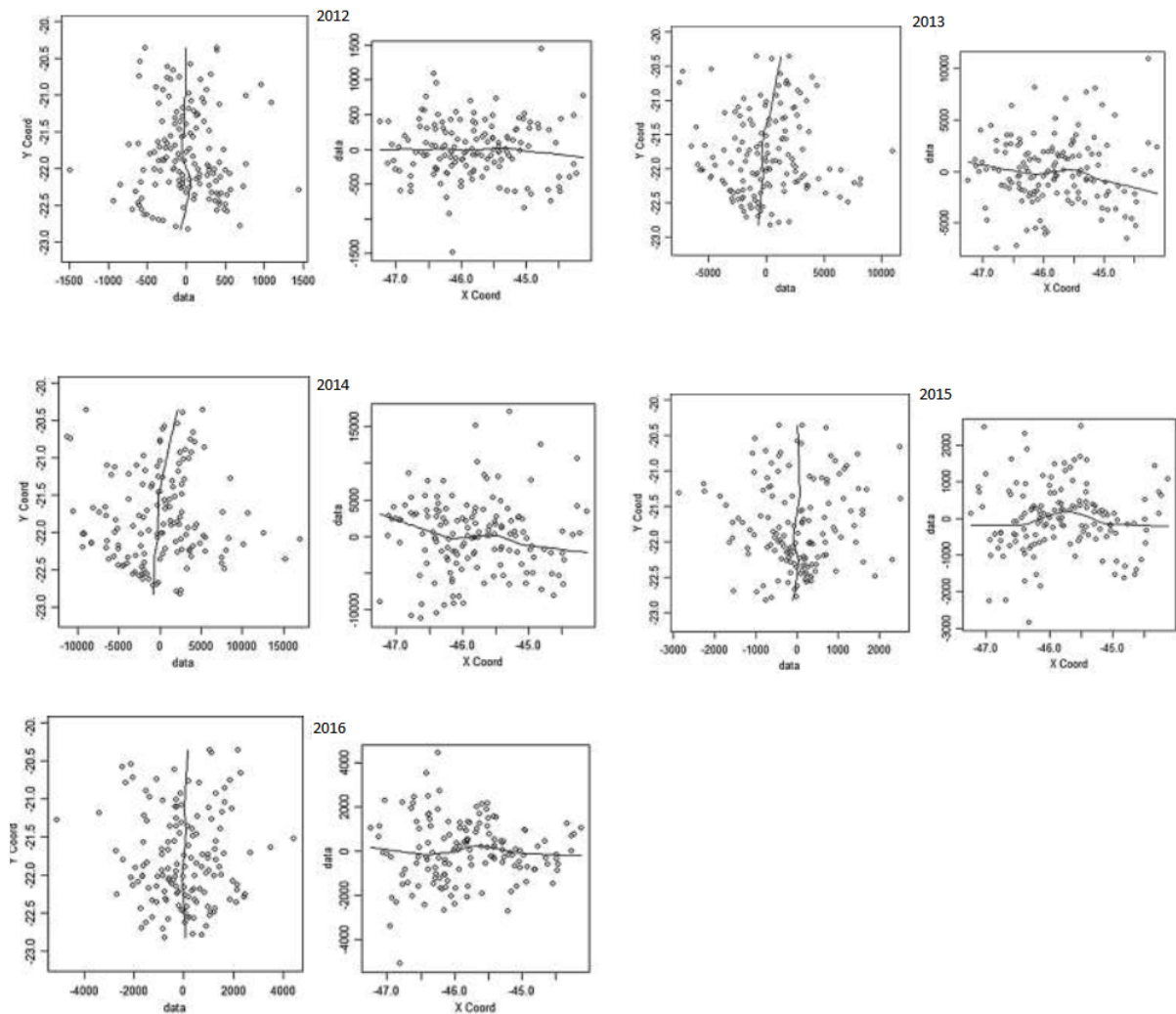
em que VR é o valor real e VN é o valor nominal.

Após calcular o valor real segurado, a análise parte para a modelagem da tendência presente nos dados e para a investigação de dependência espacial nos mesmos por meio do índice I de Moran global.

#### 4.1.3.1 Análise de primeira ordem

De maneira análoga à análise de primeira ordem realizada para a variável produtividade de café realiza-se a análise para a porcentagem de área segurada nos respectivos anos em estudo. Vale ressaltar que a modelagem de tendência para tal variável foi realizada através da média móvel e do método de mínimos quadrados para um polinômio de terceiro grau. As análises estão disponíveis na figura 4.14.

Figura 4.14 – Gráficos para a verificação se a modelagem de tendência está adequada - Valor segurado por hectare - 2012 a 2016



Fonte: Do Autor, 2018

Mantendo um padrão na modelagem da tendência verifica-se que, embora alguns anos apresentem comportamento atípico, tal modelagem se mostra satisfatória e prossegue-se com as análises de segunda ordem.

#### 4.1.3.2 Análise de segunda ordem

Os resultados do coeficiente de autocorrelação e as inferências sobre o mesmo estão disponibilizados na tabela 4.6

Tabela 4.6 – Resultados e inferência do I de Moran Global para o valor segurado por hectare, disponibilizados por ano

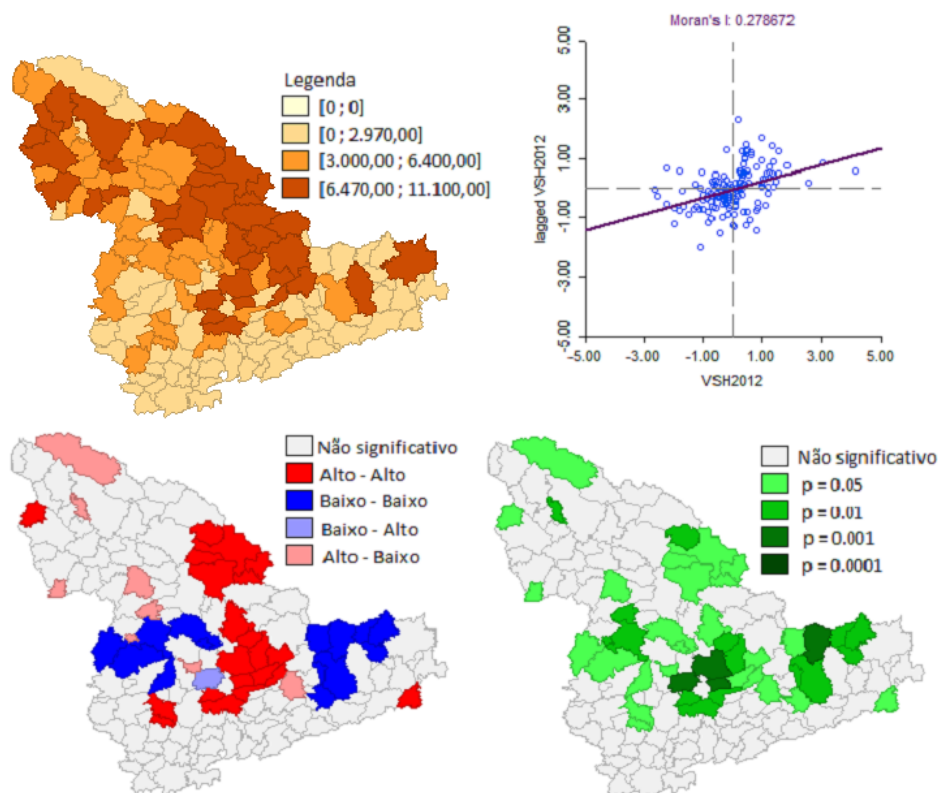
ANO	I de Moran Global	p-valor Normalidade Assintótica	p-valor Permutação Aleatória
<b>2012</b>	0,2787	0,00001*	0,001*
<b>2013</b>	0,0665	0,0742	0,075
<b>2014</b>	0,0693	0,0743	0,082
<b>2015</b>	0,4368	0,00001*	0,001*
<b>2016</b>	0,2798	0,00001*	0,001*

Fonte: Do autor, 2018

Os resultados e inferência para o índice I de Moran global do valor segurado por hectare se deu de modo semelhante aos resultados encontrados para a análise global da dependência espacial na porcentagem de área segurada. Assim, como para o outro indicador de seguridade rural, os anos em que se rejeita a hipótese nula dos testes de hipótese para o I de Moran Global foram 2012, 2015 e 2016. A rejeição da hipótese nula implica que em tais anos os dados apresentaram autocorrelação espacial.

Assim como apresentado no decorrer deste trabalho, após a constatação da dependência espacial nos dados se faz necessária uma análise espacial mais detalhada e esta análise será realizada através do I de Moran local que visa detectar agrupamentos espaciais. Como nas análises realizadas anteriormente apresenta-se as análises para os anos que houve a detecção de dependência espacial, tendo início pelos resultados ano de 2012 que está disponível na figura 4.15

Figura 4.15 – Análise espacial de dados de área - Valor Segurado por Hectare 2012



Fonte: Do Autor, 2018

O resultado para o I de Moran global para o ano de 2012 foi de aproximadamente 0,2787. Este resultado positivo retrata que a maioria dos aglomerados espaciais se dará pelo agrupamento de áreas que possuem similaridade. Este fato é retratado no terceiro mapa, onde destaca a presença de dois aglomerados com comportamento A/A e dois aglomerados com comportamento B/B.

Um aglomerado A/A, o que se encontra mais acima no mapa, é composto pelos municípios: Ilicínea, Boa Esperança, Campo do Meio, Campos Gerais e Santana da Vargem. Já o outro aglomerado A/A, mais ao centro do mapa, é formado por Elói Mendes, Monsenhor Paulo, Campanha, São Gonçalo do Sapucaí, Lambari, Heliodora, Natércia, Careagu, São Sebastião da Bela Vista e Santa Rita do Sapucaí.

Nota-se que o segundo aglomerado supracitado parece estar "conectado" com um aglomerado de comportamento B/B, através de dois municípios com comportamentos distintos. Estes municípios são os municípios de Silvianópolis com comportamento B/A e o município de São João da Mata com comportamento A/B. Isso implica que o município



de Silvianópolis apresenta um valor baixo por hectare segurado enquanto a vizinhança apresentou valores altos, e São João da Mata o inverso.

Já ao lado do município de São João da Mata, que apresentou valor alto por hectare segurado, nota-se que a vizinhança apresentou valor baixo para a variável. Isso é explicitado pela presença de um aglomerado espacial com comportamento B/B formado pelos municípios: Machado, Carvalhópolis, Campestre, Caldas, Ipuiuna, Santa Rita de Caldas e Poços de Caldas. Além do município de São João da Mata percebe-se que tal aglomerado também influencia espacialmente os municípios de Bandeira do Sul e Divisa Nova que também apresentaram comportamento B/B, porém, não influencia os municípios de Borda da Mata e Tocos do Moji que apresentaram comportamento A/A.

Outro aglomerado espacial que se destacou em tal ano apresentou comportamento B/B, e assim como o outro aglomerado de comportamento igual possui um município que o interliga ao aglomerado A/A do centro do mapa. O município que os une é Carmo de Minas e apresenta comportamento A/B enquanto o aglomerado B/B é composto pelos municípios de São Vicente de Minas, Minduri, Serranos, Cruzília, São Thomé das Letras, Baependi, Caxambu e Pouso Alto.

Além destes aglomerados e municípios mencionados, nota-se a presença de alguns municípios que muito embora não tenham formados aglomerados espaciais mostraram-se estatisticamente significantes na análise e estão disponibilizados na tabela 4.7

Tabela 4.7 – Comportamento espacial dos municípios com I de Moran local estatisticamente significativo - ano 2016

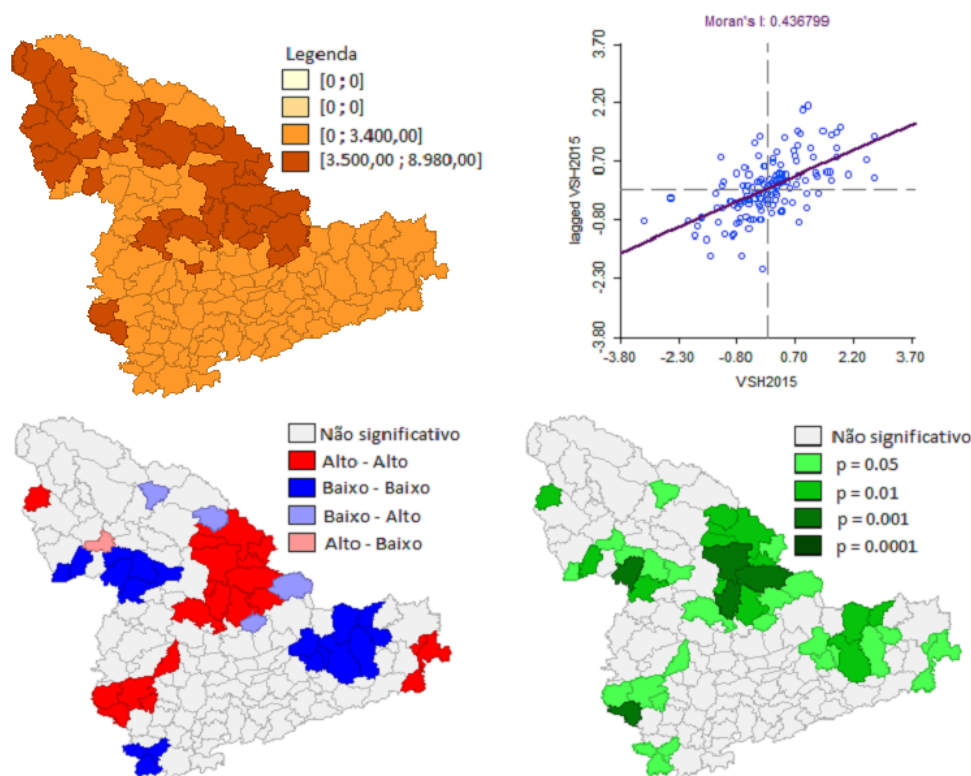
<b>Município</b>	<b>Comportamento espacial</b>
Delfinópolis	A/B
Itau de Minas	A/B
Alpinópolis	A/B
Jacui	A/B
Arceburgo	A/B
Monte Belo	A/B
São Tomas de Aquino	A/A
Passa-vinte	A/A

Fonte: Do autor, 2018

Após as análises para o ano de 2012 e a verificação da composição e comportamento dos aglomerados espaciais, a análise parte para a análise da dependência espacial local para o próximo ano que não se rejeitou a hipótese nula. Como visto, o próximo ano que

os dados apresentaram dependência espacial foi o ano de 2015 e os resultados da análise estão ilustrados na figura 4.17

Figura 4.16 – Análise espacial de dados de área - Valor Segurado por Hectare 2015



Fonte: Do Autor, 2018

Assim como no ano de 2012, o resultado do I de Moran global para o ano de 2015 foi positivo, aproximadamente 0,4368, ressaltando que em tal ano a formação dos aglomerados se dará também através de áreas que apresentam similaridade. Tal aspecto é notório no terceiro mapa onde se destacam a formação de três aglomerados com comportamento A/A e três com comportamento B/B.

Entre os aglomerados de comportamento A/A destaca-se uma formação com uma maior quantidade de áreas interagindo, espacialmente, entre si. Este aglomerado está localizado mais ao centro norte do mapa e é composto pelos municípios: Boa Esperança, Coqueiral, Santana da Vargem, Campo do Meio, Campos Gerais, Três Pontas, Varginha, Elói Mendes, Paraguaçu, Fama e Machado. Ao redor deste aglomerado destacam-se, também, três áreas (Carmo da Cachoeira, Monsenhor Paulo e Ilicínea) com comportamento B/A, ou seja, estas áreas apresentaram valor baixo por hectare segurado enquanto os municípios mencionados apresentaram valor alto.

Além do aglomerado mencionado anteriormente, nota-se a presença de um aglomerado de comportamento A/A ao lado do anterior. Este aglomerado é formado pelos municípios de Ipuiuna, Ouro Fino, Inconfidentes, Jacutinga e Monte Sião. E, entre os aglomerados A/A, por fim, nota-se a presença de um no extremo sul mais ao leste do mapa. Esse aglomerado tem a presença dos seguintes municípios: Bom Jardim de Minas, Arantina e Passa-Vinte.

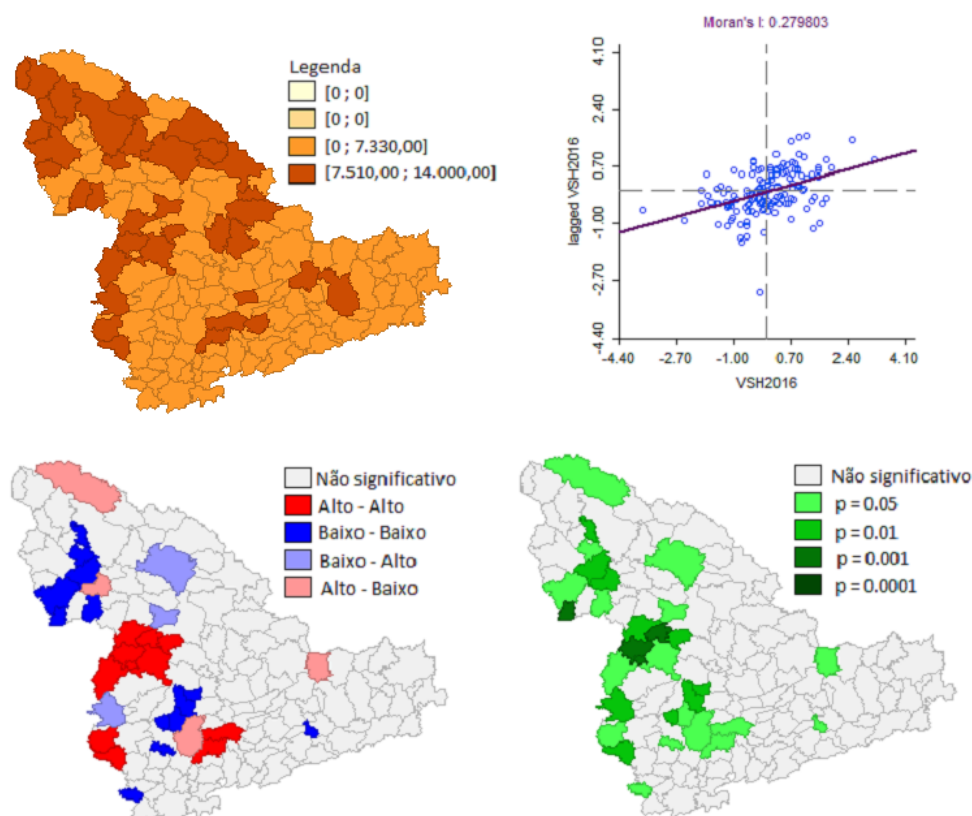
Já os aglomerados de comportamento B/B destacam-se a presença de um entre dois aglomerados A/A e sendo formado pelos municípios de Minduri, Serranos, Aiuruoca, Baependi, Caxambu, Soledade de Minas, Conceição do Rio Verde e São Lourenço. Além deste aglomerado, nota-se a presença de um aglomerado com mesmo comportamento no extremo sul do mapa e é composto pelos municípios: Itapeva, Toledo e Extrema.

E, por fim, em tal ano, percebe-se a formação de um aglomerado com comportamento B/B ao centro do mapa mais ao oeste, composto pelos municípios de Areado, Monte Belo, Cabo Verde, Muzambinho, Juruáia, Guaranésia e Arceburgo. Entre os municípios supracitados há a presença de uma área (São Pedro da União) com comportamento A/B, ou seja, tal município apresentou um alto valor por hectare segurado ao contrário da vizinhança. Acredita-se que a interação deste município é espacialmente “influenciador” para os valores baixos na vizinhança, e, por sua vez, a vizinhança influencia, espacialmente, o valor alto no município.

Além das interações evidenciadas nos aglomerados já mencionados para o ano de 2015, há a presença de alguns municípios que embora não tenham formado aglomerações espaciais apresentaram significância estatística para o I de Moran local. Os municípios que apresentaram significância estatística é o município de São Tomas de Aquino que apresentou comportamento A/A e o município de São José da Barra com comportamento B/A.

Após as análises de dependência espacial local para o ano de 2015, a análise chega por fim ao último ano que apresentou dependência espacial no valor segurado por hectare, o ano de 2016. A análise para tal ano está disponível na figura 4.17

Figura 4.17 – Análise espacial de dados de área - Valor Segurado por Hectare 2016



Fonte: Do Autor, 2018

Assim como ao ano anterior, o índice I de Moran global para o valor segurado por hectare no ano de 2016 apresentou valor positivo, aproximadamente 0,2798, indicando a formação de aglomerados espaciais com áreas que apresentam similaridade. As formações dos aglomerados espaciais no ano de 2016 estão apresentadas no terceiro mapa.

No terceiro mapa nota-se a presença de três aglomerados espaciais. Um destes aglomerados apresenta um comportamento B/B com a presença de uma área A/B. Já o outro aglomerado mostra, em sua maioria, áreas com comportamento A/A embora haja a presença de áreas com outro tipo de comportamento espacial (B/A). E um último aglomerado apresentando comportamento B/B mais ao norte, A/A ao sul e o centro com a presença de um município com comportamento A/B.

No primeiro aglomerado, mais ao norte do mapa, nota-se a presença de áreas em sua maioria com comportamento B/B, valor baixo e vizinhança também com valor baixo por hectare segurado. Os municípios presentes neste aglomerado e com tal comportamento são: Itaú de Minas, Fortaleza de Minas, Jacuí, Monte Santo de Minas, Arceburgo e

Guaxupé. Além dos municípios com comportamento B/B há a presença do município de São Pedro da União que apresenta comportamento A/B, ou seja, a dependência espacial presente entre tais áreas acarreta num valor alto por hectare segurado para o município enquanto o valor da vizinhança se mostra baixo.

Além da presença do aglomerado espacial citado acima, nota-se uma maior interação espacial entre as áreas abaixo do aglomerado espacial B/B. Em sua maioria, as áreas apresentam comportamento A/A. Nesta interação nota-se a presença de um aglomerado que se destaca dos demais, ele possui comportamento A/A e é formado pelos municípios de Cabo Verde, Divisa Nova, Serrania, Campestre, Botelhos, Bandeira do Sul e Poços de Caldas.

O aglomerado espacial com comportamento A/A possui em canto superior a presença de uma área (Areado) que apresenta comportamento B/A. Além do município de Areado, outro município, Andradas, também apresenta comportamento B/A e encontra-se mais ao sul do aglomerado A/A. E ao sul de Andradas, os municípios de Jacutinga e Monte Sião apresentam comportamento A/A.

E, por fim, nota-se a presença de um aglomerado espacial com áreas apresentando comportamento B/B ao norte, A/A ao sul e A/B no centro. Os municípios do norte são: São João da Mata, Espírito Santo do Dourado, Congonhal e Senador José Bento. Ao centro do aglomerado encontra-se o município de Pouso Alegre, que apresenta comportamento A/B, enquanto ao sul é possível encontrar os municípios de Santa Rita do Sapucaí e Cachoeira de Minas.

Além dos municípios presentes nos aglomerados espaciais mencionados, há, também, a presença de alguns municípios que embora não estejam presentes em aglomerados apresentaram significância estatística para o índice I de Moran local. Estes municípios estão referenciados na tabela 4.8 juntamente com o comportamento espacial apresentado.

Tabela 4.8 – Comportamento espacial dos municípios com I de Moran local estatisticamente significativo - ano 2016

<b>Município</b>	<b>Comportamento espacial</b>
Delfinópolis	A/B
Carmo do Rio Claro	B/A
Tocos do Moji	B/B
Toledo	B/B
São Thomé das Letras	A/B

Fonte: Do Autor, 2018

## 4.2 Análise de correlação cruzada

Após explanar sobre os resultados das análises de autocorrelação espacial separadamente para cada variável, faz-se necessário verificar algum comportamento do padrão espacial entre os resultados para a produtividade do café juntamente com o comportamento dos resultados para os indicadores de seguridade rural. Dessa forma verifica-se como a produtividade do café está correlacionada espacialmente com tais indicadores.

Os anos em que a variável produtividade do café e os indicadores de seguridade apresentaram autocorrelação espacial, 2012 e 2016, não nota-se a presença de aglomerados espaciais que sejam estatisticamente significativos para a produtividade juntamente para algum dos dois indicadores. Porém nota-se a presença de algumas áreas/ municípios que apresentaram significância estatística, seja para a produtividade e para o percentual de área segurada ou para a produtividade e para o valor segurado por hectare.

No ano de 2012, o único município que apresentou significância estatística para a análise de autocorrelação espacial tanto para a produtividade quanto para a porcentagem de área segurada foi Alagoa, apresentando comportamento B/A em ambas análises. Já os municípios que apresentaram significância estatística para o coeficiente de autocorrelação espacial, tanto pra produtividade quanto para o V.S.H, em sua maioria, apresentaram comportamento semelhante em ambas análises. Campestre e Machado apresentaram comportamento B/B nas análises, enquanto Baependi apresentou comportamento A/A para produtividade do café e B/B para o V.S.H e Santa Rita do Sapucaí apresentou comportamento B/A para produtividade e A/A para o V.S.H.

Já no ano de 2016, Carmo do Rio Claro apresentou comportamento A/A para a análise de autocorrelação espacial envolvendo a produtividade do café e comportamento B/B para o P.A.S. Além de Carmo do Rio Claro, outro município também apresentou autocorrelação espacial para ambas análises, Campo do Meio apresentou comportamento B/A para a produtividade e A/B para o P.A.S. No mesmo ano, a relação de áreas significativas para a produtividade e para o V.S.H está disponibilizada na tabela 4.9.

Tabela 4.9 – Municípios com I de Moran local estatisticamente significativo tanto para a produtividade do café quanto para o V.H.S.

Município	Comportamento espacial	
	Produtividade	V.S.H
Monte Sião	A/A	A/A
Santa Rita do Sapucaí	A/A	A/A
Espirito Santo do Dourado	B/B	B/B
Carmo do Rio Claro	A/A	B/A
Campestre	A/B	A/B

Fonte: Do autor, 2018

Nota-se que a presença de correlação entre as áreas apresentou, em sua maioria, associação positiva. Ou seja, os municípios tenderam a apresentar autocorrelação espacial com comportamento semelhante tanto para a produtividade quanto para os indicadores de segurança rural. Ao não verificar um padrão espacial entre as análises de autocorrelação espacial entre as variáveis resolve-se verificar a correlação não espacial entre as mesmas para os anos em análise. A correlação entre as variáveis foi mensurada através da utilização do coeficiente de correlação de Pearson e os resultados estão dispostos nas tabelas 4.10 e 4.11.

Tabela 4.10 – Correlação de Pearson - Produtividade do café e P.A.S

Ano	Correlação Pearson
2012	0.0357
2013	0.3685
2014	0.4076
2015	0.2103
2016	0.1414

Fonte: Do autor, 2018

Tabela 4.11 – Correlação de Pearson - Produtividade do café e V.S.H

Ano	Correlação Pearson
2012	0.4674
2013	0.5499
2014	0.5568
2015	0.3268
2016	0.5229

Fonte: Do autor, 2018

Embora a correlação seja mensurada para dados em que determinados anos apresentaram dependência espacial, o cálculo do grau de associação reforça o que foi verificado em algumas áreas que apresentaram autocorrelação espacial para a produtividade e para

algum dos indicadores. Ou seja, a associação entre as variáveis apresentou grau moderado e de forma positiva ressaltando que a medida que uma variável aumenta acarreta no aumento da outra.

Desta forma, após as análises realizadas neste trabalho nota-se que, além de os produtores de café da mesorregião sul e sudoeste de Minas tenderem a adotar medidas de proteção de suas lavouras semelhantes às medidas de produtores dos municípios próximos de suas lavouras, o seguro rural mostra-se como uma ferramenta importante não só na administração dos riscos das lavouras, como também para a produtividade do café. Acredita-se que, à medida que um município aumenta o valor segurado por hectare ou aumenta a porcentagem de área segurada para o café acarretará em aumento da produtividade do grão neste município.



## 5 CONCLUSÃO

Os métodos utilizados para a análise de primeira ordem se mostraram satisfatórios embora houvesse a necessidade da utilização de mais de um método para a modelagem da tendência para as variáveis P.A.S e V.S.H. Já para a análise de segunda ordem os métodos se mostraram eficientes para a descrição da estrutura de dependência espacial existente nas variáveis analisadas. Por meio do coeficiente de autocorrelação espacial, I de Moran global, detectou a presença de dependência espacial para a variável produtividade do café no ano de 2012, 2014 e 2016, e por sua vez, detectou dependência espacial para as variáveis P.A.S e V.S.H, nos anos 2012, 2015 e 2016. Através das análises utilizando o I de Moran local verificou-se que os municípios do Sul e Sudoeste de Minas tendem a apresentarem comportamento semelhante ao comportamento dos municípios vizinhos. Dessa forma, conclui-se que o estudo se mostra importante para as seguradoras em relação a prospecção de novos contratos de seguro rural. Como os municípios tendem a se autocorrelacionarem positivamente, o incentivo de novos contratos de seguro rural em determinado município tende a incentivar que produtores de municípios vizinhos também contratem esta modalidade de seguro. E o estudo também se mostra importante para os produtores, pois em posse do estudo, o produtor poderá direcionar a sua lavoura para os aglomerados espaciais onde os municípios possuem suas lavouras protegidas e com isso garantirá uma proteção maior à sua produção, uma vez que determinadas indenizações são pagas por regiões a fim de mitigar o risco moral envolvido.

### 5.1 Trabalhos futuros

Com base no trabalho desenvolvido, diversas vertentes de trabalhos futuros podem ser identificadas:

1. *Modelagem de tendência para dados inflacionados de zero;*
2. *Modelagem de tendência para dados agrupados em área*

A média móvel não se mostra como um estimador eficiente para a modelagem da tendência em dados de área. Em trabalhos futuros pretende-se trabalhar com outros modelos para a estimação da tendência presente na distribuição espacial dos dados, tais como:

**Modelo Autorregressivo Espacial (SAR):** tal modelo, incorpora a dependência espacial em um único parâmetro na variável dependente em estudo. Formalmente sendo expresso por:

$$Y = \rho WY + X\beta + \varepsilon$$

em que  $W$  é a matriz de vizinhança, o produto  $WY$  expressa a dependência espacial presente em  $Y$  e  $\rho$  é o coeficiente espacial autorregressivo.

**Modelo do Erro Espacial (CAR):** neste modelo, os efeitos da correlação espacial são associados ao erro do modelo e pode ser expresso por:

$$Y = X\beta + \varepsilon$$

onde

$$\varepsilon = \lambda W\varepsilon + \xi$$

em que  $W\varepsilon$  expressa a dependência espacial presente nos erros do modelo,  $\lambda$  é o coeficiente espacial autorregressivo e  $\xi$  é a componente do erro não correlacionado e com variância constante.

**GAMLSS Espacial:** Utilizado em modelos espaciais quando há o interesse em ajustar informações geográficas como vizinhança ou região, via GAMLSS;

3. *A utilização de coeficientes bivariados de correlação espacial*, como o I de Moran bivariado, para mensurar a correlação cruzada entre a produtividade do café e algum dos indicadores de seguridade rural. Através da utilização de coeficientes bivariados espera-se mensurar como a produtividade se correlaciona espacialmente com o P.A.S e com o V.S.H.
4. Análise espaço-temporal para dados de área.

## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ADAMI, A. C. d. O.; OZAKI, V. A. Modelagem estatística dos prêmios do seguro rural. **Revista de Política Agrícola**, v. 21, n. 1, p. 60–75, 2012.
- ALMEIDA, E. **Econometria espacial**. Campinas, SP: Ed. Alínea, 2012. 498 p.
- ANSELIN, L. Local indicators of spatial association—lisa. **Geographical analysis**, Wiley Online Library, v. 27, n. 2, p. 93–115, 1995.
- ANSELIN, L.; SYABRI, I.; KHO, Y. Geoda: an introduction to spatial data analysis. **Geographical analysis**, Wiley Online Library, v. 38, n. 1, p. 5–22, 2006.
- BAILEY, T. C.; GATRELL, A. C. **Interactive spatial data analysis**. Essex: Longman Scientific: Longman Scientific & Technical Essex, 1995. 413 p.
- BIVAND, R. et al. The spdep package. **Comprehensive R Archive Network, Version**, p. 05–83, 2005.
- BOLFARINE, H.; SANDOVAL, M. C. **Introdução à inferência estatística**. Rio de Janeiro, RJ: SBM, 2001. v. 2. 159 p.
- BRASIL. **Programa de Subvenção ao Prêmio do Seguro Rural: Relatório de Resultado 2016**. Brasília, DF: Brasília: Ministério da Agricultura, Pecuária e Abastecimento (MAPA), 2017. 80 p.
- BUAINAIN, A. M.; VIEIRA, P. Seguro agrícola no brasil: desafios e potencialidades. **Revista Brasileira de Risco e Seguro**, v. 7, n. 13, p. 39–68, 2011.
- BURGO, M. N. **Caracterização espacial de riscos na agricultura e implicações para o desenvolvimento de instrumentos para seu gerenciamento**. Tese (Doutorado) — Universidade de São Paulo, 2005.
- CÂMARA, G. et al. Análise espacial de áreas. **Análise espacial de dados geográficos**, Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária Brasília, v. 2, 2004.
- CLIFF, A. D.; ORD, J. K. **Spatial processes: models & applications**. London: Pion: Taylor & Francis, 1981. 266 p.
- CRESSIE, N. A. **Statistics for spatial data: Wiley Series in Probability and Mathematical Statistics**. New York: John Wiley & Sons, 1993. 900 p.
- EMIDIO, Z. P. d. O.; LANDIM, P. M. B. Análise de superfície de tendência aplicada à chuva, medida por radar meteorológico, nas regiões de assis e piracicaba, sp. **Geociências**, p. 439–449, 2008.
- FERREIRA, D. F. **Estatística Computacional em Java**. Lavras, MG: Ed. UFLA, 2013. 750 p.
- FORNAZIER, A.; SOUZA, P. M. de; PONCIANO, N. J. A importância do seguro rural na redução de riscos da agropecuária. **Revista de Estudos Sociais**, v. 14, n. 28, p. 39–52, 2014.
- JR, P. J. R.; DIGGLE, P. J. et al. geor: a package for geostatistical analysis. **R news**, London, v. 1, n. 2, p. 14–18, 2001.

- JUNIOR, P. V. et al. Um modelo integrado de gestão do risco agrícola para o Brasil. **Embrapa Informática Agropecuária-Artigo em periódico indexado (ALICE)**, Revista Brasileira de Risco e Seguro, Rio de Janeiro, v. 4, n. 8, p. 1-40, out./mar. 2008/2009., 2009.
- LOUZADA, J. M.; BEARZOTI, E.; CARVALHO, D. Avaliação e aplicação de testes para a detecção da autocorrelação espacial usando marcadores genéticos. **Ciência e Agrotecnologia**, Lavras, SciELO Brasil, v. 30, n. 2, p. 206–213, 2006.
- MORAN, P. A. Notes on continuous stochastic phenomena. **Biometrika**, JSTOR, v. 37, n. 1/2, p. 17–23, 1950.
- MOREIRA, M. A.; ADAMI, M.; RUDORFF, B. F. T. Análise espectral e temporal da cultura do café em imagens landsat. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, SciELO Brasil, v. 39, n. 3, p. 223–231, 2004.
- OLIVEIRA, A. d. A. S. et al. Estrutura e dinâmica da cafeicultura em Minas Gerais. **Revista de Economia**, v. 34, n. 1, 2008.
- OZAKI, V. Análise espacial da produtividade agrícola no estado do Paraná: implicações para o seguro agrícola. **Revista de Economia e Sociologia Rural**, SciELO Brasil, v. 46, n. 3, p. 869–886, 2008.
- OZAKI, V. A. O papel do seguro na gestão do risco agrícola e os empecilhos para o seu desenvolvimento. **Revista Brasileira de Risco e Seguro**, v. 2, n. 4, p. 75–92, 2007.
- RENCHER, A. C.; SCHAALJE, G. B. **Linear models in statistics**. New Jersey: John Wiley & Sons, 2008. 672 p.
- SANTOS, C. O.; SCALON, J. D.; OZAKI, V. A. A distribuição normal-assimétrica como modelo para a produtividade de milho aplicada ao seguro agrícola. **Revista de Economia e Sociologia Rural**, SciELO Brasil, v. 52, n. 4, p. 725–742, 2014.
- SANTOS, G. R. dos; SOUSA, A. G. de; ALVARENGA, G. **Seguro agrícola no Brasil eo desenvolvimento do programa de subvenção ao prêmio**. [S.l.], 2013.
- SANTOS, V. E. d. et al. Análise do setor de produção e processamento de café em Minas Gerais: uma abordagem matriz insumo-produto. **Revista de Economia e Sociologia Rural**, SciELO Brasil, v. 47, n. 2, p. 363–388, 2009.
- SCHABENBERGER, O.; GOTWAY, C. A. **Statistical methods for spatial data analysis**. Florida: CRC press, 2005. 506 p.
- SILVA, N. et al. Análise de dados de área aplicada a dois indicadores econômicos de mesorregiões do estado de Minas Gerais. **Revista Brasileira de Biometria**, v. 29, p. 369–394, 2011.
- SKEES, J. R. Agricultural risk management or income enhancement. **Regulation**, HeinOnline, v. 22, p. 35, 1999.
- SOUZA, V. C. O. de et al. Espacialização e dinâmica da cafeicultura mineira entre 1990 e 2008, utilizando técnicas de geoprocessamento. **Coffee Science**, v. 7, n. 2, p. 122–134, 2012.

TEAM, R. C. et al. R: A language and environment for statistical computing. Citeseer, 2015.

TEIXEIRA, F. J. **A dependência espacial do valor do prêmio do seguro de automóvel.** Dissertação (Mestrado) — UNIVERSIDADE FEDERAL DE LAVRAS, 2015. 75 p.

VALE, A. R. do; CALDERARO, R. A. P.; FAGUNDES, F. N. A cafeicultura em minas gerais: estudo comparativo entre as regiões triângulo mineiro/alto paranaíba e sul/sudoeste/the coffee production in minas gerais: comparative study between regions triângulo mineiro/alto paranaíba and south/southwest. **CAMPO-TERRITÓRIO: REVISTA DE GEOGRAFIA AGRÁRIA**, v. 9, n. 18, 2014.