



FLAVIANO JOSÉ TEIXEIRA

**A DEPENDÊNCIA ESPACIAL DO
VALOR DO PRÊMIO DO SEGURO
DE AUTOMÓVEL**

LAVRAS

2015

FLAVIANO JOSÉ TEIXEIRA

**A DEPENDÊNCIA ESPACIAL DO VALOR
DO PRÊMIO DO SEGURO DE
AUTOMÓVEL**

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

Orientador: Dr. João Domingos Scalon

LAVRAS

2015

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

Teixeira, Flaviano José.

A dependência espacial do valor do prêmio do seguro de
automóvel / Flaviano José Teixeira. – Lavras : UFLA, 2015.
75 p. : il.

Dissertação (mestrado acadêmico)–Universidade Federal de
Lavras, 2015.

Orientador(a): João Domingos Scalon.
Bibliografia.

1. Seguro de automóveis. 2. Estatística espacial. 3. SAR. 4.
CAR. I. Universidade Federal de Lavras. II. Título.

FLAVIANO JOSÉ TEIXEIRA

**A DEPENDÊNCIA ESPACIAL DO VALOR
DO PRÊMIO DO SEGURO DE
AUTOMÓVEL**

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

APROVADO em 10 de Abril de 2015

Dr. Flávio Bittencourt UNIFAL-MG

Dr. Marcelo Silva de Oliveira UFLA

Orientador
Dr. João Domingos Scalon

LAVRAS
2015

Esta pesquisa é dedicada à minha família.

Agradecimentos

Primeiramente agradeço a Deus, por ter me dado forças nas horas mais difíceis e de dificuldades, ajudando-me a suportar e ultrapassar os desafios postos no dia a dia.

Em seguida, agradeço ao apoio fornecido pelos meus familiares. Em especial, agradeço aos meus pais, Francisco e Maria do Rosário, e aos meus irmãos, Francislei e Fabrício, que foram meus principais incentivos para nunca desanimar, no meio dessa difícil caminhada, onde desde o início busquei nunca desapontá-los, tentando ser sempre motivo de orgulho.

À Universidade Federal de Lavras (UFLA) e ao Departamento de Ciências Exatas (DEX) pela oportunidade de realização do mestrado.

Ao professor Doutor João Domingos Scalon pela orientação, amizade e pelas contribuições científicas inestimáveis dadas para o enriquecimento deste trabalho.

Aos professores Agostinho Roberto de Abreu, Denismar Alves Nogueira, Flávio Bittencourt e Marcelo Silva de Oliveira pelas contribuições dadas para efetivação do trabalho.

Ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq) pela concessão da bolsa de estudos.

Aos professores do Departamento de Ciências Exatas pelos conhecimentos transmitidos durante esta caminhada.

Aos meus queridos amigos de classe, Ricardo, Tatiane, Thaís e Thiago, onde juntos dividimos vários momentos e situações que ficarão para sempre na memória.

Por fim e não menos importante, gostaria de agradecer a todos os meus amigos, que sempre estiveram ao meu lado, ajudando-me e dando forças para conseguir chegar de cabeça erguida na concretização de meus objetivos.

*"Um passo à frente e você não
está mais no mesmo lugar."
(Chico Science)*

Resumo

O mercado brasileiro de seguros vem apresentando um substancial aumento de receitas, refletindo em uma crescente participação no Produto Interno Bruto (PIB) do país. Minas Gerais é considerado o terceiro estado brasileiro que mais fatura com o mercado segurador, sendo o setor de automóveis um dos principais fatores desse faturamento. Muitos autores afirmam que a precificação dos prêmios são baseados em diversos fatores, dentre os quais o índice de sinistro é o mais importante deles. Sendo assim, estudos sobre as variáveis envolvidas no cálculo dos prêmios de seguros de automóveis pode contribuir de forma significativa para o mercado segurador. Objetivou-se no presente estudo utilizar métodos da estatística espacial, para dados de área, para analisar os prêmios de seguro de automóveis nos municípios da mesorregião do Sul e Sudoeste do estado de Minas Gerais. As principais variáveis de interesse são: o valor médio do prêmio de seguro de automóveis e dois fatores causadores de sinistros (roubo/incêndio e colisão). A modelagem dos dados é feita usando modelos de regressão múltipla tradicional e com efeitos espaciais globais (modelo espacial autoregressivo (SAR – *spatial autoregressive*) e modelo de erro espacial (CAR – *conditional autoregressive*)) para explicar o valor do prêmio cobrado pelas seguradoras em função dos fatores de sinistros de automóveis. Os resultados mostram que apenas a variável prêmio médio do seguro apresenta uma dependência espacial estatisticamente significativa na região de estudo. Os modelos de regressão linear clássico e com efeitos espaciais se mostraram ineficazes para explicar o prêmio médio dos seguros de automóveis cobrados pelas seguradoras no Sul/Sudoeste de Minas Gerais.

Palavras-chave: Seguro de automóveis. Estatística espacial. SAR. CAR.

Abstract

Brazilian insurance market has been presenting a marked increase of incomes, reflecting into an ever-growing participation in the country's Gross Domestic Product (GDP). Minas Gerais is considered the third Brazilian state which turns over the most with the insurance market, the automobile sector being one of the chief factors of that turnover. Many authors state that the pricing of the premiums are based upon a number of factors, in which, the sinister index is the most important of them. Therefore, studies about the variables involved in the computation of the insurance premiums of automobiles can contribute, in a significant way, towards insurance market. The leading objective of the present work is utilizing methods of spatial statistics for area data to investigate the insurance premiums of automobiles in the municipalities of the mesoregion of the South and Southwest of the state of Minas Gerais. The main variables of interest are: the average value of the insurance premium of automobiles and two factors causing sinister (theft/fire and collision). The data modeling is done by using traditional multiple regression models and with global spatial effects (SAR – spatial autoregressive) and spatial error model (CAR – conditional autoregressive)) to explain the value of the premium charged by the insurance company according to the sinister factors of automobiles. The results show that only the variable average premium of the insurance presents a statistically significant spatial dependency in the region under study. The classical linear regression model and with spatial effects proved inefficient to explain the average premium of the automobile insurance charged by the insurance companies in the South /Southwest of Minas Gerais.

Key-words: Car insurance. Spatial statistics. SAR. CAR.

Lista de ilustrações

Figura 1 – Prêmios de Seguros por Ramo (% do total - 2012)	19
Figura 2 – Percentual dos Prêmios por Estados em 2012	23
Figura 3 – Região A qualquer particionada em sub-regiões A_i	27
Figura 4 – Gráfico de espalhamento de Moran	34
Figura 5 – Mesorregião do Sul/Sudoeste de Minas Gerais	44
Figura 6 – Fluxograma da análise exploratória das variáveis em estudo.	46
Figura 7 – Fluxograma dos modelos de regressão utilizados.	47
Figura 8 – Mapa de intervalos dos valores médios dos prêmios (R\$) nos municípios do Sul/Sudoeste de Minas Gerais, 2011.	48
Figura 9 – Diagrama de espalhamento de Moran da variável prêmio médio.	50
Figura 10 – Box Map da variável prêmio médio de seguro de automóvel nos municípios do Sul/Sudoeste de Minas Gerais, 2011.	51
Figura 11 – LISA Map para o prêmio médio de seguro de automóvel nos municípios do Sul/Sudoeste de Minas Gerais, 2011.	51
Figura 12 – Mapa de intervalos de índice de sinistralidade em automóveis por incêndio ou roubo nos municípios do Sul/Sudoeste de Minas Gerais, 2011.	53
Figura 13 – Mapa de intervalos de índice de sinistralidade em automóveis por colisão nos municípios do Sul/Sudoeste de Minas Gerais, 2011.	54
Figura 14 – Distribuição dos resíduos do modelo de regressão clássica	57
Figura 15 – Distribuição dos resíduos dos modelo SAR e CAR	59

Lista de tabelas

Tabela 1 – Prêmios Diretos e Sinistros Diretos do seguro de automóvel em Minas Gerais	23
Tabela 2 – Estimativa dos parâmetros no modelo tradicional de regressão	56
Tabela 3 – Avaliação das pressuposições sobre os resíduos no modelo tradicional de regressão	56
Tabela 4 – Estimativa dos parâmetros no modelo SAR	57
Tabela 5 – Estimativa dos parâmetros no modelo CAR	58
Tabela 6 – Avaliação das pressuposições nos modelos SAR e CAR	58
Tabela 7 – Critério de qualidade de ajuste para os modelos de regressão tradicional e espaciais (SAR e CAR)	59

Lista de abreviaturas e siglas

AIC	Critério de Informação de Akaike
CAR	Modelo do Erro Espacial
CNSP	Conselho Nacional de Seguros Privados
GEOMINAS	Programa de Uso Integrado de Geoprocessamento pelo Governo de Minas Gerais
IBGE	Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística
IDHM	Índice de Desenvolvimento Humano Municipal
LISA	Indicadores Locais de Associação Espacial
MG	Estado de Minas Gerais
PIB	Produto Interno Bruto
SAR	Modelo Espacial Autoregressivo Misto
SIGs	Sistema de Informações Geográficas
SUSEP	Superintendência de Seguros Privados

Sumário

	Sumário	12
1	INTRODUÇÃO	14
1.1	Objetivos	15
2	REFERENCIAL TEÓRICO	16
2.1	Seguro	16
2.1.1	História do Seguro	16
2.1.2	Início do Seguro no Brasil	18
2.1.3	Seguro de Automóveis no Brasil	19
2.1.4	Alguns Fundamentos do Seguro de Automóveis	20
2.1.5	Seguro de Automóveis em Minas Gerais	22
2.2	Estatística Espacial	24
2.3	Análise Espacial de Dados de Áreas	26
2.3.1	Visualização dos Dados	27
2.3.2	Análise de Autocorrelação Espacial	28
2.3.3	Matriz de Proximidade Espacial	28
2.3.4	Média Móvel Espacial	29
2.3.5	Indicadores de Dependência Espacial: Medidas de Autocorrelação	30
2.3.5.1	Índice I de Moran (global)	31
2.3.5.2	Indicadores Locais	33
2.3.6	Visualização de Dependência Espacial	33
2.3.6.1	Diagrama de espalhamento de Moran	34
2.3.6.2	Box Map	35
2.3.6.3	LISA Map	35
2.3.6.4	Moran Map	36
2.4	Modelos de Regressão Linear	36
2.4.1	Regressão Clássica	36

2.4.2	Regressão Espacial	38
2.4.2.1	Modelo Espacial Autoregressivo Misto	38
2.4.2.2	Modelo do Erro Espacial	40
2.4.3	Avaliação da necessidade da dependência espacial	41
2.4.4	Critérios para seleção do modelo	42
3	MATERIAL E MÉTODOS	43
3.1	Material	43
3.2	Métodos	45
4	RESULTADOS E DISCUSSÃO	48
4.1	Análises dos prêmios médios do seguro de automóvel	48
4.2	Análises dos índices de sinistros em automóveis por incêndio ou roubo	52
4.3	Análises dos índices de sinistros em automóveis por colisão	54
4.4	Ajuste dos modelos	55
5	CONCLUSÃO	61
	REFERÊNCIAS	62
	ANEXO A – MAPA E INFORMAÇÕES ANALISADAS NOS MUNICÍPIOS DA MESORREGIÃO DO SUL/SUDOESTE DE MINAS GERAIS	68

1 Introdução

O mercado brasileiro de seguros vem crescendo com o passar do tempo, e assim, conquistando seu espaço no cenário econômico do país. Entre meados da década de 70 e fins da década de 80, o mercado de seguros mantinha-se de forma inativa, isso em função de vários fatores como, por exemplo, a alta inflação de mercado. Porém, no início da década de 90, essa situação começou a passar por modificações, gerando um crescimento representativo no mercado brasileiro.

Segundo Superintendência de Seguros Privados - SUSEP (2013), o mercado brasileiro de seguros vem apresentando um substancial e consistente aumento de receitas, refletindo em uma crescente participação no Produto Interno Bruto (PIB) do país. No ano de 2012, o mercado de seguros representou 2,94% no valor final do PIB brasileiro, o que é bastante significativo, principalmente, levando em conta que, no ano de 2001, essa participação não ultrapassava 1,86% no valor final do PIB.

Dentre os diversos seguros vendidos no mercado brasileiro, os que mais geram prêmios e são considerados os principais segmentos de seguros no Brasil são os ramos de saúde, pessoas e automóvel. Juntos, esses segmentos representaram 85,6% de todo prêmio alcançado pelas seguradoras no Brasil no ano de 2012. Entre os estados brasileiros, Minas Gerais é considerado o terceiro estado que mais fatura com o mercado segurador, sendo o ramo de automóveis um dos principais fatores para esse alto desenvolvimento.

De acordo com SUSEP (2013), o estado de Minas Gerais gerou, no ano de 2012, altos valores de prêmios e sinistros de seguros de automóveis. Alguns autores afirmam que existe uma correlação positiva entre essas duas variáveis, onde o valor do prêmio aumenta à medida que o número de sinistro também aumenta.

Para o cálculo dos prêmios de seguro de automóveis, são levados

em considerações diversos fatores, um desses é o local habitual de circulação do veículo. Para mensurar essa variável, são analisados todos os fatores que podem causar sinistros nos automóveis, como roubo, colisão e incêndio, também suas devidas localizações e a frequência de eventos no espaço. Deste modo, um estudo das variáveis envolvidas no cálculo dos prêmios de seguros de automóveis, usando técnicas de estatística espacial, contribuiria de forma significativa para o mercado segurador.

O presente trabalho tem como objetivo a análise espacial dos prêmios de seguro de automóveis nos municípios da mesorregião do Sul e Sudoeste de Minas Gerais usando técnicas para análise de dados de áreas. Será considerado como a principal variável de interesse o valor médio dos prêmios de seguro de automóveis e um conjunto de duas covariáveis de fatores causadores de sinistros (roubo/incêndio e colisão). Primeiramente será conduzida uma análise espacial exploratória das variáveis envolvidas. A seguir, serão ajustados modelos de regressão linear múltipla tradicional e com efeitos espaciais globais (modelo espacial autoregressivo (SAR – *spatial autoregressive*) e modelo de erro espacial (CAR – *conditional autoregressive*)).

1.1 Objetivos

- Avaliar a presença de dependência espacial da variável prêmio médio de seguro de automóvel.
- Avaliar a presença de dependência espacial nos principais índices de sinistralidade de automóveis, ou seja, roubo/incêndio e colisão.
- Identificar as áreas de maior incidência de ocorrência de sinistro de automóveis na região Sul/Sudoeste de Minas Gerais.
- Ajustar modelos que possam descrever o interrelacionamento entre o valor do prêmio cobrado pelas seguradoras e os fatores de sinistros em automóveis.

2 Referencial Teórico

Este capítulo aborda três temas principais: seguros de automóveis, análise de dados de áreas e os modelos de regressão linear múltipla e com dependência espacial.

2.1 Seguro

Inicialmente será retratada a história dos seguros até chegar aos moldes de hoje, dando ênfase em alguns dados a respeito da modalidade dos seguros de automóveis.

2.1.1 História do Seguro

No início da história humana, o homem se via incapaz de prever diversos fenômenos incontrolláveis, os quais lhe geravam grandes prejuízos. Em virtude da grande falta de informação, eles atribuíam que tais circunstâncias ocorriam por causa da fúria dos deuses ou aos maus espíritos.

O avanço da civilizações fez com que os homens passassem a procurar maior proteção pessoal e material desses fenômenos, mas sem as características que mais tarde dariam forma ao seguro. Segundo o site Tudo Sobre Seguros (2013), os primeiros indícios de busca de proteção surgiu quando as caravanas atravessavam os desertos do Oriente para comercializar camelos. Como na viagem alguns animais morriam, os caravaneiros firmavam um acordo em que todos teriam o prejuízo com a morte do animal, independente de quem fosse o dono da mercadoria.

De acordo com Ferreira (1985), essa indenização sobre a perda do camelo era sob a forma de reposição e não em dinheiro como ocorre hoje em dia. Já, Siqueira (2008) ressalta que os caravaneiros eram seguradores e segurados ao mesmo tempo.

Um acordo parecido também ocorria nas navegações, onde os navegadores da mesma viagem ressarciam juntos os prejuízos com a perda de algum navio. Mas, segundo Ferreira (1985), para o recebimento de outro navio, era exigido que o barco desaparecido não tivesse afastado, sem razões justificadas, da rota do restante da navegação.

Segundo Azevedo (2008), o primeiro contrato de seguro nos moldes atuais surgiu em 1347, em Gênova, e era um contrato de seguro marítimo. Já em 1385, tem-se o registro da primeira apólice de seguros, que foi feita em Piza.

Porém, as primeiras sociedades de seguros só foram criadas durante a Revolução Industrial, na Inglaterra; as quais, segundo Azevedo (2008), a mais significativa delas foi a Lloyd's, que surgiu em 1687 e veio a se tornar a mais tradicional companhia de seguros do mundo.

Com o tempo os seguros foram se modificando e expandindo por todo o mundo. Foi surgindo a necessidade da criação de diversos ramos de seguros com base nas necessidades dos seres humanos.

A revolução industrial ocorrida na Inglaterra no século XVIII, e que posteriormente se estendeu-se pela Europa Continental, deu margem ao apressamento e ao aperfeiçoamento dos seguros, fazendo com que surgissem outros ramos de seguros, atendendo aos reclamos da massa populacional, que necessitava de amparo no caso de ocorrer eventos alheios a sua vontade. (FERREIRA, 1985, p. 124)

Assim, no século XVII foi criado o Seguro contra Incêndio; no século XVIII surgiram o Seguro de Responsabilidade Civil contra Terceiros, o Seguro contra Acidentes Pessoais, o Seguro Agrícola e o Seguro de Mortalidade de Animais. No século XIX surgiram o Seguro de Acidentes do Trabalho e o Seguro Social; e a partir daí surgiram os Seguros de Automóveis, Seguro contra Roubo, Seguro Aeronáutico e muitos outros foram criados, chegando a esse grande número de ramos de seguros que existe hoje no mercado segurador.

Desde a criação desses primeiros contratos de seguros, muitas coisas se modificaram e à medida que o tempo passou, a precificação de seguros se expandiu bastante em todo os lugares do mundo.

2.1.2 Início do Seguro no Brasil

A primeira seguradora a funcionar no Brasil foi a Companhia de Seguros Boa-Fé, fundada em 24 de Fevereiro de 1808, e isso só ocorreu com a abertura dos portos ao comércio internacional, que se deu com a vinda da família real para o Brasil. Nesse mesmo ano, em 24 de Outubro, foi autorizado o funcionamento de mais uma seguradora no Brasil, a Companhia de Seguros Conceito Público. Ambas companhias operavam apenas o seguro marítimo.

Em 1845, foi fundada no Rio de Janeiro a seguradora Argos Fluminense, que era a única seguradora que operava com seguros terrestres. Já em 1855, foi autorizada a funcionar a Companhia de Seguros Tranquilidade, que foi a primeira a comercializar os seguros de pessoas.

Segundo Siqueira (2008), após a promulgação do Código Comercial de 1850, que era uma legislação que garantia uma nova ordem para o mercado segurador, começou a despertar o interesse de muitas seguradoras estrangeiras. Essas empresas perceberam que o Brasil era um local promissor para esse tipo de atividade, pois o mercado começava a crescer em decorrência, principalmente, da industrialização e da grande produção cafeeira. A primeira seguradora estrangeira a atuar no Brasil foi à Garantia da Cidade do Porto - Cia de Seguros, em 1862.

Com o passar do tempo, o mercado segurador brasileiro foi ganhando mais força e, assim, surgindo mais seguradoras e coberturas no país. De acordo com Azevedo (2008), em 1932 e 1933, foram criados o primeiro sindicato dos corretores de seguros e o primeiro sindicato das seguradoras, respectivamente. E por meio do Decreto-Lei nº 73, em 1966 (BRASIL, 1966), foram criados o Sistema Nacional de Seguros Privados, o Conselho Nacional de Seguros Privados (CNSP) e a Superintendência de Seguros Privados (SUSEP), que hoje em dia são os

orgãos responsáveis em fixar normas e diretrizes, além de fiscalizar e controlar o mercado segurador no país.

2.1.3 Seguro de Automóveis no Brasil

Segundo SUSEP (2013), o seguro de automóveis é um dos ramos de seguros mais vendidos no Brasil, sendo o terceiro ramo de seguros que mais gerou renda com arrecadação de prêmios no ano de 2012, como pode ser visto na Figura 1. O aumento da demanda por esse ramo de seguro vem crescendo em razão de inúmeros fatores, tais como: o grande número de registros de roubo e furto de veículos e o aumento do risco de colisão no trânsito, principalmente, nas grandes metrópoles do país.

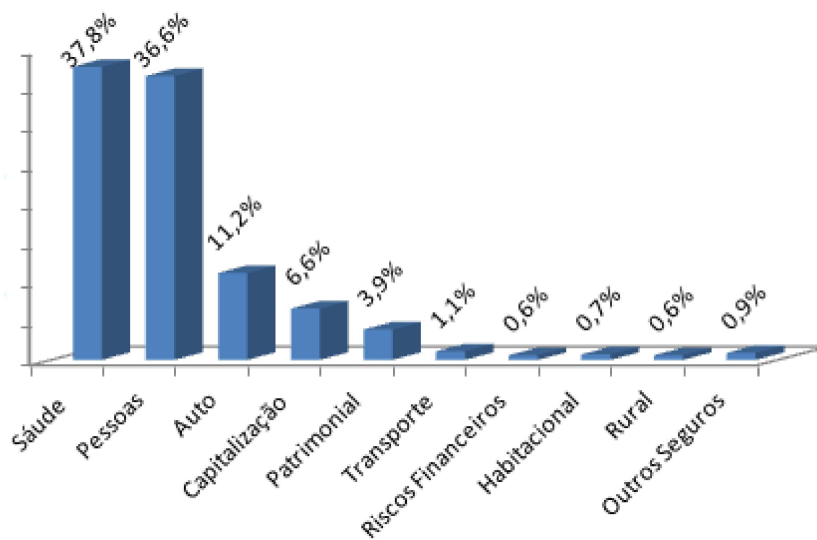


Figura 1 – Prêmios de Seguros por Ramo (% do total - 2012)

Fonte: SUSEP (2013).

A história do ramo de seguro de automóveis no Brasil acompanha o desenvolvimento da indústria automobilística no país. De acordo com Siqueira (2008), os primeiros seguros de automóveis surgiram no final do século XIX, quando em São Paulo e no Rio de Janeiro circulavam

os primeiros carros da época. O advento dos automóveis gerou a necessidade de coberturas contra danos causados a terceiros. Desde então, o seguro de automóveis vem se desenvolvendo lado a lado com a indústria automobilística e, com o passar das décadas, esse ramo de seguros foi se modificando por meio de vários decretos e circulares.

De acordo com Pita e Domingues (2011), o seguro de automóveis no Brasil teve seu principal desenvolvimento em 1986, quando, no bojo do processo de liberalização econômica do país, a SUSEP editou a Circular 027/86, que com um único artigo jogou o conjunto de normas que regiam o Seguro de Automóveis para descarte, liberando a tarifa de automóveis. Assim, as próprias seguradoras poderiam desenvolver novas coberturas, praticar tarifas próprias e definir o nível de comissões a serem pagas aos corretores.

Em 1990 houve a expansão do seguro do bem (veículo) para os danos a terceiros e aos acidentes pessoais. Ocorreu também, nesse mesmo ano, a inclusão do serviço de assistência ao veículo e aos passageiros.

Segundo Pita e Domingues (2011), o último marco importante do produto Seguro de Automóveis no Brasil ocorreu depois da década de 90, com o aprofundamento da segmentação na precificação, representada pela indução das características do condutor (perfil) como variável de preço.

2.1.4 Alguns Fundamentos do Seguro de Automóveis

Para Pita e Domingues (2011), nas apólices de Seguros de Automóveis, podem ser cobertos os veículos automotores terrestres, com duas ou mais rodas e que circulem em vias públicas. Os riscos são distribuídos em categorias tarifárias, de acordo com o tipo de veículo e seu uso.

Esses seguros de automóveis (casco) cobrem perdas parciais ou integrais (sinistros) decorrentes de:

- Colisão.
- Capotagem.
- Queda de objeto sobre o veículo.
- Queda sobre veículo da carga transportada por ele.
- Queda acidental em precipícios, de pontes ou viadutos.
- Explosão.
- Queda de raio.
- Roubo ou furto qualificado do veículo ou de parte dele.
- Submersão, inclusive decorrentes de enchente ou de alagamento.
- Queda de granizo.
- Incêndio.

O mercado segurador oferece duas coberturas para esse tipo de risco: Básicas e Adicionais. As coberturas básicas representam a combinação de três tipos de riscos: colisão, incêndio e roubo. As coberturas adicionais são bem flexíveis, podendo ser modificadas a todo momento. Esta é uma das formas utilizadas pelas seguradoras para se diferenciarem e conquistarem mais clientes. Alguns serviços oferecidos são: assistência 24 horas, cobertura de vidros, blindagens, carro reserva, entre outros.

Para contratar o seguro de automóvel é preciso primeiramente escolher um corretor, o próximo passo é informar os dados para a proposta de seguro e realizar a vistoria prévia quando necessário, e por fim realizar o pagamento integral ou da primeira parcela do contrato.

O prêmio (valor que o segurado paga para a seguradora pela compra do seguro) tem como base o risco a que o bem segurado está exposto. Seu valor irá depender das variáveis:

- Região de circulação habitual.
- Modelo do veículo.
- Ano do veículo.
- Gênero e idade do condutor.
- Bônus (sistema que ajusta o prêmio pago por um cliente de acordo com seu histórico de reclamação individual).

Segundo Ferreira (1985) e Freitas (2009), existe uma correlação positiva entre o valor do prêmio e o índice de sinistralidade de automóveis, ou seja, um crescimento no índice de sinistralidade de automóveis acarreta um aumento no valor dos prêmios cobrados pelas seguradoras aos segurados.

2.1.5 Seguro de Automóveis em Minas Gerais

De acordo com Beltrão et al. (2013), Minas Gerais vem se aprimorando em todos os indicadores que interferem no setor de seguros: população, domicílios, escolaridade, renda e mercado de trabalho. Assim, o mercado de seguros nesse estado vem apresentando um desenvolvimento crescente. No ano de 2012, o estado de Minas Gerais foi o terceiro estado no país que mais arrecadou prêmios (7,61%), ficando atrás apenas dos estados do Rio de Janeiro (11,27%) e São Paulo (47,09%), como pode ser visto na Figura 2.

Com relação ao seguro de automóvel no estado de Minas Gerais, de acordo com a SUSEP (2013), vem ocorrendo uma expansão do setor nos últimos anos, como pode ser observado na Tabela 1.

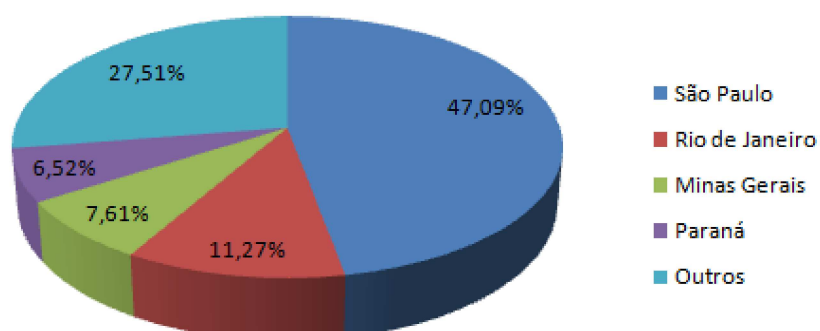


Figura 2 – Percentual dos Prêmios por Estados em 2012

Fonte: SUSEP (2013).

Tabela 1 – Prêmios Diretos e Sinistros Diretos do seguro de automóvel em Minas Gerais

Ano	Prêmio Direto (R\$)	Sinistro Direto (R\$)
2003	475.945.516,00	428.638.438,00
2004	600.102.755,00	485.409.805,00
2005	743.301.929,00	456.564.727,00
2006	764.562.448,00	444.518.896,00
2007	796.693.455,00	474.499.232,00
2008	904.131.142,00	592.731.496,00
2009	1.004.635.616,00	653.953.950,00
2010	1.153.904.757,00	753.987.831,00
2011	1.146.003.210,00	832.603.635,00
2012	1.347.737.402,00	925.252.886,00

Fonte: SUSEP(2013)

Na Tabela 1 são apresentados os valores dos prêmios diretos e sinistros diretos em MG, de 2003 a 2012. Durante esses dez anos pode-se verificar um aumento bem expressivo em seus valores, mostrando assim o bom desenvolvimento dessa área de seguro no estado.

Segundo a SUSEP (2013), dentre as regiões do estado de Minas Gerais, a mesorregião do Sul e Sudoeste de Minas é a que apresentou menor valor do prêmio médio cobrado pelas seguradoras no ano de 2011, em que foi cobrado, em média, R\$ 1059,00 por seguro de automóvel. De acordo com o Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística - IBGE (2013), a mesorregião do Sul e Sudoeste de Minas Gerais é formado por 146 municípios, a qual possui 2,4 milhões de habitantes e obteve um PIB total de R\$ 16 bilhões no último senso realizado. Ainda, segundo a SUSEP (2013), até 2011 havia 572.989 automóveis em circulação nessa região e destes, apenas 144.337 possuíam algum tipo de seguro, ou seja, aproximadamente 1/4 da população residente com automóveis se precavia contra os riscos de sinistros em seus veículos.

2.2 Estatística Espacial

Para qualquer análise estatística, há necessidade da coleta de dados. Quando os dados de uma variável estão associados a uma coordenada espacial, há os chamados dados espaciais. Evidentemente, qualquer dado coletado está associado a uma coordenada espacial. Entretanto, a informação da localização do dado não é considerada na maioria das análises. Assim, a Estatística Espacial é entendida como um conjunto de técnicas, conceitos e métodos estatísticos que utilizam a coordenada espacial na análise dos dados.

De acordo com Bailey e Gatrell (1995), a análise espacial inclui métodos com objetivo de visualizar e descrever dados, escolher um modelo estatístico e estimar parâmetros desse modelo. Nesse sentido, os objetivos da estatística espacial e tradicional são os mesmos. Entretanto, a estatística espacial apresenta algumas particularidades, como por exemplo, a necessidade de métodos próprios para a visualização do padrão dos dados no espaço e a descrição da correlação espacial desses dados. Além disso, a estatística tradicional assume que as observações sejam independentes no tempo e no espaço, mas esta suposição é vio-

lada em muitas situações. Segundo Landim (1998), a estatística espacial é geralmente mais informativa por incorporar a dimensão espacial que, para a sua análise, são necessárias pelo menos as informações sobre a localização e os atributos, que são os valores associados aos dados. Com isso, os métodos da estatística espacial partem do pressuposto de que os dados podem ser espacialmente dependentes.

Observa-se ainda que não são encontrados muitos estudos na literatura utilizando métodos da estatística espacial para análise de dados de seguros. Com relação ao seguro de cargas, Queiroz, Silva e Araújo (2009) fizeram uma análise espacial de roubos de cargas nas rodovias federais no estado de Minas Gerais. O objetivo do estudo foi auxiliar as seguradoras e demais interessados, apresentando as principais áreas críticas desse tipo de roubo no estado. Já, Ozaki (2008) utilizou a estatística espacial, especificamente a geoestatística, aplicada ao seguro agrícola, para mostrar que grandes catástrofes climáticas geram grandes riscos às seguradoras.

Com relação ao seguro de automóveis, pode-se encontrar alguns estudos espaciais direcionados aos seus principais fatores causadores de sinistros. Oliveira (2008) e Peixoto, Moro e Andrade (2004) fizeram análises espaciais da distribuição da criminalidade e do roubo de automóveis no estado do Rio Grande do Sul e na região Metropolitana de Belo Horizonte, respectivamente. Costa, Alves e Kyerne (2012), Queiroz (2003), Santos e Raia-Junior (2006) e Souza et al. (2008) aplicaram os métodos de estatística espacial para analisarem a distribuição dos acidentes de trânsito e fixaram as principais áreas de riscos nos municípios de Rio de Janeiro (RJ), Fortaleza (CE), Teresina (PI) e São Carlos (SP), respectivamente. Por outro lado, Marcuzzo, Melo e Rocha (2011), Oliveira et al. (2006) e Rocha, Fernandes e Lustosa (2011) utilizaram os métodos da estatística espacial para analisar os riscos de eventos climáticos, tais como, precipitações, riscos hidrológicos e granizos. Ainda nos estudos de riscos climáticos, Andrade, Danna e Silva (2012) e Silva e Santos (2010) utilizaram a estatística espacial para analisar os riscos

de erosão e inundação na Bacia do Rio Cuiá e no município de Aparecida (SP).

Diversos autores, tais como Assunção (2001) e Bailey e Gatrell (1995), classificam os dados espaciais em quatro categorias:

- Dados de Processos Pontuais.
- Dados de Superfícies Aleatórias.
- Dados de Interação Espacial.
- Dados de Área.

Para cada uma dessas categorias, existem diferentes métodos estatísticos para descrever e analisar os dados. Neste trabalho, o enfoque está na análise de dados de área. Assim, nesta dissertação serão apresentados seus principais métodos para visualização, descrição e modelagem da dependência espacial em dados de área.

2.3 Análise Espacial de Dados de Áreas

De acordo com Assunção (2001), dados de área envolvem elementos que associam o mapa geográfico de uma região A a uma base de dados. Esse mapa geográfico é dividido em sub-regiões A_i , $i = 1, 2, \dots, n$, de forma que $\bigcup_{i=1}^n A_i = A$ e $A_i \cap A_j = \emptyset$ se $i \neq j$, qualquer que seja a forma de A_i e de A , como pode ser visto na Figura 3. Nesse caso, não se conhece a localização exata do evento, mas, sim, o valor agregado de cada área analisada.

Os dados para cada área A_i podem representar contagens, proporções, médias, índices ou até mesmo taxas; e essas áreas podem ser os setores censitários, bairros ou municípios. A escolha do mapeamento das áreas e do tipo de dados dependerá dos objetivos das análises, tomando sempre cuidado com algumas questões, como por exemplo, de que os dados observados são suficientes para analisar o fenômeno espacial a ser estudado.

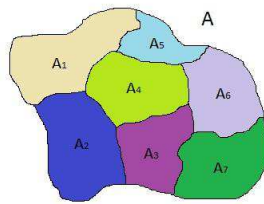


Figura 3 – Região A qualquer particionada em sub-regiões A_i

No decorrer das próximas subseções, serão apresentados diversos métodos para análise espacial de dados de áreas, com o objetivo de detectar e explicar a presença de padrões e tendências observadas na região de estudo.

2.3.1 Visualização dos Dados

Conforme Câmara et al. (2001), os Sistemas de Informações Geográficas (SIGs) dispõem, usualmente, de três métodos descritivos de visualização de variáveis:

- Intervalos iguais: a amplitude da variável é dividida pelo número de classes desejadas.
- Quantis: Primeiramente é feito o ordenamento dos valores da variável, para depois dividi-los em classes com o mesmo número de observações, essa é uma forma de separar as classes em percentual de valores da variável.
- Número de desvio-padrão: são geradas classes de acordo com o valor do desvio padrão (σ). A partir da média (μ), são definidos os valores abaixo e acima dela, em intervalos de valores que podem ser múltiplos de um desvio padrão (σ).

Neste trabalho, apresentam-se os dados das variáveis, divididos em intervalos de classes por quantis, os quais apresentam uma maneira mais adequada de visualização dos mapas.

2.3.2 Análise de Autocorrelação Espacial

Para Cliff e Ord (1981), a autocorrelação espacial pode ser entendida como a tendência de que o valor de uma variável, associada a uma determinada localização, assemelha-se mais aos valores de suas observações vizinhas do que ao restante das localizações do conjunto amostral.

Para analisar a dependência espacial dos valores da área observada, existem disponíveis diversos indicadores de autocorrelação espacial (ex.: Moran, Geary etc.). Esses indicadores podem ser globais ou locais e serão apresentados detalhadamente nas subseções posteriores. Esses indicadores dependem da definição de matriz de proximidade espacial adotada, discutida a seguir.

2.3.3 Matriz de Proximidade Espacial

Segundo Câmara et al. (2001), quando se trata do estudo da dependência espacial de dados de área, o elemento chave desta análise é o conceito da matriz de proximidade espacial. Ela é uma matriz quadrada, não estocástica, cujos elementos w_{ij} refletem o comportamento entre as áreas A_i e A_j , ou seja, mostra a intensidade da interdependência existente entre as áreas. Em outras palavras, na matriz $W_{n \times n}$, cada w_{ij} representa a distância entre o polígono i e o polígono j , visto que $w_{ii}=0$.

Para Bailey e Gatrell (1995), a matriz $W_{n \times n}$ pode ser construída utilizando diferentes medidas de adjacências (ou vizinhanças), tais como:

1. $w_{ij}=1$, se o ponto de referência de A_j é um dos k pontos mais próximos ao ponto de referência de A_i , e $w_{ij}=0$, caso contrário;
2. $w_{ij}=1$, se o ponto de referência de A_j está dentro de uma distância específica ao ponto de referência de A_i , e $w_{ij}=0$, caso contrário;
3. $w_{ij}=1$, se A_i tem fronteira comum com A_j , e $w_{ij}=0$, caso contrário;

4. $w_{ij} = \frac{c_{ij}}{c_i}$, onde c_{ij} é o comprimento da fronteira comum entre A_i e A_j e c_i é o perímetro de A_i ;
5. $w_{ij} = \frac{1}{(d_{ij})^p}$, onde $p \in N^*$ e d_{ij} é a distância entre os centróides A_i e A_j .

A medida de adjacência (3) é encontrada com maior frequência na literatura e, diante disso, será a medida utilizada neste trabalho.

Depois de selecionada alguma das medidas de adjacências, pode-se construir a matriz de proximidade de primeira ordem $W_{n \times n}^{(1)}$. Essa ideia pode ser generalizada para vizinhos de maior ordem, ou seja, os vizinhos dos vizinhos, sendo a matriz de proximidade representada por $W_{n \times n}^{(k)}$, onde k representa a ordem desejada.

Como a matriz de proximidade espacial $W_{n \times n}$ é utilizada em cálculo de indicadores na fase de análise exploratória, Câmara et al. (2001) sugerem padronizar suas linhas, dividindo cada elemento w_{ij} pela soma total dos elementos de cada linha a que pertence. Esse procedimento gera uma nova matriz $W_{n \times n}^*$ denominada de matriz de proximidade espacial padronizada de $W_{n \times n}$, de tal modo que a soma de cada linha dessa nova matriz seja igual a um.

A matriz de proximidade espacial de primeira ordem é muito utilizada nos cálculos dos indicadores de autocorrelação espacial e, para simplificação de notação, $W_{n \times n}^*$ será representado nas subseções posteriores por $W_{n \times n}$.

2.3.4 Média Móvel Espacial

A média móvel espacial, também chamada de vetor de médias ponderadas ou médias dos valores dos vizinhos, tem por objetivo suavizar os dados espaciais na região de estudo e, assim, identificar padrões e tendências espaciais. Se uma área tem, por exemplo, índice reduzido e seus vizinhos possuem índices elevados, ela tenderá a elevar o índice desta área. Segundo Silva (2010), deste modo a variabilidade espacial é

reduzida, pois a operação tende a produzir uma superfície com menor flutuação que os dados originais.

Para se obter o valor da média móvel espacial (\hat{y}_i) é necessário representar matricialmente o vetor dos desvios, representado por:

$$z_i = y_i - \bar{y} \quad (2.1)$$

em que:

z_i = desvio da i -ésima área;

y_i = valores do atributo para cada região; e

\bar{y} = média geral.

Considerando a matriz de proximidade espacial $W_{n \times n}$, a estimativa desta média pode ser dada por:

$$\hat{y}_i = \sum_{j=1}^n w_{ij} z_j \quad (2.2)$$

em que:

\hat{y}_i = médias móveis espaciais;

w_{ij} = elementos da matriz de proximidade espacial; e

z_i = valor do desvio do atributo em relação à média para cada área.

2.3.5 Indicadores de Dependência Espacial: Medidas de Autocorrelação

Segundo Câmara et al. (2001), um aspecto fundamental na análise exploratória espacial é a caracterização da dependência espacial, ou seja, a caracterização de como os valores estão correlacionados no espaço. Para isso, é utilizado o conceito de autocorrelação espacial.

A autocorrelação espacial nos fornece a informação de quanto o valor de uma área é parecido com o valor do vizinho mais próximo. Assim, autocorrelação espacial mostra o quanto as observações organizadas no espaço influenciam-se mutuamente. De acordo com Câmara et al. (2001), a autocorrelação espacial mede quanto o valor observado

de um atributo numa região é dependente dos valores desta mesma variável nas localizações vizinhas. Existem vários indicadores para medir a autocorrelação espacial de uma variável aleatória. Neste trabalho será utilizado o índice de Moran.

2.3.5.1 Índice I de Moran (global)

Uma das formas de medir a autocorrelação espacial é por meio do índice I de Moran, que é expresso por:

$$I = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij} (y_i - \bar{y})(y_j - \bar{y})}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (2.3)$$

em que:

y_i = o valor do atributo da i -ésima área observada;

y_j = o valor do atributo da j -ésima área observada;

\bar{y} = é o valor médio do atributo na região de estudo; e

w_{ij} = os elementos da matriz normalizada de proximidade espacial.

O valor de I , em geral, varia de -1 a +1 e representa quanto cada área é semelhante às áreas vizinhas imediatas com relação a alguma variável. Assim, quando $I = 0$ indica que a variável é espacialmente independente, quando $I > 0$ há similaridade da variável entre áreas próximas (áreas com dados diretamente correlacionadas) e quando $I < 0$ ocorre dissimilaridade da variável entre áreas próximas (áreas com dados inversamente correlacionadas).

Depois de obtido o valor do índice, a maior preocupação deve ser com sua significância estatística. De acordo com Bailey e Gatrell (1995), há duas principais abordagens para testar a hipótese nula de que a variável não apresenta autocorrelação espacial: aproximação pela Distribuição Normal e permutação. No presente trabalho, em virtude do fato de não ser utilizada uma quantidade expressamente grande de áreas nas análises, será utilizado o teste de permutação para testar a hipótese nula que o índice I de Moran é igual a zero.

No teste de permutação aleatória, suponha que se tem n valores y_i ,

$i = 1, 2, \dots, n$, relacionados com as áreas A_i , então, há $n!$ possíveis permutações dessa região. Cada permutação desses valores gera um novo arranjo espacial e apenas uma dessas permutações corresponde aos dados observados. Câmara et al. (2001) afirmam que cada amostra gera um I e, deste modo, pode-se construir uma distribuição empírica de I . Assim, se o valor do índice I dos dados observados corresponder ao extremo da distribuição simulada, trata-se de um evento com significância estatística.

Segundo Silva (2010), o teste de permutação aleatória pode ser descrito baseado nos seguintes pontos. Primeiramente, calcula-se o índice $I_{(0)}$ da variável observada. Em seguida, calculam-se os índices $I_{(k)}$ (com k variando de 1 a N , onde N é um número menor ou igual a $n!$). Por fim, sob H_0 , as variáveis aleatórias de y_i são independentes e identicamente distribuídas. Obtenha-se um valor-p do teste, considerando que a variável apresentou autocorrelação positiva, igual a:

$$valor - p = \frac{\text{quantidade } I_{(j)} > I_{(0)}}{N + 1} \quad j = 1, \dots, N \quad (2.4)$$

Se a variável apresentar autocorrelação negativa, o valor-p é igual a:

$$valor - p = \frac{\text{quantidade } I_{(j)} < I_{(0)}}{N + 1} \quad j = 1, \dots, N \quad (2.5)$$

Assim, se o valor-p encontrado pelo teste for inferior ao nível de significância α (5%), então rejeita-se a hipótese de ausência de dependência espacial.

De acordo com Câmara et al. (2001), a hipótese implícita do cálculo do índice de Moran é a estacionariedade de primeira e segunda ordem e o índice perde sua validade ao ser calculado para dados não estacionários. Quando existir não estacionariedade de primeira ordem (tendência), os vizinhos tenderão a ter valores mais parecidos que os valores de áreas distantes, pois cada valor é comparado à média global,

inflacionando o índice. Da mesma forma, se a variância não é constante, nos locais de maior variância o índice será mais baixo, e vice-versa. Quando o processo espacial é não estacionário, a função de autocorrelação continua decaindo mesmo após ultrapassar a distância onde há influências locais.

2.3.5.2 Indicadores Locais

Segundo Câmara et al. (2001), os indicadores globais de autocorrelação espacial, como o Índice de Moran, fornecem um único valor como medida da associação espacial para todo conjunto de dados, o que é útil na caracterização da região de estudo como um todo. Entretanto, em algumas situações é desejável examinar os dados mais detalhadamente, assim, os indicadores locais são aplicados a fim de encontrarem um valor específico para cada área. Com a aplicação dos indicadores locais é possível encontrar agrupamentos de áreas semelhantes (*clusters*), áreas fora do padrão da região (*outliers*) e regimes espaciais que não são detectados pelo índice global.

O I_i de Moran local é dado por:

$$I_i = \frac{z_i \sum_{j=1}^n w_{ij} z_j}{\sum_{i=1}^n z_i^2} \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (2.6)$$

em que:

z_i = valor do desvio na área i ; e

w_{ij} = elementos da matriz de proximidade espacial.

A significância estatística, para o índice de Moran Local, é realizada de maneira análoga ao caso do índice global, ou seja, por meio do teste de permutação aleatória.

2.3.6 Visualização de Dependência Espacial

Para auxiliar as análises é muito útil gerar gráficos e mapas para visualizar a dependência espacial. Atualmente são utilizados alguns programas, como TerraView, GeoDa, Spring e R, que tornam estas análises mais diretas e facilitam a geração de gráficos e mapas.

2.3.6.1 Diagrama de espalhamento de Moran

Uma maneira de visualizar a dependência espacial é pelo diagrama de espalhamento de Moran. 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 (W_{z_i}). Esses valores são colocados em um gráfico bidimensional, dividido em quatro quadrantes (Q1, Q2, Q3 e Q4), que são delimitados com base nos valores nulos de cada eixo, conforme pode ser visto na Figura 4.

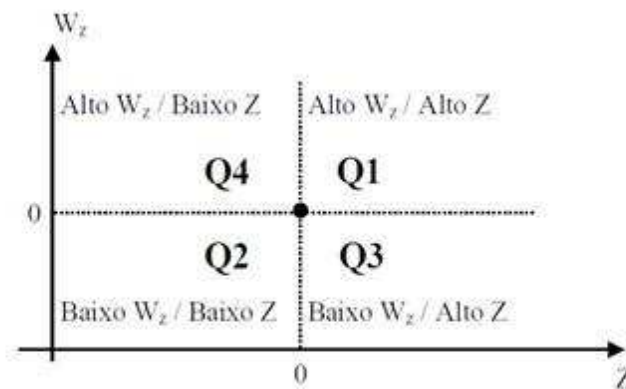


Figura 4 – Gráfico de espalhamento de Moran

Fonte: Krempi (2004).

Seus quadrantes podem ser interpretados da seguinte forma:

- Q1: Mostram áreas com altos valores para a variável em análise (z) e também altos valores da média de seus vizinhos (W_z). É classificado como alto-alto (AA).
- Q2: Apresentam áreas com baixos valores para a variável em análise (z) e vizinhos (W_z) que também possuem valores baixos na média de suas áreas. É classificado como baixo-baixo (BB).

- Q3: Formado pelas áreas com altos valores da variável em análise (z) e baixos valores da média de seus vizinhos (W_z). É classificado como alto-baixo (AB).
- Q4: Mostram as áreas com valores baixos cercados por vizinhos que apresentam valores altos. É classificado como baixo-alto (BA).

Os quadrantes Q1 e Q2 (AA e BB) apresentam autocorrelação espacial positiva, onde as áreas formam clusters de valores similares. Já os quadrantes Q3 e Q4 (AB e BA) apresentam autocorrelação espacial negativa, onde as áreas seguem padrão inverso estabelecido pelos vizinhos.

Com base no gráfico de espalhamento de Moran e dos índices de Moran locais pode-se chegar à elaboração de alguns mapas que auxiliam a análise dos dados.

2.3.6.2 Box Map

O gráfico de espalhamento de Moran também pode ser apresentado na forma de um mapa temático bidimensional, chamado de Box Map. Nesse caso, cada quadrante do gráfico de espalhamento de Moran é representado por uma cor, em seus respectivos polígonos, como pode ser visto na Figura 10.

2.3.6.3 LISA Map

Os mapas para Indicadores Locais de Associação Espacial (LISA map) é utilizado para indicar as regiões que apresentam correlação local significativamente diferente das demais. A avaliação da significância é feita comparando-se os valores dos índices locais 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. Na geração do mapa, os índices são classificados em: não significativos e significativos a 5%, 1% e 0,1%, como pode ser visto na Figura 11.

2.3.6.4 Moran Map

De maneira semelhante ao LISA Map, o Moran Map também é utilizado para análise dos Indicadores Locais de Associação Espacial, porém só são apresentados as áreas para as quais os valores dos índices locais foram considerados estatisticamente significativos (valor- $p < \alpha$). Nesse mapa os índices são classificados em quatro grupos, conforme os quadrantes aos quais pertençam no gráfico de espalhamento de Moran e as demais áreas ficam classificadas como não significativas.

2.4 Modelos de Regressão Linear

2.4.1 Regressão Clássica

A análise de regressão linear refere-se à descrição e à quantificação da relação linear entre uma dada variável (em geral chamada de variável resposta ou dependente) e uma ou mais variáveis (em geral chamadas de variáveis explicativas, covariáveis ou variáveis independentes).

Denota-se a variável dependente por Y e as variáveis explicativas por X_1, X_2, \dots, X_k . Se $k = 1$, ou seja, se existe apenas uma variável explicativa, tem-se o que é conhecido por regressão linear simples. Se $k > 1$, ou seja, se existe mais do que uma variável explicativa, tem-se o que é chamado de regressão linear múltipla.

No caso onde $k > 1$, diz que uma dada observação Y depende, em parte, dos correspondentes valores de X_1, X_2, \dots, X_k e de outros fatores, representados pelo termo de erro, ε . Mais especificamente, supõe-se o seguinte modelo:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k + \varepsilon \quad (2.7)$$

ou

$$Y_{(n \times 1)} = X_{(n \times (k+1))} \beta_{((k+1) \times 1)} + \varepsilon_{(n \times 1)} \quad (2.8)$$

em que:

Y - é o vetor ($n \times 1$) das observações da variável resposta;

X - é a matriz ($n \times (k + 1)$) das observações das variáveis explicativas;

ε - é o vetor ($n \times 1$) dos erros;

β - é o vetor ($(k + 1) \times 1$) dos parâmetros a serem estimados.

O objetivo é calcular estimativas para o vetor de parâmetros $\beta_{((k+1) \times 1)}$ dadas as n observações de X e Y . Para fazê-lo, devem-se estabelecer os seguintes pressupostos ou hipóteses:

- $E(\varepsilon_i)=0$, erros têm média zero;
- Erros são normalmente distribuídos;
- Os X_i são fixos (não estocásticos);
- $\text{Var}(\varepsilon_i)=\sigma^2$, erros têm variância constante;
- $E(\varepsilon_i\varepsilon_j)=0, i \neq j$, erros não são autocorrelacionados;
- Cada variável independente X_i não pode ser combinação linear das demais.

Sob esses pressupostos, o melhor estimador linear não-viesado de β pode ser obtido pelos métodos de quadrados mínimos ou máxima verossimilhança.

O método de quadrados mínimos consiste em obter $\beta_{((k+1) \times 1)}$ pela minimização da soma dos erros quadráticos

$$Q = \varepsilon'\varepsilon = (Y - X\beta)'\varepsilon \quad (2.9)$$

$$\hat{\beta} = (X'X)^{-1} X'Y \quad (2.10)$$

Segundo Charnet et al. (1999), os resíduos de um modelo de regressão linear possuem uma forte relação com a qualidade do ajuste do modelo. Nesse sentido, a análise de resíduos fornece evidências sobre possíveis violações nas pressuposições do modelo, tais como a de normalidade, homocedasticidade e independência dos erros. Caso esses pressupostos sejam violados, as inferências feitas sob o modelo ajustado não serão corretas. Métodos para análise de resíduos podem ser vistos com mais detalhes em Draper e Smith (1998) e Rodrigues (2012).

Ao analisar dados espaciais, são grandes as chances do pressuposto de independência ser violado, tendo em vista a presença da autocorrelação espacial. De acordo com Druck et al. (2004), é comum os resíduos continuarem apresentando a autocorrelação espacial presente nos dados. Diante da presença de dependência nos resíduos, é fundamental a incorporação de uma estrutura espacial no modelo de regressão. Segundo Câmara et al. (2001), uma classe de modelos que incorpora a autocorrelação espacial entre as observações são os modelos espaciais autoregressivo misto (SAR) e de erro espacial (CAR).

2.4.2 Regressão Espacial

2.4.2.1 Modelo Espacial Autoregressivo Misto

O modelo espacial autoregressivo misto também pode ser chamado de *Spatial Autoregressive (SAR)* ou *spatial lag model*. De acordo com Druck et al. (2004), no modelo SAR, a autocorrelação espacial é incorporada, em um único parâmetro, na variável dependente do modelo.

Segundo Anselin (1999), o modelo SAR é expresso por:

$$Y_{(n \times 1)} = X_{(n \times (k+1))} \beta_{((k+1) \times 1)} + \rho W_{(n \times n)} Y_{(n \times 1)} + \varepsilon_{(n \times 1)} \quad (2.11)$$

em que:

Y - é um vetor de observações $(n \times 1)$ da variável dependente nas n áreas;

W - é a matriz de proximidade espacial ($n \times n$);

X - é a matriz ($n \times (k + 1)$) com k variáveis explicativas, medidas nas n áreas;

β - é o vetor de parâmetros ($(k + 1) \times 1$);

ρ - é o parâmetro espacial responsável pela mensuração do grau de dependência espacial da variável dependente e seus respectivos vizinhos;

ε - é o vetor ($n \times 1$) de erros aleatórios não correlacionados que seguem uma distribuição normal com média zero e variância constante, isto é $\varepsilon \sim N(0, I\sigma^2)$.

A ideia básica desse modelo é incorporar a autocorrelação espacial como um dos componentes do modelo. Assim, se $\rho = 0$, indica a não existência de autocorrelação espacial, ou seja, os vizinhos não exercem influência no valor da variável estudada e os resultados são similares à regressão clássica.

A estimação do vetor de parâmetros ($\beta_{((k+1) \times 1)}$) pode ser feita com base na equação:

$$\hat{\beta} = (X'X)^{-1}X'IY - \rho(X'X)^{-1}X'WY \quad (2.12)$$

Observe que se o parâmetro espacial for igual a zero, haverá pouca diferença de $\hat{\beta}$ estimado pelo modelo SAR e pelo modelo de regressão convencional. Quanto mais próximo a zero estiver o parâmetro espacial mais próxima estarão as estimativas dos parâmetros nos dois casos.

Para estimar o parâmetro ρ é utilizado um algoritmo composto em quatro etapas, como pode ser visto adiante e mais detalhes podem ser obtidos em Anselin (1988) e Silva (2006).

I - Realizar uma regressão por mínimos quadrados no modelo

$$Y = X\beta_0 + \varepsilon_0;$$

II - Fazer outra regressão por mínimos quadrados no modelo

$$WY = X\beta_L + \varepsilon_L;$$

III - Calcular os resíduos dos modelos das etapas I e II:

$$\varepsilon_0 = Y - X\hat{\beta}_0 \text{ e } \varepsilon_L = WY - X\hat{\beta}_L;$$

IV - Por fim, encontrar o ρ que maximize a função

$$\ln(L) = -\frac{n}{2} \ln\left(\frac{1}{n}(\varepsilon_0 - \rho\varepsilon_L)'(\varepsilon_0 - \rho\varepsilon_L)\right) + \ln |I - \rho W|.$$

2.4.2.2 Modelo do Erro Espacial

Um outro tipo de modelo de regressão espacial é denominado modelo do erro espacial, que também pode ser chamado de *spatial error model*, ou então *Conditional Autoregressive (CAR)*. Segundo Druck et al. (2004), nesse modelo de regressão espacial, os efeitos da autocorrelação espacial são considerados como uma perturbação e portanto, estão associados ao termo do erro.

O modelo de erro espacial é dado por:

$$Y_{(n \times 1)} = X_{(n \times (k+1))} \beta_{((k+1) \times 1)} + u_{(n \times 1)} \quad (2.13)$$

$$u_{(n \times 1)} = \lambda W_{(n \times n)} u_{(n \times 1)} + \varepsilon_{(n \times 1)} \quad (2.14)$$

em que:

u - é um vetor $(n \times 1)$ de erros espacialmente dependentes;

Y - é o vetor de observações $(n \times 1)$ da variável dependente nas n áreas;

W - é a matriz de proximidade espacial $(n \times n)$;

X - é a matriz $(n \times (k + 1))$ com k variáveis explicativas;

β - é o vetor de parâmetros $((k + 1) \times 1)$;

λ - é o parâmetro espacial;

ε - é o componente do erro não correlacionado que supõe seguir uma distribuição normal com média zero e variância constante, isto é, $\varepsilon \sim N(0, I\sigma^2)$.

A estimação dos parâmetros do modelo CAR (β e λ) são apresentados a seguir. Suas demonstrações estão detalhadas em Anselin (1988, 1999) e Silva (2006).

A estimação dos parâmetros no vetor $\beta_{((k+1) \times 1)}$ é dada por:

$$\hat{\beta} = [((I - \lambda W)X)'((I - \lambda W)X)]^{-1}((I - \lambda W)X)'((I - \lambda W)Y) \quad (2.15)$$

Já a estimação do parâmetro espacial λ é dado por:

I - Obter mínimos quadrados ordinários no modelo $Y = X\beta + \varepsilon$;

II - Encontrar os resíduos do modelo acima: $\varepsilon = Y - X\hat{\beta}$;

III - Maximizar λ na função de verossimilhança condicional aos valores dos $\hat{\beta}$ encontrados $\ln(L) = -\frac{n}{2}(\frac{1}{n}(Y - X\hat{\beta})'(I - \lambda W)'(I - \lambda W)(Y - X\hat{\beta})) + \ln|I - \lambda W|$;

IV - Atualizar os valores dos $\hat{\beta}$ usando o valor de $\hat{\lambda}$ obtido. Para obter o novo valor de $\hat{\beta}$ pode-se usar mínimos quadrados generalizados:

$$\hat{\beta} = [((I - \hat{\lambda}W)X)'((I - \hat{\lambda}W)X)]^{-1}((I - \hat{\lambda}W)X)'((I - \hat{\lambda}W)Y).$$

2.4.3 Avaliação da necessidade da dependência espacial

Para analisar a qualidade do ajuste do modelo de regressão, é preciso fazer uma análise gráfica dos resíduos, onde se busca indícios de ruptura dos pressupostos de independência dos erros. De acordo com Câmara et al. (2001), uma alta concentração de resíduos positivos ou negativos, numa parte do mapa, é um bom indicador da presença de autocorrelação espacial e, para um teste quantitativo, o mais comum é utilizar o índice I de Moran global sobre os resíduos.

Assim, conforme Waller e Gotway (2004), o cálculo da estatística de Moran dos resíduos se dá por:

$$\hat{I}_{res} = \frac{n}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij}} \frac{\varepsilon'W\varepsilon}{\varepsilon'\varepsilon} \quad (2.16)$$

em que:

ε - representa o vetor de resíduos do modelo de regressão clássica;

W - matriz de proximidade espacial;

w_{ij} - elementos da matriz de proximidade espacial;

n - número de áreas.

A avaliação da significância do índice de Moran dos resíduos pode ser feita do mesmo modo que o índice global de Moran, onde a hipótese nula é de independência dos erros.

2.4.4 Critérios para seleção do modelo

Com o objetivo de selecionar o melhor modelo, algumas opções de critérios podem ser utilizadas, como por exemplo, coeficiente de determinação ajustado (R_{aj}^2), o critério de informação de Akaike (AIC) e o critério de informação bayesiano (BIC) (CÂMARA et al., 2001). O AIC é o método encontrado com maior frequência na literatura.

O AIC é definido como:

$$AIC = -2\ln L(\theta) + 2p \quad (2.17)$$

em que:

$\ln L(\theta)$ - logaritmo neperiano da função de verossimilhança de θ ;

θ - são os parâmetros do modelo;

p - é o número de parâmetros do modelo.

O melhor modelo é aquele que apresenta o menor valor AIC. Uma discussão detalhada deste critério de seleção pode ser encontrado em Akaike (1974).

3 Material e Métodos

3.1 Material

Este trabalho utilizou uma base de dados de seguro de automóveis, coletada no sítio eletrônico da SUSEP (2013) e outra base de dados sobre informações geográficas do estado de Minas Gerais fornecido pelo sítio eletrônico da GEOMINAS (2013).

Para análise dos dados, foram considerados os valores médios dos prêmios de seguro de automóveis como variável dependente no modelo, e os fatores que acionam o seguro de automóvel no caso de sinistro como covariáveis. Esses fatores de sinistralidade foram divididos em: índice de sinistralidade de automóveis por roubo e incêndio e índice de sinistralidade de automóveis por colisão.

Os dados são referentes aos 146 municípios do Sul/Sudoeste de Minas Gerais (ver anexo A) para o ano de 2011. A mesorregião do Sul/Sudoeste de Minas Gerais pode ser vista com mais detalhes em relação ao território mineiro na Figura 5. Esses dados são contabilizados, de acordo com o município de registro do seguro de automóvel, assim, se algum automóvel sofrer um sinistro fora do local de registro do seguro, esse sinistro será contabilizado no município do registro e não no município onde ocorreu o sinistro.

Tendo como base informações obtidas na GEOMINAS (2013) e SUSEP (2013), montou-se um banco de dados, com as seguintes variáveis por município: nome, código, polígono indicando fronteiras, latitude e longitude decimal, prêmio médio (R\$), índice de sinistralidade por roubo e incêndio e índice de sinistralidade por colisão. Todas as análises estatísticas foram realizadas utilizando o programa R Core Team (2014) e o pacote "spdep"(versão 05-71) (BIVAND, 2014). As informações referentes às variáveis analisadas podem ser vistas no Anexo

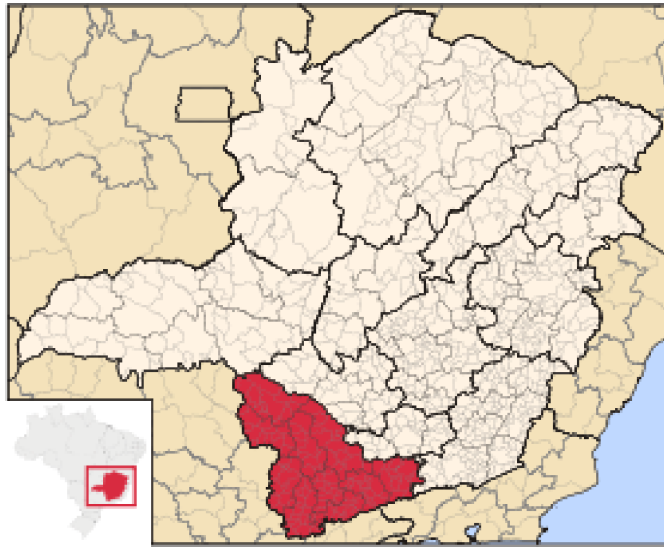


Figura 5 – Mesorregião do Sul/Sudoeste de Minas Gerais

Fonte: Wikipédia (2014)

A.

Na estatística espacial de áreas, deve-se tomar cuidado, ao utilizar dados referentes a taxas, como é o caso dos índices de sinistralidade. Por exemplo, um município com uma pequena população, mesmo com poucos casos de sinistros, indicará um valor alto de taxa de sinistro, o que pode levar a interpretações erradas para aquele município.

De acordo com Assunção (2001), em análise de taxas, deve-se reestimar uma taxa mais próxima do risco real ao qual a população está exposta. Câmara et al. (2001) sugerem o uso de técnicas de estimação bayesiana, no qual consideram que a taxa “real” θ_i , associada a cada área não é conhecida e dispõe de uma taxa observada $t_i = \frac{f_i}{s_i}$ em que f_i é o número de eventos ocorridos na i -ésima área e s_i é a população em risco na i -ésima área. Deste modo, a estimação da taxa “real” é feita utilizando o estimador bayesiano que supõe que a taxa θ_i é uma variável aleatória, que possui uma média μ_i e uma variância σ_i^2 .

Segundo Câmara et al. (2001), o estimador bayesiano da taxa

“real” é expresso por:

$$\hat{\theta}_i = k_i t_i + (1 - k_i) \hat{\mu}_i \quad (3.1)$$

onde k_i é dado por:

$$k_i = \frac{\hat{\sigma}_i^2}{\hat{\sigma}_i^2 + \frac{\hat{\mu}_i}{s_i}} \quad (3.2)$$

em que,

$\hat{\sigma}_i^2$ = é o estimador da variância na i -ésima área;

$\hat{\mu}_i$ = é o estimador da média na i -ésima área;

s_i = é a população de risco na i -ésima área.

Para encontrar os parâmetros μ_i e σ_i^2 da distribuição de θ_i , é utilizado o estimador bayesiano empírico. Este parte da hipótese de que a distribuição da variável aleatória θ_i é a mesma para todas as áreas, e por isso todas as médias e variâncias são iguais. Sendo assim, os estimadores $\hat{\mu}_i$ e $\hat{\sigma}_i^2$ podem ser expressos por:

$$\hat{\mu} = \hat{\mu}_i = \frac{\sum_{i=1}^n f_i}{\sum_{i=1}^n s_i} \quad (3.3)$$

$$\hat{\sigma}^2 = \hat{\sigma}_i^2 = \frac{\sum_{i=1}^n s_i (t_i - \hat{\mu})^2}{\sum_{i=1}^n s_i} - \frac{\hat{\mu}}{\bar{s}} \quad (3.4)$$

em que \bar{s} é a média da população em risco ($\bar{s} = \frac{\sum_{i=1}^n s_i}{n}$).

Todas as taxas de sinistralidades utilizadas, nesta dissertação, foram taxas calculadas com base nessas técnicas de estimação bayesiana.

3.2 Métodos

Inicialmente será conduzida uma análise espacial exploratória em todas as variáveis, com o intuito de verificar como os dados se comportam espacialmente em toda extensão do mapa, conforme pode ser visto no fluxograma apresentado na Figura 6.

Primeiramente, será distribuído no mapa da região analisada, os valores da variável baseada na classificação de quantis. Em seguida, será conduzida a análise de autocorrelação espacial por meio do índice de Moran Global e a validação de autocorrelação espacial da variável será feita pelo teste de permutação aleatória. Assim, se o teste não rejeitar a hipótese nula de ausência de autocorrelação espacial da variável, a análise exploratória será finalizada imediatamente. No entanto, se o teste rejeitar a hipótese nula de ausência de autocorrelação espacial, será confirmada a existência de dependência espacial na variável. Depois de confirmada a autocorrelação espacial, serão utilizados os métodos, para visualização de dependência espacial e será elaborado o diagrama de espalhamento de Moran, o Box Map e o LISA Map (visualização dos indicadores locais de autocorrelação espacial).

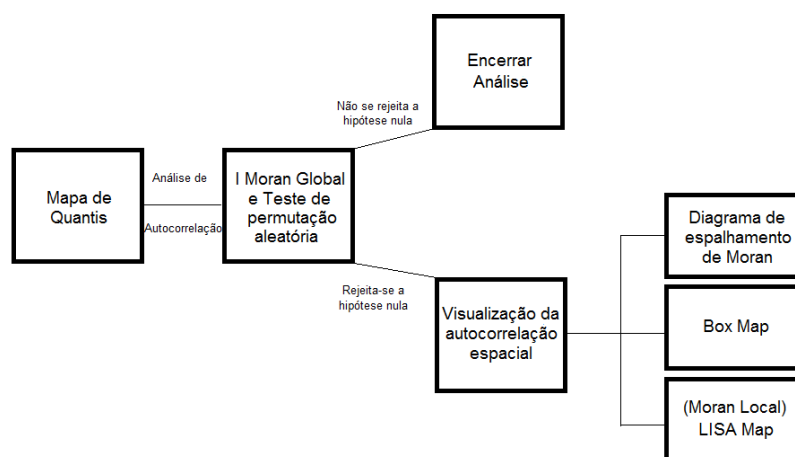


Figura 6 – Fluxograma da análise exploratória das variáveis em estudo.

Após analisar espacialmente as variáveis, será realizada a modelagem do prêmio do seguro de automóveis tendo como base os índices de sinistros e, em razão do fato de se tratar de dados referentes a valores médios de prêmios, os modelos encontrados não podem ser usados para fazer previsões de prêmios individuais de seguro de automóveis. Em um primeiro momento, será ajustado um modelo clássico de regressão entre a variável resposta e suas covariáveis. Para a análise da

validade das suposições desse modelo, será realizada uma análise usual de resíduos e calculado o índice de autocorrelação de Moran para os resíduos. A não significância da autocorrelação espacial dos resíduos leva a não verificação da hipótese de independência do erro e, portanto, indica a necessidade de incluir um componente espacial no modelo de regressão linear, por meio do ajuste dos modelos SAR e CAR. Sendo que, havendo uma dependência espacial entre as observações da variável dependente do modelo linear, a inclusão de um parâmetro para essa dependência pode gerar modelos mais adequados aos dados.

E por fim, a qualidade de ajuste dos modelos será avaliada pelo critério de informação de Akaike (AIC), onde o melhor modelo será aquele que apresentar menor valor de AIC.

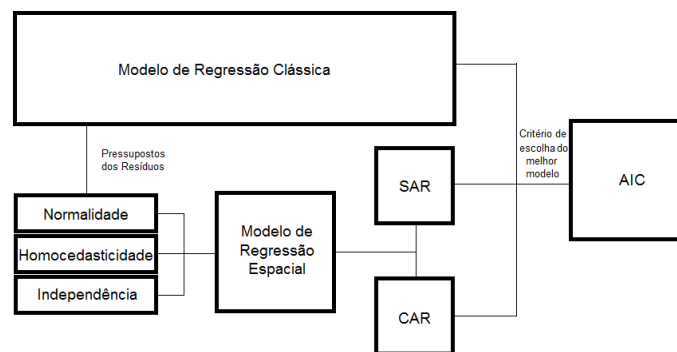


Figura 7 – Fluxograma dos modelos de regressão utilizados.

Na Figura 7, é apresentado o fluxograma utilizado para criação do modelo que melhor representa a relação existente entre o prêmio médio de seguro de automóveis e os índices de sinistros desse ramo de seguro.

4 Resultados e Discussão

Inicialmente, foram aplicadas as técnicas de estatística espacial de áreas descritas, nas seções anteriores, para o cálculo dos índices de autocorrelação global e local, bem como a construção dos gráficos de espalhamento e mapas temáticos. O objetivo dessa análise exploratória é compreender melhor as relações espaciais existentes entre o valor do prêmio médio e os sinistros dos seguros de automóveis nos municípios da mesorregião do Sul/Sudoeste de Minas Gerais.

4.1 Análises dos prêmios médios do seguro de automóvel

Em uma primeira análise espacial exploratória dos valores dos prêmios médios do seguro de automóvel na mesorregião do Sul/Sudoeste de Minas Gerais, foi construído um mapa de intervalos classificados em cinco quantis, como mostra a Figura 8.

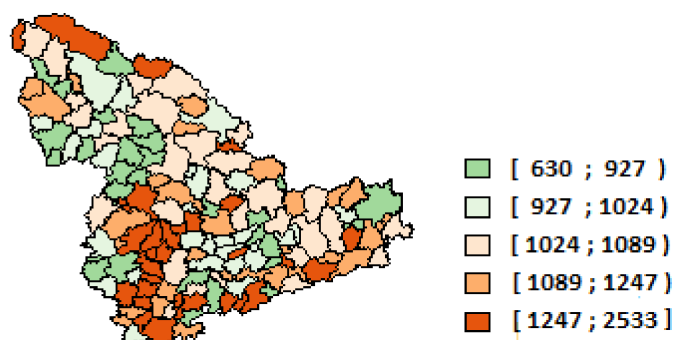


Figura 8 – Mapa de intervalos dos valores médios dos prêmios (R\$) nos municípios do Sul/Sudoeste de Minas Gerais, 2011.

Pode-se observar que os valores dos prêmios médios estão pouco

dispersos em relação ao mapa. Observa-se que os maiores valores de prêmios médios cobrados pelas seguradoras se encontram nos municípios de Ipuina (R\$ 1.766,00), Bom Repouso (R\$ 1.898,00) e Piranguçu (R\$ 2.533,00). Outros municípios que se destacaram foram Monte Santo de Minas (R\$ 754,00), Divisa Nova (R\$ 732,00) e Bom Jesus da Penha (R\$ 630,00) que obtiveram os menores valores de prêmio médio cobrados pelas seguradoras. Os demais municípios se encontram no intervalo de valores de prêmios médios entre esses valores citados anteriormente. Segundo a SUSEP (2013), o valor do prêmio médio do município de Bom Jesus da Penha é o segundo menor de toda Minas Gerais, ficando atrás apenas do município de Pimenta (R\$ 433,00), já o município de Piranguçu é considerado o quarto município com maior valor do prêmio médio mineiro em 2011. Ainda segundo a SUSEP (2013), o valor do prêmio médio cobrado pelo Sul/Sudoeste de Minas Gerais (R\$ 1.059,00) está pouco abaixo da média mineira (R\$ 1.084,00) e da média brasileira (R\$ 1.146,00) no ano de 2011. Também pode-se observar a presença de possíveis agrupamentos de valores autocorrelacionados. Porém, a presença de agrupamentos espaciais será melhor analisada com os índices de autocorrelação espacial.

O cálculo do índice global de Moran resultou em 0,13 o que indica existir uma possível autocorrelação espacial positiva para os valores de prêmios médios cobrados pelas seguradoras nos municípios do Sul/Sudoeste de Minas Gerais. Porém, para concluir se essa autocorrelação espacial é estatisticamente significativa, foi realizado o teste de permutação aleatória, sob a hipótese nula de ausência de autocorrelação espacial. Foram realizadas 8000 permutações e obteve-se um valor-p igual a 0,008. Esse número de permutações será usado nas análises posteriores. Esses resultados levaram à rejeição da hipótese nula de ausência de autocorrelação espacial e confirmam que o valor do prêmio médio de seguro cobrado pela seguradora em um município do Sul/Sudoeste mineiro tende a ser semelhante aos valores dos seus vizinhos. Teixeira e Scalon (2014) também verificaram a dependência espacial no valor do

prêmio médio dos seguros de automóveis em Minas Gerais. Suas análises foram aplicadas nas 66 microrregiões do Estado mineiro e, também, obtiveram uma dependência espacial entre as áreas analisadas. Como foi verificada uma dependência espacial nas microrregiões de Minas Gerais, já era de se esperar que os municípios dessas microrregiões, também, apresentassem dependência espacial na variável valor do prêmio médio dos seguros de automóveis.

O próximo passo foi analisar o diagrama de espalhamento de Moran e o Box Map para uma melhor visualização e descrição da autocorrelação existente entre os municípios do Sul/Sudoeste mineiro. Primeiramente, construiu-se o gráfico de espalhamento de Moran que está apresentado na Figura 9.

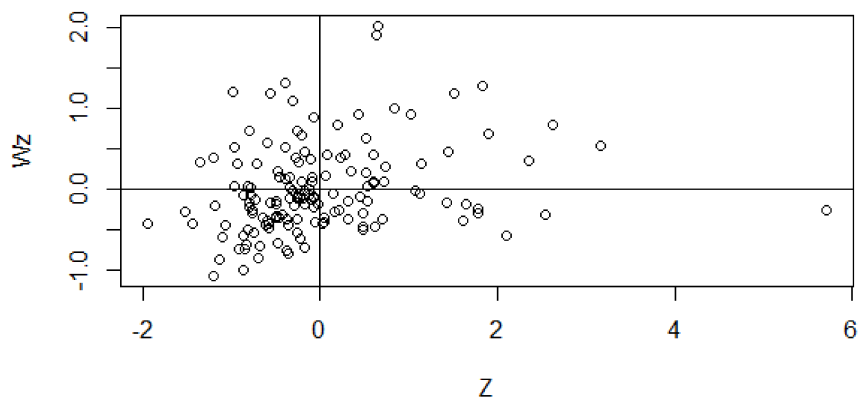


Figura 9 – Diagrama de espalhamento de Moran da variável prêmio médio.

Observa-se que as informações dos municípios estão pouco dispersas em todos os quadrantes do gráfico, com uma maior concentração de informações no quadrante Baixo-Baixo. Este resultado está de acordo com o I de Moran global calculado, já que mostra que a maioria dos municípios observados encontra-se nos quadrantes que representam a existência de autocorrelação positiva.

Com base no diagrama de espalhamento de Moran, criou-se o Box

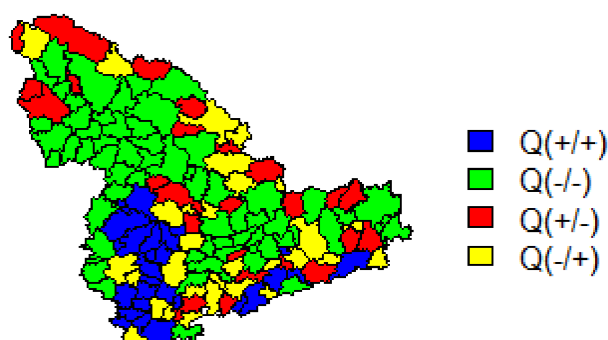


Figura 10 – Box Map da variável prêmio médio de seguro de automóvel nos municípios do Sul/Sudoeste de Minas Gerais, 2011.

Map, como pode ser visto na Figura 10. Assim, observa-se que houve similaridade entre os municípios com valores altos de prêmios médios, localizados nas microrregiões de Pouso Alegre e Poços de Caldas; e similaridade entre os municípios com baixos valores de prêmios médios, localizados nas microrregiões de Santa Rita do Sapucaí, Alfenas, Varginha e São Sebastião do Paraíso.

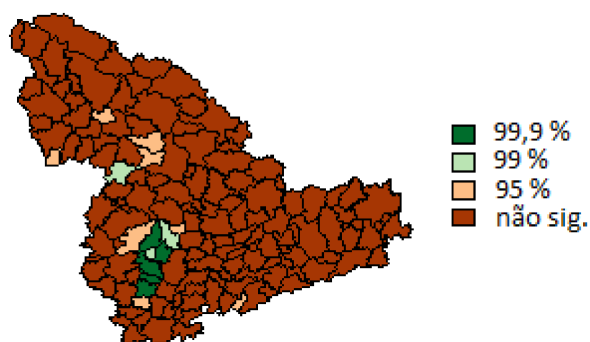


Figura 11 – LISA Map para o prêmio médio de seguro de automóvel nos municípios do Sul/Sudoeste de Minas Gerais, 2011.

O índice global de Moran fornece um único valor como medida de associação espacial para todos os valores de prêmio médio dos mu-

nicípios do Sul/Sudoeste de Minas Gerais. Para examinar padrões numa escala de maior detalhes sobre a variável em estudo, utilizou-se o índice de Moran local e o LISA Map.

A Figura 11 mostra o LISA Map para o prêmio médio do seguro de automóveis nos municípios do Sul/Sudoeste mineiro, onde pode-se visualizar agrupamentos com valores de associação espacial local estatisticamente significantes. Assim, pode-se observar que cinco municípios (Bom Repouso, Tocos do Moji, Borda da Mata, Congonhal e Ipuina) foram significativos a um valor-p de 0,001, apenas três municípios (Senador José Bento, Espírito Santo do Dourado e Cabo Verde) foram significativos a um valor-p de 0,01 e sete municípios (Senador Amaral, São João da Mata, Santa Rita de Caldas, Areado, Alterosa, Bom Jesus da Penha e Arceburgo) foram significativos a um valor-p de 0,05. Segundo o IBGE (2013), tais municípios significativos apresentam várias características análogas, como por exemplo, população residente, IDHM e renda média urbana per capita.

4.2 Análises dos índices de sinistros em automóveis por incêndio ou roubo

Prossegue-se a análise com o estudo do índice de sinistralidade de automóveis por incêndio ou roubo. Para isso foi construído um mapa de intervalos classificados em cinco classes, como é apresentado na Figura 12.

Pode-se observar na Figura 12 que os índices de sinistralidades de automóveis por incêndio e roubo estão bastante dispersos em relação ao mapa do Sul/Sudoeste de Minas Gerais, dificultando a visualização de possíveis clusters. Sendo que os municípios que obtiveram menores taxas de sinistralidade foram Itaú de Minas (0,19%), Brasópolis (0,20%) e Espírito Santo do Dourado (0,21%). Por outro lado, houve municípios com casos expressivamente altos de sinistros em automóveis por motivos de incêndio e roubo, tais municípios foram Turvolândia (0,82%),

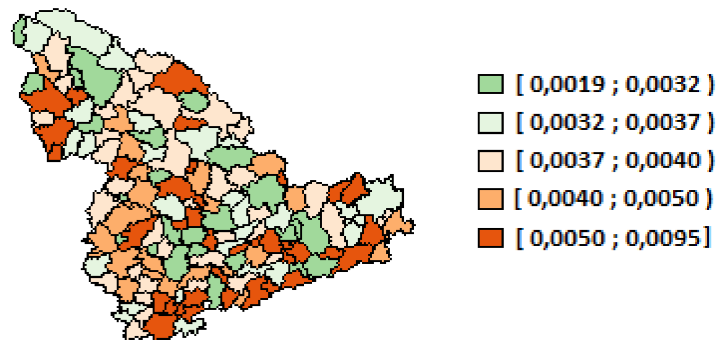


Figura 12 – Mapa de intervalos de índice de sinistralidade em automóveis por incêndio ou roubo nos municípios do Sul/Sudoeste de Minas Gerais, 2011.

Monte Santo de Minas (0,90%) e Minduri (0,95%). Esses municípios podem ser considerados como as principais áreas de riscos para essa modalidade de seguro. Com base nisso, pode-se ter uma primeira impressão de que os índices de sinistralidade não estão autocorrelacionados com suas áreas vizinhas. Mas, para chegar a essa conclusão, é necessário aplicar os índices de autocorrelação espacial.

O índice I global de Moran resultou em 0,0467 (valor-p = 0,1455) e, portanto, não rejeitando a hipótese nula de ausência de autocorrelação espacial entre os municípios do Sul/Sudoeste de Minas Gerais com relação à variável índice de sinistralidade por incêndio ou roubo. Assim, o índice de sinistralidade por incêndio ou roubo de um município do Sul/Sudoeste mineiro não afeta o valor do índice de sinistralidade dos municípios vizinhos dessa mesorregião. Como esse resultado apresenta ausência de autocorrelação entre os municípios, não será necessário dar continuidade à análise espacial para essa variável.

4.3 Análises dos índices de sinistros em automóveis por colisão

Dando continuidade ao estudo, procede-se à análise do índice de sinistralidade de automóveis por colisão nos municípios do Sul/Sudoeste de Minas Gerais. Para tal, constrói-se um mapa de intervalos classificados em cinco classes, como mostra a Figura 13.

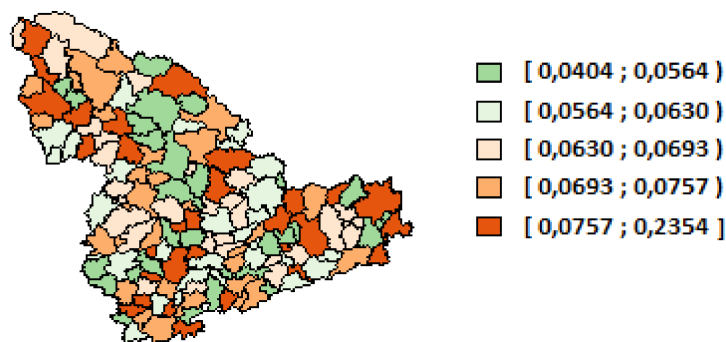


Figura 13 – Mapa de intervalos de índice de sinistralidade em automóveis por colisão nos municípios do Sul/Sudoeste de Minas Gerais, 2011.

Pode-se observar na Figura 13 que os índices de sinistralidades de seguros de automóveis por colisão estão um pouco dispersos em relação ao mapa do Sul/Sudoeste de Minas Gerais e, portanto, dificultando a visualização de possíveis clusters. Os resultados extremos, para esses dados, foram os municípios de Paraguaçu (4,04%), Brasópolis (4,46%), Caxambú (4,54%), São Thomé das Letras (11,92%), Guapé (13,45%) e São Lourenço (23,54%). Os três últimos municípios podem ser considerados como as principais áreas de risco para colisão de automóveis.

O índice I global de Moran obtido foi de -0,09 (valor-p = 0,982) e, portanto, não rejeitando a hipótese nula de ausência de autocorrelação espacial entre os municípios com relação à variável índice de sinistralidade de automóveis por colisão. Assim, torna-se desnecessário dar

continuidade à análise espacial para essa variável.

Os resultados apresentados mostram que apenas a variável valor do prêmio médio do seguro de automóveis apresentou uma dependência espacial positiva entre os municípios da mesorregião Sul/Sudeste de Minas Gerais. As outras duas variáveis, referentes aos índices de sinistralidade de automóveis, não apresentaram dependência espacial.

4.4 Ajuste dos modelos

Com o objetivo de verificar a relação existente entre o prêmio médio do seguro de automóveis e os índices de sinistralidade entre os municípios da mesorregião Sul/Sudeste de Minas Gerais, foram ajustados alguns modelos de regressão linear múltipla. Em todos os modelos considerou-se como variável dependente o preço médio do seguro de automóvel e como covariáveis os índices de sinistros por roubo/incêndio e colisão.

Primeiramente, ajustou-se o modelo de regressão linear múltiplo clássico. Na Tabela 2 pode-se verificar que as covariáveis índices de sinistros por roubo/incêndio e por colisão apresentam uma relação positiva com o valor do prêmio médio dos seguros de automóveis cobrados pelas seguradoras no Sul/Sudoeste de Minas Gerais. Isso significa que à medida que aumentam os sinistros por roubo, incêndio ou colisão, aumentam os preços dos prêmios médios dos seguros de automóveis. Apesar desses resultados fazerem sentido do ponto de vista atuário, eles não são estatisticamente significantes. Além disso, o modelo apresenta um coeficiente de determinação baixo com valor igual a de 1,53%, o que significa que apenas 1,53% da variabilidade dos valores do prêmio médio do seguro de automóvel são explicados pelos índices de sinistros de automóveis analisados. Esse baixo percentual já era esperado em decorrência do fato de que os índices de sinistros, apesar de importantes, não são os únicos fatores levados em conta na mensuração do prêmio de seguro de automóvel, como já foi visto em 2.1.4.

Tabela 2 – Estimativa dos parâmetros no modelo tradicional de regressão

Covariáveis	Coefficiente	Erro padrão	t	p-valor
Constante	983,80	92,91	10,588	< 0,001
Roubo e Incêndio	8.494,83	16.552,18	0,513	0,609
Colisão	1.362,10	1.070,18	1,273	0,205
$R^2 = 0,0153$				

A análise de resíduos do modelo ajustado é apresentada na tabela 3.

Tabela 3 – Avaliação das pressuposições sobre os resíduos no modelo tradicional de regressão

Pressuposição	Nome do Teste	Estimativa do Teste	p-valor
Normalidade	Shapiro-Wilk	0,8551	<0,001
Homoceasticidade	Breusch-Pagan	1,830	0,4004
Independência	Durbin-Watson	2,263	0,092

A Tabela 3 mostra que o modelo de regressão clássico apresentou problemas com a suposição de normalidade dos resíduos, porém, Draper e Smith (1998) afirmam que a hipótese de normalidade pode ser, em parte, ignorada, uma vez que os testes estatísticos são relativamente robustos quando a distribuição dos erros não é fortemente assimétrica, como ocorre nesse caso e pode ser visualizado na Figura 14. Em contrapartida, o teste de homocedasticidade de Breusch-Pagan não foi violado, ou seja, é aceita a hipótese de variância constante dos erros. Já, o pressuposto de independência, foi analisado através do teste de Durbin Watson, que mostrou que os resíduos são independentes ao nível de 5% de significância. Para confirmar que o pressuposto de independência não foi violado, aplicou-se também o I Moran sobre os resíduos, sendo que tal índice mostrou a presença de autocorrelação positiva ($I = 0,058$), porém, para concluir se essa autocorrelação é estatisticamente significativa, foi realizado o mesmo teste de permutação aleatória uti-

lizado anteriormente, obtendo um valor-p igual a 0,1056 e, assim, não rejeitando a hipótese nula de ausência de autocorrelação entre os resíduos do modelo, indicando que os resíduos são independentes.

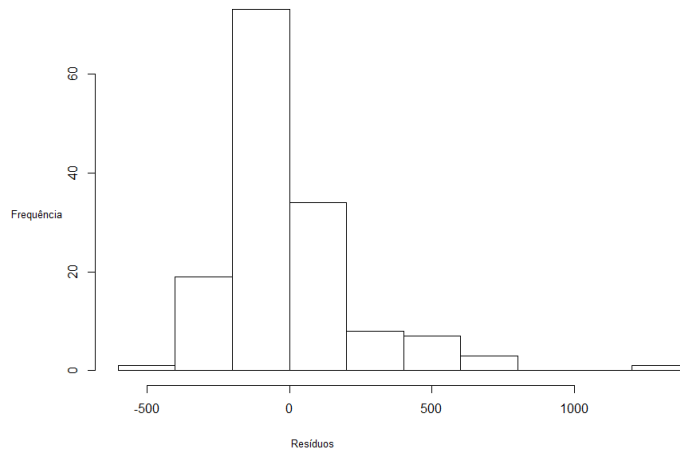


Figura 14 – Distribuição dos resíduos do modelo de regressão clássica

Com o objetivo de verificar um novo comportamento no modelo, ao introduzir na análise um parâmetro para a dependência espacial encontrada na variável prêmio médio, ajustaram os modelos espaciais SAR e CAR. As estimativas dos parâmetros, nos modelos SAR e CAR, estão apresentadas nas Tabelas 4 e 5, respectivamente.

Tabela 4 – Estimativa dos parâmetros no modelo SAR

Covariáveis	Coefficientes	Erro Padrão	z	p-valor
Constante	852,96	163,95	5,2026	<0,001
Roubo e Incêndio	10.405,66	16.315,85	0,6378	0,5236
Colisão	1.385,01	1.054,92	1,3129	0,1892
Rho	0,1084	0,1238	0,8786	0,3609
$R^2 = 0,0186$				

Verificando as Tabelas 4 e 5, percebe-se que os coeficientes das variáveis nos dois modelos são muito parecidos com os coeficientes apresentados no modelo clássico. Apesar dos coeficientes espaciais nos

Tabela 5 – Estimativa dos parâmetros no modelo CAR

Covariáveis	Coefficientes	Erro Padrão	z	p-valor
Constante	964,87	92,36	10,4468	<0,001
Roubo e Incêndio	11.753,60	16.300,81	0,7210	0,4709
Colisão	1.422,10	1.056,21	1,3264	0,1782
Lambda	0,1218	0,1231	0,9892	0,3073

$R^2 = 0,0211$

dois modelos apresentarem valores positivos, os mesmos não são estatisticamente significantes e diferentes de zero. Além disso, os coeficientes de determinação nos dois modelos também são baixos, respectivamente 1,86% (SAR) e 2,11% (CAR).

Os testes de Shapiro-Wilk e de Breusch-Pagan na Tabela 6, mostram as pressuposições de normalidade e homocedasticidade dos resíduos, tanto para o modelo SAR quanto para o modelo CAR.

Tabela 6 – Avaliação das pressuposições nos modelos SAR e CAR

Modelo	Pressuposição	Nome do Teste	Estimativa	p-valor
SAR	Normalidade	Shapiro-Wilk	0,8562	<0,001
	Homocedasticidade	Breusch-Pagan	1,8555	0,3954
CAR	Normalidade	Shapiro-Wilk	0,8570	<0,001
	Homocedasticidade	Breusch-Pagan	1,9366	0,3797*

A Tabela 6, mostra que os modelos de regressão espaciais ainda possuem problemas com a suposição de normalidade. Mas, como foi mencionado anteriormente, a hipótese de normalidade pode ser, em parte, ignorada, quando a distribuição dos erros não é fortemente assimétrica (DRAPER; SMITH, 1998), ver Figura 15. A Tabela 6 mostra também que a hipótese de homocedasticidade foi confirmada para os dois modelos espaciais.

A Tabela 7 apresenta uma comparação dos três modelos ajustados, utilizando o critério de informação de Akaike (AIC) e, apesar da regressão tradicional apresentar um valor de AIC um pouco menor que

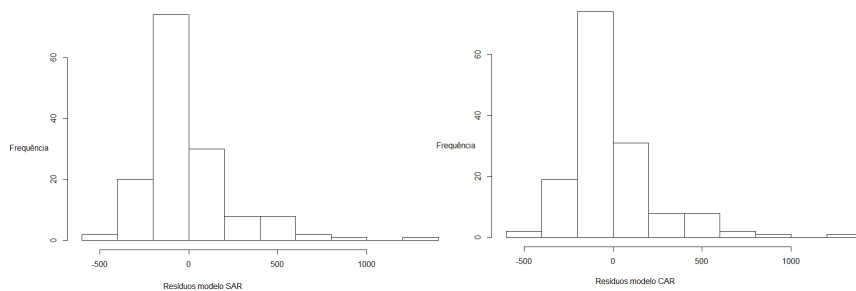


Figura 15 – Distribuição dos resíduos dos modelo SAR e CAR

Tabela 7 – Critério de qualidade de ajuste para os modelos de regressão tradicional e espaciais (SAR e CAR)

Modelo	AIC
Regressão Tradicional	2.030,04
SAR	2.031,20
CAR	2.031,00

os outros modelos, não se pode dizer que esse modelo apresenta um melhor desempenho que os demais.

Desta forma, fica explícito pelos resultados obtidos, que as co-variáveis de sinistralidade utilizadas nesse trabalho não são capazes de explicar a variabilidade do valor do prêmio médio dos seguros de automóveis cobrados pelas seguradoras no Sul/Sudoeste de Minas Gerais. Apesar de existir dependência espacial na variável prêmio médio dos seguros, a inclusão de um parâmetro para os efeitos espaciais nos modelos SAR e CAR não faz com que esses modelos apresentem performance superior àquela observada no modelo de regressão clássico.

Essa correlação positiva existente entre o valor do prêmio de seguro de automóveis e os sinistros, citada por Ferreira (1985) e Freitas (2009), não é suficiente para definir o valor final dos prêmios cobrado pelas seguradoras, no qual é levado em conta diversos outros fatores. Para Lima Filho (2002), um dos maiores problemas que as seguradoras enfrentam é a seleção do risco, o qual está ligado às características ine-

rentes ao veículo e ao condutor. Sendo assim, a variabilidade do valor do prêmio médio dos seguros de automóveis poderia ter resultados mais expressivos se fossem utilizadas outras covariáveis além dos índices de sinistralidades, como por exemplo, algumas particularidades de cada veículo (marca, valor, potência do motor e circunstâncias de utilização) e algumas particularidades de cada condutor (idade, tempo de habilitação, profissão e sinistralidades passadas). Porém, como esses dados são de caráter sigiloso para as seguradoras, não foi possível adicioná-los ao modelo.

Além dos modelos utilizados nas análises (regressão tradicional, SAR e CAR), poderiam ter sido utilizados outros modelos (não-lineares, multiplicativos e espaciais com efeitos locais) em busca de melhores resultados que relacionem o valor do prêmio e o índice de sinistros de automóveis. Freitas (2009), por exemplo, utilizou um modelo Logit para encontrar uma probabilidade condicional de ocorrência de um sinistro para um nível de prêmio, assim, relacionando de maneira eficaz as duas variáveis. Porém, tais modelos poderiam não trazer os resultados esperados, isso em virtude da falta de informações necessárias na utilização do cálculo do prêmio.

O fato de utilizar apenas os municípios do Sul/Sudoeste de Minas Gerais, no ano de 2011, também, pode ter contribuído para a baixa variabilidade do modelo.

5 Conclusão

Os métodos de análise exploratória espacial, apresentados nesta dissertação, mostraram ser eficientes para descrever a estrutura de dependência espacial existente nas variáveis prêmio médio dos seguros e índices de sinistralidade nos municípios do Sul/Sudoeste do estado de Minas Gerais. Por meio desses métodos, foi possível detectar a presença de dependência espacial na variável prêmio médio de seguro de automóveis, em que, a maioria dos municípios apresentou similaridade com seus vizinhos. No entanto, com relação aos principais fatores de sinistros de automóveis, os métodos não detectaram a presença de dependência espacial e, portanto, levando à conclusão de que a ocorrência de sinistralidade em um município não afeta a ocorrência de sinistros nos municípios vizinhos. Esses métodos também permitiram identificar quais as áreas que apresentam maiores riscos de ocorrência de sinistros de automóveis e, portanto, apresentam maiores riscos para as seguradoras. Mesmo havendo uma relação positiva entre os índices de sinistros e o valor do prêmio, os modelos de regressão linear clássico e com efeitos espaciais se mostraram ineficazes para explicar o prêmio médio dos seguros de automóveis cobrados pelas seguradoras nos municípios do Sul/Sudoeste do estado de Minas Gerais.

REFERÊNCIAS

- AKAIKE, H. A new look at the statistical model identification. **IEEE Transactions on Automatic Control**, Minato-Ku, v. 19, n. 6, p. 716-723, 1974.
- ANDRADE, E.; DANNA, L. C.; SILVA, P. C. F. Mapeamento de perigos e riscos de inundação no município de Aparecida, São Paulo. **Anuário do Instituto de Geociências**, Rio de Janeiro, v. 35, p. 28-42, 2012.
- ANSELIN, L. **Spatial econometric: methods and models**. Dordrecht: Kluwer Academic, 1988. 284 p.
- ANSELIN, L. **Spatial econometrics**. Dallas: University of Texas, 1999. 30 p.
- ASSUNÇÃO, R. M. **Estatística espacial com aplicações em epidemiologia, economia, sociologia**. São Carlos: Associação Brasileira de Estatística, 2001. 131 p.
- AZEVEDO, G. H. W. **Seguros, matemática atuarial e financeira: uma abordagem introdutória**. São Paulo: Saraiva, 2008. 307 p.
- BAILEY, T. C.; GATRELL, A. C. **Interactive spatial data analysis**. Essex: Longman Scientific, 1995. 413 p.
- BELTRÃO, K. I. et al. **Mercado segurador em Minas Gerais: potencial de crescimento**. Rio de Janeiro: FUNENSEG, 2013. 136 p.
- BIVAND, R. **Spdep: spatial dependence: weighting schemes, statistics and models**. R Package Version 0.5-74. Disponível em: <<http://CRAN.R-project.org/package=spdep>>. Acesso em: 10 maio 2014.
- BRASIL. **Decreto-Lei nº 73**, de 21 de novembro de 1966. Dispõe

sobre o Sistema Nacional de Seguros Privados, regula as operações de seguros e resseguros e dá outras providências. Brasília, 1996.

Disponível em:

<http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/decreto-lei/del0073.htm>.

Acesso em: 10 nov. 2014.

CÂMARA, G. et al. **Análise espacial de dados geográficos**. São José dos Campos: INPE, 2001. 209 p.

CHARNET, R. et al. **Análise de modelo de regressão linear**. São Paulo: UNICAMP, 1999. 356 p.

CLIFF, A. D.; ORD, J. K. **Spatial processes: models and applications**. London: Pion, 1981. 266 p.

COSTA, H. B.; ALVES, K.; KYERNE, I. Distribuição espacial dos acidentes de trânsito no centro da cidade de Teresina, PI em 2010: identificação de tendência através da técnica de elipse de desvio padrão. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE CIÊNCIA GEODÉSICAS E TECNOLOGIAS DA GEOINFORMAÇÃO, 4., 2012, Recife. **Anais...** Recife: UFPE, 2012. p. 1-7.

DRAPER, N. R.; SMITH, H. **Applied regression analysis**. New York: J. Wiley, 1998. 706 p.

DRUCK, S. et al. **Análise espacial de dados geográficos**. Brasília: EMBRAPA, 2004. 208 p.

FERREIRA, W. J. **Noções gerais do seguro**. Rio de Janeiro: IRB, 1985. 789 p. (Coleção Introdução à Ciência Atuarial).

FREITAS, M. A. L. Modelo logístico aplicado ao mercado de seguros de auto no Brasil: cálculo da probabilidade de sinistros. **Revista Indicadores Econômicos FEE**, Porto Alegre, v. 37, n. 3, 2009.

GEOMINAS. **Geoprocessamento em Minas Gerais**. Belo Horizonte, 2013. Disponível em: <<http://www.geominas.mg.gov.br>>. Acesso em:

10 out. 2014.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA.
Disponível em: <<http://www.ibge.gov.br>>. Acesso em: 4 out. 2013.

KREMPI, A. P. **Explorando recursos de estatística espacial para análise da acessibilidade na cidade de Bauru**. 2004. 94 p.
Dissertação (Mestrado em Engenharia Civil) - Universidade de São Paulo, São Paulo, 2004.

LANDIM, P. M. B. **Análise estatística de dados geográficos**. São Paulo: UNES, 1998. 266 p.

LIMA FILHO, D. N. **O mercado de seguros de automóveis: a influência do perfil do consumidor na formação do preço**. 2002. 63 p.
Monografia (Graduação em Ciências Econômicas) - Universidade Federal da Bahia, Salvador, 2002.

MARCUZZO, F. F. N.; MELO, D. C. R.; ROCHA, H. M. Distribuição espaço-temporal e sazonalidade das chuvas no Estado do Mato Grosso. **Revista Brasileira de Recursos Hídricos**, Porto Alegre, v. 16, n. 4, p. 157-167, 2011.

OLIVEIRA, C. A. Análise espacial da criminalidade no Rio Grande do Sul. **Revista de Economia**, Curitiba, v. 34, n. 3, p. 35-60, 2008.

OLIVEIRA, L. G. L. et al. Anomalias térmicas de centro urbanos e ocorrência de granizo na zona leste de São Paulo: estudo de caso. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE METEOROLOGIA, 14., 2006, Florianópolis. **Anais...** Florianópolis: CBMET, 2006. Disponível em: <<http://www.cbmet.com/cbmfiles/145f4c16f59a14eb22c3c91637b40e3dd2.pdf>>. Acesso em: 10 nov. 2014.

OZAKI, V. Análise espacial da produtividade agrícola no Estado do Paraná: implicações para o seguro agrícola. **Revista de Economia e Sociologia Rural**, Brasília, v. 46, n. 3, p. 869-886, 2008.

PEIXOTO, B. T.; MORO, S.; ANDRADE, M. V. **Criminalidade na região Metropolitana de Belo Horizonte**: uma análise espacial. Belo Horizonte: CEDEPLAR/FACE/UFMG, 2004. Disponível em: <<http://www.cedeplar.ufmg.br/diamantina2004/textos/D04A016.PDF>>. Acesso em: 10 mar. 2014.

PITA, R.; DOMINGUES, A. **Seguro de automóvel**. Rio de Janeiro: FUNENSEG, 2011. 224 p.

QUEIROZ, M. P. **Análise espacial dos acidentes de trânsito do município de Fortaleza**. 2003. 124 p. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Transportes) - Universidade Federal do Ceará, Fortaleza, 2003.

QUEIROZ, M. P.; SILVA, F. G. F.; ARAÚJO, C. E. F. Análise espacial exploratória de roubos de cargas em rodovias Federais no Estado de Minas Gerais. **Revista Brasileira de Risco e Seguro**, Rio de Janeiro, v. 4, n. 8, p. 129-144, 2009.

R CORE TEAM. **R**: a language and environment for statistical computing. Disponível em: <<http://www.R-project.org>>. Acesso em: 10 fev. 2014.

ROCHA, L. S.; FERNANDES, V. O.; LUSTOSA, P. B. Análise espacial através do estimador de intensidade Kernel para as áreas sujeitas a riscos hidrológicos no município de Salvador, BA. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE CATOGRAFIA, 25., 2011, Curitiba. **Anais...** Salvador: UFBA, 2011. Disponível em: <<http://www.meau.ufba.br/site/artigos/analise-espacial-atraves-do-estimador-de-intensidade-kernel-para-areas-sujeitas-riscos-hidro>>. Acesso em: 10 nov. 2014.

RODRIGUES, S. C. A. **Modelo de regressão linear e suas aplicações**. 2012. 78 p. Dissertação (Mestrado em Matemática) - Universidade da Beira Interior, Covilhã, 2012.

SANTOS, L.; RAIÁ-JUNIOR, A. A. Análise espacial de dados geográficos: a utilização da Exploratory Spatial Data Analysis - ESDA para identificação de áreas críticas de acidentes de trânsito no município de São Carlos, SP. **Sociedade & Natureza**, Uberlândia, v.18, n.35, p. 97-107, 2006.

SILVA, A. R. **Avaliação de modelos de regressão espacial para análise do cenário de transporte rodoviário de carga**. 2006. 125 p. Dissertação (Mestrado em Transporte) - Universidade de Brasília, Brasília, 2006.

SILVA, L. P.; SANTOS, C. A. G. Análise espacial dos riscos de erosão e inundação na Bacia do Rio Cuiá. **Revista Brasileira de Recursos Hídricos**, Porto Alegre, v. 15, n. 3, p. 21-32, 2010.

SILVA, N. C. N. **Análise de dados de área aplicada a dois indicadores econômicos de mesorregiões do estado de Minas Gerais**. 2010. 104 p. Dissertação (Mestrado em Estatística e Experimentação Agrícola) - Universidade Federal de Lavras, Lavras, 2010.

SIQUEIRA, A. C. T. **A histórica dos seguros no Brasil**. Rio de Janeiro: COP, 2008. 436 p.

SOUZA, R. et al. Análise espacial dos acidentes de trânsito com vítimas fatais: comparação entre local de residência e de ocorrência do acidente no Rio de Janeiro. **Revista Brasileira de Estudos de População**, Manguinhos, v. 25, n. 2, p. 353-364, 2008.

SUPERINTENDÊNCIA DE SEGUROS PRIVADOS. **Autoseg**. Disponível em: <<http://www.susep.gov.br>>. Acesso em: 2 out. 2013.

TEIXEIRA, F. J.; SCALON, J. D. Análise espacial do prêmio médio do seguro de automóvel em Minas Gerais. **Revista da Estatística da Universidade Federal de Ouro Preto**, Ouro Preto, v. 3, n. 3, p.154-158, 2014.

TUDO SOBRE SEGUROS. Disponível em:

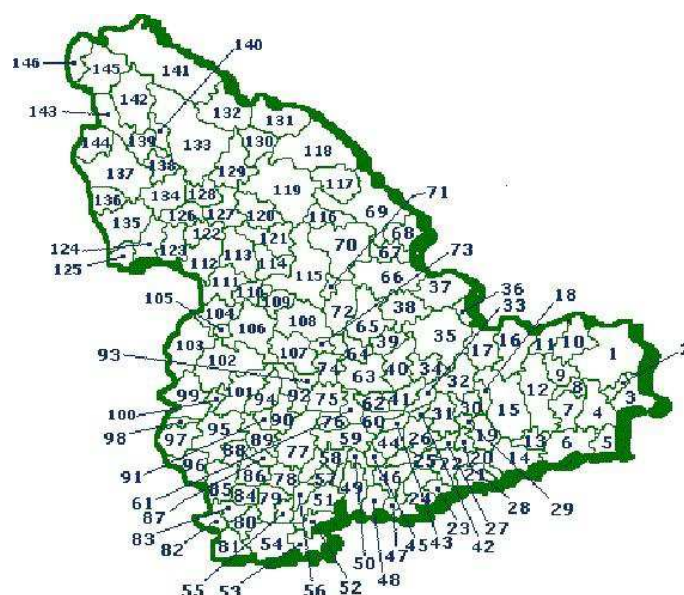
<<http://www.tudosobreseguros.org.br/sws/portal/pagina.php?l=163>>.

Acesso em: 4 set. 2013.

WALLER, L. A.; GOTWAY, C. A. **Applied spatial statistics for public health data**. Hoboken: J. Wiley, 2004. 518 p. (Wiley Series in Probability and Statistic).

WIKIPÉDIA. Disponível em: <<http://pt.wikipedia.org>>. Acesso em: 5 dez. 2014.

ANEXO A – Mapa e informações analisadas nos municípios da mesorregião do Sul/Sudoeste de Minas Gerais



Numeração	Municípios	Valor do Prêmio médio	Índice de sinistralidade por Roubo ou Incêndio	Índice de sinistralidade por Colisão
1	Andrelândia	915	0,0036	0,0841
2	Arantina	1106	0,0039	0,0538
3	Bom Jardim de Minas	1057	0,0042	0,0793

Numeração	Municípios	Valor do Prêmio médio	Índice de sinistralidade por Roubo ou Incêndio	Índice de sinistralidade por Colisão
4	Liberdade	1224	0,0050	0,0551
5	Passa-Vinte	1088	0,0043	0,0800
6	Bocaina de Minas	1130	0,0060	0,0697
7	Carvalhos	1467	0,0033	0,0650
8	Seritinga	871	0,0035	0,0652
9	Serranos	950	0,0034	0,0651
10	São Vicente de Minas	1123	0,0054	0,0533
11	Minduri	1164	0,0095	0,1019
12	Aiuruoca	1052	0,0038	0,0689
13	Alagoa	1089	0,0054	0,0579
14	Itamonte	1393	0,0030	0,0616
15	Baependi	1028	0,0029	0,0757
16	Cruzília	1071	0,0040	0,0717
17	São Thomé das Letras	1190	0,0043	0,1192
18	Caxambu	1004	0,0029	0,0454
19	Pouso Alto	1086	0,0050	0,0633
20	Itanhandu	1163	0,0024	0,0841
21	Passa Quatro	1082	0,0050	0,0613
22	Virgínia	1239	0,0032	0,0683
23	Marmelópolis	882	0,0050	0,0500
24	Delfim Moreira	1247	0,0061	0,0703
25	Maria da Fé	1234	0,0033	0,0529
26	Cristina	929	0,0043	0,0591
27	Dom Viçoso	777	0,0040	0,0651
28	São Sebastião do Rio Verde	1746	0,0065	0,0577
29	São Lourenço	1127	0,0069	0,2354
30	Soledade de Minas	966	0,0029	0,0527

Numeração	Municípios	Valor do Prêmio médio	Índice de sinistralidade por Roubo ou Incêndio	Índice de sinistralidade por Colisão
31	Carmo de Minas	819	0,0065	0,0531
32	Conceição do Rio Verde	1048	0,0035	0,0961
33	Jesuânia	921	0,0037	0,0737
34	Cambuquira	846	0,0038	0,0586
35	Três Corações	1046	0,0031	0,0618
36	São Bento Abade	919	0,0054	0,0495
37	Carmo da Cachoeira	1120	0,0041	0,0592
38	Varginha	994	0,0037	0,0676
39	Monsenhor Paulo	1514	0,0034	0,0643
40	Campanha	1064	0,0034	0,0662
41	Lambari	927	0,0034	0,0603
42	Olímpio Noronha	991	0,0059	0,0618
43	Conceição das Pedras	1637	0,0052	0,0733
44	Pedralva	1016	0,0024	0,0699
45	São José do Alegre	1096	0,0047	0,0464
46	Itajubá	974	0,0038	0,0723
47	Wenceslau Braz	1272	0,0043	0,0728
48	Piranguçu	2533	0,0052	0,0834
49	Brasópolis	869	0,0020	0,0446
50	Piranguinho	1068	0,0050	0,0576
51	Paraisópolis	1524	0,0052	0,0709
52	Gonçalves	915	0,0060	0,0545
53	Sapucaí-Mirim	1092	0,0032	0,0934
54	Camanducaia	1262	0,0054	0,0726

Numeração	Municípios	Valor do Prêmio médio	Índice de sinistralidade por Roubo ou Incêndio	Índice de sinistralidade por Colisão
55	Córrego do Bom Jesus	1047	0,0051	0,0830
56	Consolação	1292	0,0036	0,0598
57	Conceição dos Ouros	1025	0,0038	0,0650
58	Cachoeira de Minas	912	0,0048	0,0571
59	Santa Rita do Sapucaí	991	0,0040	0,0618
60	Natércia	988	0,0033	0,0650
61	Careaçu	997	0,0055	0,0630
62	Heliódora	958	0,0039	0,0655
63	São Gonçalo do Sapucaí	1094	0,0030	0,0564
64	Cordislândia	812	0,0049	0,0639
65	Elói Mendes	1085	0,0037	0,0853
66	Três Pontas	1061	0,0029	0,0792
67	Santana da Vargem	1554	0,0032	0,0574
68	Coqueiral	1062	0,0038	0,0596
69	Boa Esperança	998	0,0040	0,0704
70	Campos Gerais	1035	0,0036	0,0703
71	Fama	990	0,0073	0,0691
72	Paraguaçu	1018	0,0045	0,0404
73	Carvalhópolis	933	0,0037	0,0754
74	Turvolândia	1380	0,0082	0,0847
75	Silvianópolis	1014	0,0023	0,0474
76	São Sebastião da Bela Vista	1099	0,0022	0,0838
77	Pouso Alegre	1042	0,0027	0,0800
78	Estiva	1218	0,0042	0,0726

Numeração	Municípios	Valor do Prêmio médio	Índice de sinistralidade por Roubo ou Incêndio	Índice de sinistralidade por Colisão
79	Cambuí	1094	0,0056	0,0622
80	Itapeva	1297	0,0040	0,0706
81	Extrema	965	0,0040	0,0577
82	Toledo	1199	0,0033	0,0526
83	Munhoz	1240	0,0035	0,0848
84	Senador Amaral	1321	0,0037	0,0792
85	Bueno Brandão	1261	0,0041	0,0756
86	Bom Repouso	1898	0,0037	0,0643
87	Tocos do Moji	1567	0,0041	0,0804
88	Inconfidentes	1015	0,0038	0,0481
89	Borda da Mata	1585	0,0042	0,0468
90	Congonhal	1489	0,0038	0,0570
91	Senador José Bento	1273	0,0031	0,0975
92	Espírito Santo do Dourado	1366	0,0021	0,0498
93	São João da Mata	1699	0,0057	0,0808
94	Ipuiúna	1766	0,0040	0,0703
95	Ouro Fino	871	0,0042	0,0589
96	Monte Sião	969	0,0037	0,0513
97	Jacutinga	883	0,0036	0,0468
98	Albertina	903	0,0043	0,0603
99	Andradas	974	0,0042	0,0755
100	Ibityúra de Minas	1171	0,0031	0,0703
101	Santa Rita de Caldas	1471	0,0059	0,0641
102	Caldas	1182	0,0046	0,0650

Numeração	Municípios	Valor do Prêmio médio	Índice de sinistralidade por Roubo ou Incêndio	Índice de sinistralidade por Colisão
103	Poços de Caldas	1027	0,0038	0,0628
104	Botelhos	924	0,0038	0,0636
105	Bandeira do Sul	1263	0,0028	0,0661
106	Campestre	1397	0,0043	0,0728
107	Poço Fundo	1037	0,0034	0,0687
108	Machado	1148	0,0063	0,0563
109	Serrania	1191	0,0029	0,0698
110	Divisa Nova	732	0,0041	0,0699
111	Cabo Verde	829	0,0055	0,0574
112	Muzambinho	1019	0,0039	0,0677
113	Monte Belo	906	0,0045	0,0759
114	Areado	895	0,0036	0,0719
115	Alfenas	1024	0,0037	0,0544
116	Campo do Meio	1123	0,0060	0,0580
117	Ilícinea	1153	0,0031	0,0480
118	Guapé	1081	0,0051	0,1345
119	Carmo do Rio Claro	1049	0,0037	0,0478
120	Conceição da Aparecida	898	0,0036	0,0459
121	Alterosa	840	0,0027	0,0497
122	Juruáia	1058	0,0039	0,0671
123	Guaxupé	909	0,0032	0,0802
124	Guaranésia	938	0,0035	0,0599
125	Arceburgo	814	0,0050	0,0573
126	São Pedro da União	945	0,0028	0,0684
127	Nova Resende	1024	0,0041	0,0807
128	Bom Jesus da Penha	630	0,0039	0,0693
129	Alpinópolis	992	0,0038	0,0626

Numeração	Municípios	Valor do Prêmio médio	Índice de sinistralidade por Roubo ou Incêndio	Índice de sinistralidade por Colisão
130	São José da Barra	1067	0,0039	0,0678
131	Capitólio	1289	0,0039	0,0563
132	São João Batista do Glória	908	0,0036	0,0717
133	Passos	998	0,0028	0,0711
134	Jacuí	1070	0,0033	0,0848
135	Monte Santo de Minas	754	0,0090	0,0627
136	Itamogi	970	0,0039	0,0732
137	São Sebastião do Paraíso	1231	0,0072	0,0869
138	Fortaleza de Minas	1049	0,0057	0,0511
139	Pratápolis	898	0,0040	0,0473
140	Itaú de Minas	1233	0,0019	0,0746
141	Delfinópolis	1267	0,0036	0,0684
142	Cássia	1038	0,0040	0,0640
143	Capetinga	918	0,0046	0,0819
144	São Tomás de Aquino	1245	0,0027	0,0744
145	Ibiraci	1053	0,0032	0,0832
146	Claraval	1557	0,0030	0,0636