

UNIVERSIDADE FEDERAL DE UBERLÂNDIA
INSTITUTO DE GEOGRAFIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM GEOGRAFIA
ÁREA DE CONCENTRAÇÃO GEOGRAFIA E GESTÃO DO TERRITÓRIO

ANÁLISE DA CONTINUIDADE ESPACIAL DO
COMPORTAMENTO DA PRECIPITAÇÃO EM ÁREA QUE
ENGLoba AS MESORREGIÕES DO TRIÂNGULO
MINEIRO/ALTO PARANAÍBA – MINAS GERAIS E SUL
GOIANO – GOIÁS

LUCAS RAFAEL TIAGO SILVA

UBERLÂNDIA/MG

2019

LUCAS RAFAEL TIAGO SILVA

**ANÁLISE DA CONTINUIDADE ESPACIAL DO
COMPORTAMENTO DA PRECIPITAÇÃO EM ÁREA QUE
ENGLoba AS MESORREGIÕES DO TRIÂNGULO
MINEIRO/ALTO PARANAÍBA – MINAS GERAIS E SUL
GOIANO – GOIÁS**

Dissertação de Mestrado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Geografia da Universidade Federal de Uberlândia, como requisito parcial à obtenção do título de mestre em Geografia.

Área de Concentração: Geografia e Gestão do Território.

Orientador: Prof. Dr. Luiz Antônio de Oliveira

Uberlândia/MG

INSTITUTO DE GEOGRAFIA

2019

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP)
Sistema de Bibliotecas da UFU, MG, Brasil.

S586a
2019 Silva, Lucas Rafael Tiago, 1992-
Análise da continuidade espacial do comportamento da precipitação em área que engloba as mesorregiões do Triângulo Mineiro/Alto Paranaíba - Minas Gerais e Sul goiano - Goiás [recurso eletrônico] / Lucas Rafael Tiago Silva. - 2019.

Orientador: Luiz Antônio de Oliveira.
Dissertação (mestrado) - Universidade Federal de Uberlândia, Programa de Pós-Graduação em Geografia.

Modo de acesso: Internet.

Disponível em: <http://dx.doi.org/10.14393/ufu.di.2019.612>

Inclui bibliografia.

Inclui ilustrações.

1. Geografia. 2. Precipitação (Meteorologia) - Triângulo Mineiro/Alto Paranaíba (MG : Mesorregião). 3. Precipitação (Meteorologia) - Sul goiano (GO : Mesorregião). 4. Precipitação (Meteorologia) - Estimativas. I. Oliveira, Luiz Antônio de, 1967- (Orient.) II. Universidade Federal de Uberlândia. Programa de Pós-Graduação em Geografia. III. Título.

CDU: 910.1

Gerlaine Araújo Silva - CRB-6/1408



UNIVERSIDADE FEDERAL DE UBERLÂNDIA

Programa de Pós-Graduação em Geografia

IG

LUCAS RAFAEL TIAGO SILVA

ANÁLISE DA CONTINUIDADE ESPACIAL DO
COMPORTAMENTO DA PRECIPITAÇÃO EM ÁREA QUE
ENGLoba AS MESORREGIÕES DO TRIÂNGULO MINEIRO/ALTO
PARANAÍBA – MINAS GERAIS E SUL GOIANO - GOIÁS

Professor Dr. Luiz Antônio de Oliveira - UFU

Professora Dr^a. Gislaine Cristina Luiz - UFG

Professor Dr. Jorge Luiz Silva Brito – UFU

Data: ____ / ____ de ____

Resultado: _____

RESUMO

O objetivo deste trabalho é analisar a continuidade espacial das séries de médias pluviométricas anuais e das médias pluviométricas do período chuvoso, em área que engloba as mesorregiões do Triângulo Mineiro/Alto Paranaíba – Minas Gerais e do Sul Goiano – Goiás, bem como estimar valores de precipitação para os locais não amostrados na área de estudo. Foram utilizados dados mensais de precipitação de 52 postos pluviométricos, disponíveis no HidroWeb da Agência Nacional de Águas (ANA). No tratamento inicial, foi realizada organização e tabulação dos dados, afim de se extrair as médias pluviométricas. O tratamento geoestatístico foi realizado no software SGEMS/AR2GeMS, onde foram elaborados seis semivariogramas experimentais para cada período analisado, sendo que estes contêm respectivamente os seguintes intervalos de lag (h) 10km, 20km, 30km, 50km e 60km. Os semivariogramas foram modelados manualmente e os valores resultantes foram validados, sendo que os melhores ajustes para as médias anuais, foi o lag (h) de 20km com alcance de 84km e, para as médias do período chuvoso, foi o lag (h) de 60km com alcance de 250km. A krigagem ordinária e a krigagem indicativa foram realizadas utilizando os parâmetros ótimos ajustados no variográfico. A validação dos dados foi feita utilizando-se o método de validação cruzada, enquanto que os erros de estimação foram determinados pela krigagem ordinária. Os mapas e os dados resultantes da krigagem ordinária permitirão identificar em ambas as séries avaliadas que os maiores valores de precipitação, 1370mm a 1672mm, estão concentrados nas extremidades da área, porções leste e noroeste, enquanto que os valores mais baixos, 1154mm a 1369mm, situam-se numa faixa intermediária entre as duas porções. Na análise da validação e dos erros para série de médias anuais foram determinados erros de estimativas variando de -216mm a 217,3mm, com média de -1,99, para a série de médias do período chuvoso, foram determinados erros de estimativas variando de -225,3mm a 201,7mm, com média de 0,14. Pelo método de krigagem indicativa foram determinadas as probabilidades de desvio dos dados locais em torno do valor da mediana (sendo de 1452mm para a série de médias anuais e de 1325mm para as médias do período chuvoso), onde desvios positivos, de 65% e 100% respectivamente, foram determinados nas porções sudeste e noroeste e, de outro modo, desvios negativos de 0% e 55% situam-se na faixa intermediária entre estas duas regiões. Em ambos os métodos de krigagem, percebe-se que os extremos da área de estudo, porções sudeste e noroeste da área de estudo, concentram maiores alturas pluviométricas quando comparadas a porção intermediária ou central. Ainda como resultado do tratamento geoestatístico foram estimados valores de precipitação para 57 municípios que não dispõem de estações.

PALAVRAS-CHAVE: Geoestatística; Mesorregião do Sul Goiano; Mesorregião do Triângulo Mineiro/Alto Paranaíba; Krigagem; Estimação de valores de precipitação.

ABSTRACT

The aim of this work is to analyze the spatial continuity from the series of annual rainfall averages and the rainfall averages in the rainy season, in an area that includes the mesoregions of the Triângulo Mineiro/Alto Paranaíba - Minas Gerais and the Sul Goiano - Goiás, as well as estimating values of precipitation to the non-sampled sites in the study area. Monthly precipitation data of 52 pluviometric stations were used, available on HidroWeb from the National Water Agency (ANA). In the initial treatment, data were organized and tabulated in order to extract the pluviometric averages. The geostatistical treatment was performed in the SGEMS / AR2GeMS software, where six experimental semivariograms were elaborated for each analyzed period, which respectively contain the following intervals of lag (h) 10km, 20km, 30km, 50km and 60km. The semivariograms were manually modeled and the resulting values were validated, so that the best adjustments for the annual averages were the 20km lag (h) with 84km range and, for the rainy season averages, the 60km lag (h) with a 250km range. Ordinary kriging and indicative kriging were performed using the adjusted optimal parameters in the variographic. The data validation was done using the cross-validation method, while the estimation errors were determined by ordinary kriging. The maps and data resulting from ordinary kriging allowed us to identify in both evaluated series that the highest precipitation values, 1370mm to 1672mm, are concentrated at the area extremities, east and northwest portions, while the lowest values, 1154mm to 1369mm, are located in an intermediate range between the two portions. In the validation and errors analysis for series of annual averages, estimates errors were determined ranging from -216mm to 217.3mm, with an average of -1.99, for the series of averages in the rainy season, estimates errors were determined ranging from -225.3mm to 201.7mm, with an average of 0.14. Through the method of indicative kriging, the probability of local data deviation around the median value was set (1452mm for the series of annual averages and 1325mm for the rainy season averages), where higher deviations from 65% to 100% were set in the southeast and northwest portions and, otherwise, lower deviations, 0% and 55% are located in the intermediate range between these two regions. In both kriging methods, it was noticed that the extremes of the study area, the southeast and northwest portions, concentrate higher rainfall heights when compared to the intermediate or central portion. Also as a result of the geostatistical treatment, precipitation values were estimated for 57 municipalities that do not have stations.

KEY WORDS: Geostatistics; Mesoregion of the Sul Goiano; Mesoregion of the Triângulo Mineiro/Alto Paranaíba; Kriging; Estimation of precipitation values.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1: Mapa de localização da área de estudo.	13
Figura 2: Esquema de semivariograma com suas respectivas propriedades	29
Figura 3: Modelos de semivariogramas com patamar.....	30
Figura 4: Amostra hipotética de um conjunto de amostras.	34
Figura 5: Localização da área de estudo.....	43
Figura 6: Mapa de localização dos postos pluviométricos utilizados na pesquisa	49
Figura 7: Histograma da média dos totais anuais	55
Figura 8: Histograma das médias pluviométricas do período chuvoso.	57
Figura 9: Histograma das médias pluviométricas do período de estiagem.	59
Figura 10: Mapa de interpolação por krigagem ordinária da precipitação média anual.	76
Figura 11: Mapa do erro de estimação da validação cruzada referente a precipitação média anual.	78
Figura 12: Mapa de predição de krigagem ordinária da precipitação média anual do período chuvoso.....	82
Figura 13: Mapa do erro de estimação obtido por validação cruzada da precipitação média do período chuvoso.....	84
Figura 14: Mapa de predição de krigagem indicativa da precipitação média anual.....	89
Figura 15: Mapa de predição de krigagem indicativa da precipitação média do período chuvoso.....	91

LISTA DE GRÁFICOS

Gráfico 1: Semivariograma da média anual da precipitação utilizando um intervalo de distância de 10 km.	61
Gráfico 2: Semivariograma da média geral da precipitação utilizando um intervalo de distância de 20 km.	62
Gráfico 3: Semivariograma da média geral da precipitação utilizando um intervalo de distância de 30 km.	63
Gráfico 4: Semivariograma da média geral da precipitação utilizando um intervalo de distância de 40 km.	64
Gráfico 5: Semivariograma da média geral da precipitação utilizando um intervalo de distância de 50 km.	65

Gráfico 6: Semivariograma da média geral da precipitação utilizando um intervalo de distância de 60 km.	66
Gráfico 7: Semivariograma da média da precipitação do período chuvoso com intervalo de distância de 10 km.	67
Gráfico 8: Semivariograma da média da precipitação do período chuvoso com intervalo de distância de 20 km.	68
Gráfico 9: Semivariograma da média da precipitação do período chuvoso com intervalo de distância de 30 km.	69
Gráfico 10: Semivariograma da média da precipitação do período chuvoso com intervalo de distância de 40 km.	70
Gráfico 11: Semivariograma da média da precipitação do período chuvoso com intervalo de distância de 50 km.	71
Gráfico 12: Semivariograma da média da precipitação do período chuvoso com intervalo de distância de 60 km.	72

LISTA DE QUADROS

Quadro 1: Descrição dos postos pluviométricos utilizados na pesquisa	50
Quadro 2: Estatística descritiva (médias dos totais anuais de precipitação mm)	54
Quadro 3: Teste de confiabilidade da média dos dados, com intervalo de 95% da média dos totais anuais.	55
Quadro 4: Teste de Kolmogorov-Smirnov da média dos totais anuais.	55
Quadro 5: Estatística descritiva (médias anuais do período chuvoso em mm).	56
Quadro 6: Teste de confiabilidade da média dos dados com intervalo de 95% das médias do período chuvoso.....	56
Quadro 7: teste de Kolmogorov-Smirnov das médias do período chuvoso.	57
Quadro 8: Estatística descritiva (médias anuais do período de estiagem em mm)	58
Quadro 9: Teste de confiabilidade da média dos dados com intervalo de 95% do período de estiagem.....	58
Quadro 10: Teste de Kolmogorov-Smirnov das médias do período de estiagem.	58
Quadro 11: Média do erro de estimação para os seis intervalos de lag (h) testados.	60
Quadro 12: Valor real das amostras, valor estimado por krigagem ordinária, erro de estimação pela validação cruzada das médias anuais da série histórica.	73

Quadro 13: Valor observado das amostras, valor estimado por krigagem ordinária, erro de estimação pela validação cruzada da média geral do período chuvoso (outubro a abril).	80
Quadro 14: Predição de valores por krigagem ordinária para os municípios que compõem a área de estudo e não possuem postos pluviométricos.	86
Quadro 15: Predição de valores por krigagem indicativa para os municípios da área de estudo.	92

LISTA DE ANEXOS

Anexo 1: Média do erro de estimação a partir da quantidade de vizinhos próximo da média pluviométrica anual	104
Anexo 2: Média do erro de estimação a partir da quantidade de vizinhos próximo da média pluviométrica do período chuvoso	106

Sumário

RESUMO	4
ABSTRACT	5
LISTA DE FIGURAS.....	6
LISTA DE GRÁFICOS	6
LISTA DE QUADROS	7
LISTA DE ANEXOS	8
1 INTRODUÇÃO	10
1.1. Objetivo Geral.....	12
1.1.1. Objetivos específicos	12
1.2 – Justificativa	12
2 – REFERENCIAL TEÓRICO	15
2.1 – Aplicações de métodos geostatísticos à estudos de precipitação	18
2.2 – Variáveis Regionalizadas.....	21
2.3 - Estacionaridade	24
2.4 – Variograma ou Semivariograma.....	26
2.4.1 – Propriedades do semivariograma	28
2.4.2 – Principais Modelos de Semivariograma.....	30
2.4.2.1 – Modelo Esférico	31
2.4.2.2 – Modelo Exponencial.....	31
2.4.2.3 – Modelo Gaussiano	32
2.5 – Estimação em Geoestatística	32
2.6 – Krigagem	36
2.6.1 – Krigagem ordinária.....	37
2.6.2 – Krigagem Indicativa	39
2.7 – Validação	40
3 LOCALIZAÇÃO DA ÁREA DE ESTUDO	42
3.1 – Mesorregião do Sul Goiano - GO	44
3.2 – Mesorregião do Triângulo Mineiro/Alto Paranaíba - MG	45
4 PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS	47
4.1 – Obtenção e tratamento dos dados	47
4.2 – Tratamento Geoestatístico dos dados	51
4.2.1 – Semivariograma.....	52
4.2.2 – Krigagem	52
4.2.3 – Validação Cruzada.....	52
4.3 – Elaboração dos mapas finais.....	53
5 ANÁLISE DOS DADOS.....	54
5.1 – Estatística descritiva	54

5.2 – Semivariogramas experimentais	59
5.2.1 – Semivariogramas da média anual da precipitação.....	61
5.2.2 – Semivariogramas da média da precipitação do período chuvoso	66
5.3 – Krigagem ordinária.....	72
5.3.1 – Médias Pluviométricas Anuais	73
5.3.2 – Médias pluviométricas do período chuvoso.....	79
5.3.3 – Predição de valores para locais não amostrados.....	86
5.4 – Krigagem Indicativa	87
5.4.1 – Médias pluviométricas anuais	87
5.4.2 – Médias pluviométricas do período chuvoso.....	90
5.4.3 – Predição de valores para os municípios não amostrados	92
6 CONSIDERAÇÕES FINAIS	96
7 REFERÊNCIAS	99
8 ANEXOS.....	104

1 INTRODUÇÃO

O sistema climático é caracterizado pela interação de fluxos de radiação entre os componentes atmosfera, oceano, criosfera, litosfera e biosfera (Pereira e Wainer, 2015). Ainda de acordo com os autores, a compreensão do comportamento destes sistemas individualmente constitui tarefa complexa.

O Brasil por ser um país com dimensões continentais, possui uma grande diversidade climática, que decorre da associação de elementos atmosféricos e fatores geográficos como relevo, continentalidade, maritimidade, latitude, dentre outros.

O estudo dos fenômenos atmosféricos, compartilhados entre a Meteorologia e a Climatologia, é caracterizado por uma interface que, nas diversas fases da evolução das ciências, esteve presente em numerosas áreas do conhecimento. Mas, sem dúvida alguma é, também, no escopo da Geografia que se encontra terreno fértil para o seu desenvolvimento. (Sant'anna Neto, 2002)

O entendimento sobre o conceito de clima vem sendo estudado no decorrer do tempo e recebeu diversas definições de importantes pesquisadores da área. Para Sorre (1951), clima é um ambiente atmosférico, onde se analisa determinada série de estados atmosféricos que acontecem de maneira habitual, já para Monteiro (1976), o clima é definido pelo movimento sucessivo e constante dos estados da atmosfera no ambiente, sabendo-se que estes mesmos estados se repetirão regularmente. Enquanto que para Barry e Chorley (2013), a circulação geral da atmosfera é entendida como padrões de grande escala, ou seja, padrões mundiais de pressão e vento que acontecem durante todo o ano ou sazonalmente e, são estes padrões que vão determinar as zonas climáticas da Terra, assim como as condições de “tempo” das diversas regiões do planeta.

Dentre as variáveis climatológicas, a precipitação e a temperatura são as mais estudadas na geografia, pois estas são percebidas imediatamente pelos seres humanos, uma vez que, interfere no cotidiano dos mesmos, principalmente os eventos extremos e, segundo Marengo (2008), “(...) o Brasil é vulnerável às mudanças climáticas atuais e mais ainda às que

se projetam para o futuro, especialmente aos extremos climáticos.”, o que faz com que estas variáveis sejam importante objeto de estudo dentro da climatologia e também da geografia como um todo.

Devido ao caráter de imprevisibilidade e da variabilidade espaço-temporal de sua distribuição, a precipitação pluviométrica é sem dúvida o fator natural que mais afeta a produção agrícola de uma determinada região, principalmente em regiões de dimensões extensas e em faixas de transição climática (Simões, 1954).

Caramori et al. (1994) afirmam que a diversidade de condições climáticas de uma região associada a uma acentuada variabilidade espaço/temporal na distribuição dos elementos do clima dificulta o planejamento da exploração agrícola em razão do clima. Assim, a espacialização de dados de precipitação, de forma precisa, é essencial em sistemas que potencializam a produção agrícola (Gonçalves et al. 1998).

“Dentro do ciclo hidrológico, a precipitação consiste de uma variável de entrada, fundamental para o entendimento da dinâmica do meio físico.” (Mello e Silva, 2009). Deste modo, os mesmos ainda relacionam a importância do estudo do comportamento da precipitação para auxiliar o planejamento ambiental, geração de energia, manejo de culturas, dentre outros. Principalmente em condições tropicais.

Mello e Silva (2009) em seu trabalho intitulado “Modelagem estatística da precipitação mensal e anual e no período seco para o estado de Minas Gerais”, objetivaram ajustar modelos lineares para predição da precipitação média mensal (período úmido) e anual (período seco), baseando-se nas coordenadas geográficas e na altitude. Os mesmos, detectaram que os modelos apresentaram bons parâmetros estatísticos de validação, sendo que o modelo para o período seco, apresentou uma superestimava maior que a dos outros, demonstrando que outras variáveis associadas a aspectos topográficos, podem ser fundamentais para se chegar a valores mais precisos.

Na literatura é significativo o número de trabalhos que buscam relacionar, via regressão matemática, o comportamento da produtividade em função da precipitação pluviométrica, sendo que de modo geral, é alto o coeficiente de correlação entre as variáveis citadas (Segóvia et al. 1982).

O uso da geoestatística para estudos envolvendo precipitação vem sendo cada vez mais utilizados em diversas áreas da ciência. A geografia apresenta relativa quantidade de trabalhos com a temática, porém, ainda são poucos se comparados com as demais áreas da ciência que utilizam-se da mesma, o que aparenta ser um equívoco, uma vez que, o uso da mesma confere confiabilidade e veracidade ao estudo.

1.1. Objetivo Geral

Analisar a dependência espacial do comportamento da precipitação pluviométrica das séries das médias históricas anuais, bem como das médias históricas do período chuvoso (outubro a abril) da área que engloba parte das mesorregiões do Triângulo Mineiro/Alto Paranaíba -MG e do Sul Goiano - GO.

1.1.1. Objetivos específicos

- Analisar a dependência espacial da precipitação;
- Modelar a estrutura da dependência espacial;
- Analisar qualidade da validação e dos erros de estimação
- Analisar o comportamento da precipitação à partir dos dados gerados.

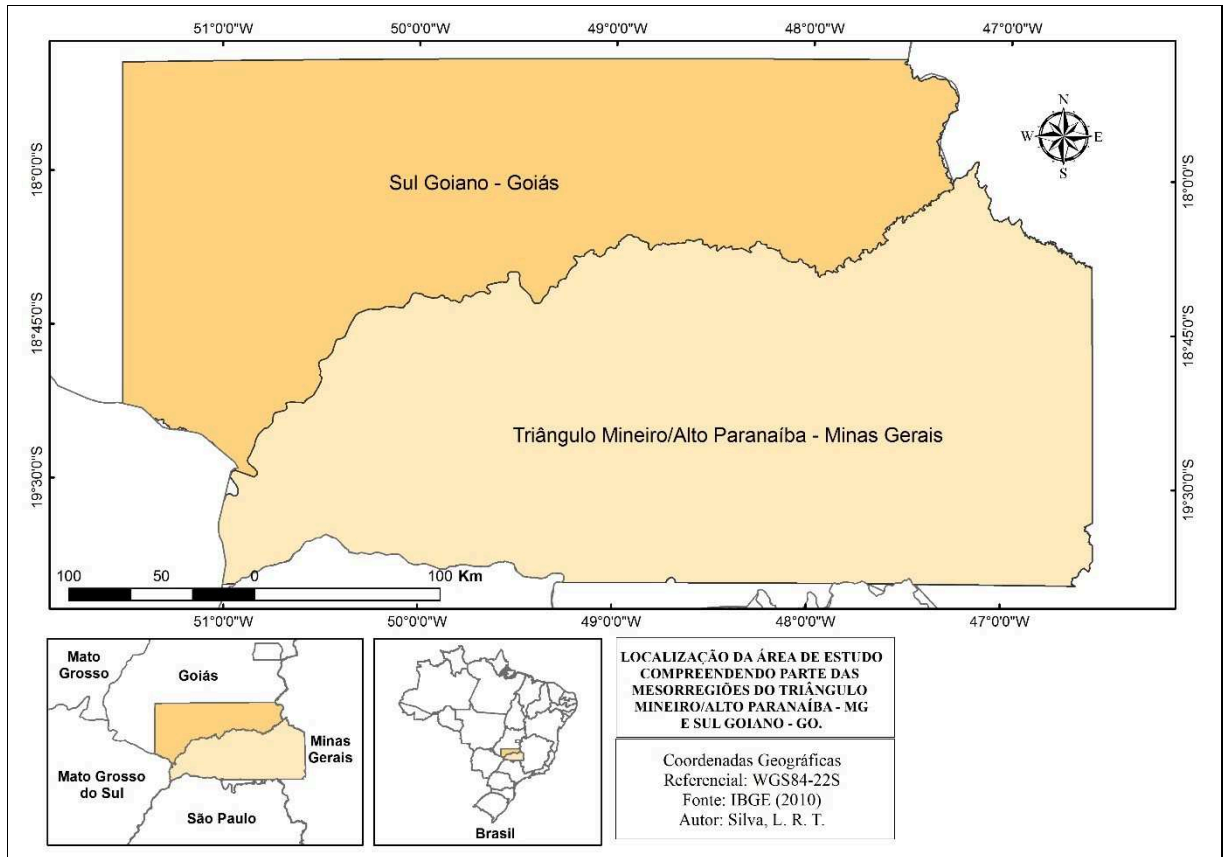
1.2 – Justificativa

As mesorregiões do Triângulo Mineiro/Alto Paranaíba – MG e Sul Goiano – GO, destacam-se como importantes produtoras de grãos, assim, o conhecimento acerca do comportamento da precipitação pluviométrica, quantidade e distribuição espaço-temporal é

essencial no planejamento da atividade agropecuária.

A figura 1 representa o mapa de localização da área de estudo.

Figura 1: Mapa de localização da área de estudo.



Org.: o autor (2019)

A agricultura é altamente dependente do clima, sofrendo interferências a partir das diversas variáveis climatológicas, como a precipitação, umidade relativa, radiação solar, dentre outras. Segundo Salati et al. (2004), é de se esperar que cenários de extremos climáticos se tornem cada vez mais presentes, como secas e inundações severas, o que afeta diretamente as culturas agrícolas, uma vez que a produtividade destas culturas está ligada ao comportamento de tais variáveis.

Para a produção de estudos e pesquisas sobre precipitação, a disponibilidade de dados climatológicos em quantidade e qualidade está condicionada a existência de uma ampla rede de estações meteorológicas equipadas com sensores de precisão e registros confiáveis, porém, esta condição esbarra nos altos custos financeiros de implementação e operação. Como

exemplo desta situação cita-se o desmantelamento da rede de estações convencionais integrantes da Organização Meteorológica Mundial (OMM) no Brasil.

Na região estudada, a disponibilidade de dados de precipitação é limitada, seja devido a qualidade dos registros, seja pela insuficiência de estações meteorológicas e, agrega-se ainda a isto, a dimensão da área. Para mitigar essa problemática, os métodos geoestatísticos surgem como opção de geração de dados estimados para os locais destituídos de medições diretas disponíveis e, ainda, permite o ajustamento de dados observados.

Dentre os vários métodos geoestatísticos existentes atualmente, o de Krigagem é o que mais se destaca, por ser o que mais minimiza o erro de estimativa.

2 – REFERENCIAL TEÓRICO

A estatística espacial é uma subárea da estatística que considera o atributo espacial associado ao dado, onde cada ponto ou dado possui um posicionamento com coordenada x , y definida. Assim, a análise espacial de dados vai mensurar propriedades e relacionamentos, levando em conta a localização espacial do fenômeno em estudo.

A geoestatística difere da denominada “estatística clássica” na forma de avaliar a variação dos dados. A estatística clássica supõe que as realizações das variáveis aleatórias são independentes entre si, ou seja, não há relação entre a variação e a distância entre os pontos de amostragem, enquanto a geoestatística considera existir uma dependência da variação com relação ao espaço de amostragem.

As operações matemáticas na análise espacial conduzem a modelos inferenciais que consideram o relacionamento espacial do fenômeno. Como resultado final da operacionalização da análise têm-se informações que permitem identificar a existência de observações atípicas, nos casos de outliers, distribuição das variáveis de análise, salientando porém, que o objetivo maior é a identificação da existência de padrões na distribuição espacial e, assim, optando-se pelo melhor modelo de ajuste à distribuição, explicar o fenômeno, Câmara et al (2002). Ainda de acordo com os autores, os tipos de dados em análise espacial representam superfícies contínuas que são estimadas a partir de um conjunto de amostras de campo, que podem estar regularmente ou irregularmente distribuídas. Sobre a mesma temática, Yamamoto e Landim (2013) descrevem que a aplicação da Geoestatística visa a caracterização espacial de uma variável de interesse por meio do estudo de sua distribuição e variabilidade espaciais, com determinação das incertezas associadas.

Para se efetuar estimativas em locais onde não foi realizada amostragem, é necessário ter um modelo do comportamento do fenômeno natural que deu origem às variáveis em

estudo. O conhecimento em detalhes do comportamento de fenômenos naturais, entretanto, é de difícil alcance. Caso houvesse um perfeito conhecimento dos processos físicos e/ou químicos que geraram os valores das variáveis, poder-se-ia, então, usar modelos determinísticos com um número pequeno de amostras, para se fazer estimativa. Isaaks e Srivastava (1989) descrevem que é necessário admitir alguma incerteza no comportamento dos fenômenos naturais entre locais espacialmente distintos de uma amostragem. A complexidade destes fenômenos, expressa numa suposta aleatoriedade dos dados que representam estes, refletem na verdade o desconhecimento da magnitude e das interações dos processos relacionados ao fenômeno natural. Assim, os modelos probabilísticos e suas funções aleatórias, surgem como uma alternativa consistente para modelar este comportamento (Sturaro, 2015).

O francês Georges Matheron foi o primeiro pesquisador a utilizar o termo Geoestatística e a noção de semivariograma. Segundo o mesmo, a Geoestatística pode ser entendida como sendo a aplicação do formalismo de funções aleatórias ao reconhecimento e à mensuração dos fenômenos ambientais. A escola norte-americana apoiava-se na estatística clássica juntamente com suas variáveis independentes, objetivando-se encontrar fenômenos sem correlação espacial, afim, de o trata-lo isoladamente. Já a escola sul-africana, considerava a existência de correlações espaciais e também do tamanho das amostras admitindo os problemas causados pelos erros de estimação, a escola francesa, que é posterior as duas anteriores, buscou integrar todo o conhecimento de suas antecessoras e corrigir seus problemas, dando mais formulismo matemático a seus estudos (Andriotti, 2003).

A geoestatística calcula estimativas dentro de um contexto regido por um fenômeno natural com distribuição no espaço e, desse modo, supõe que os valores variáveis, consideradas como regionalizadas, sejam espacialmente correlacionados. Devido a essa característica tem sido grande a sua aplicação principalmente para efetuar estimativas e/ou simulações de variáveis em locais não amostrados. (Landin; Sturaro, 2002)

No início, as aplicações no campo da Geoestatística concentravam-se apenas na

geologia, porém, com o passar do tempo, diversos outros campos de estudo passaram a utilizar a mesma, tais como a climatologia, geotecnia, hidrografia, pedologia, dentre outras. O termo geoestatística encontra-se consagrado no escopo da estatística aplicada “(...)que trata de problemas referentes às variáveis regionalizadas, as quais têm um comportamento espacial mostrando características intermediárias entre as variáveis verdadeiramente aleatórias e aquelas totalmente determinísticas.” (Yamamoto e Landin, 2013).

A Geoestatística objetiva a caracterização espacial de determinada variável de interesse através da compreensão de sua distribuição e variabilidade espacial, determinando suas incertezas associadas. “Compreender a distribuição espacial de dados oriundos de fenômenos ocorridos no espaço constitui hoje um grande desafio para a elucidação de questões centrais em diversas áreas do conhecimento, seja em saúde, em ambiente, em geologia, em agronomia, entre tantas outras.” (Câmera et al., 2004). Os mesmos autores ainda salientam que o enfoque da análise espacial está em estimar suas propriedades e seu relacionamento, levando-se primordialmente a localização do fenômeno como fator determinante para a pesquisa.

É esperado pela natureza que as variáveis climáticas apresentem dependência espacial. Assim, o tratamento estatístico a ser dado a elas, não pode ignorar este fato. A geoestatística se apresenta como importante método a ser usado nestas condições, pois as técnicas estatísticas que não consideram a dependência espacial falhariam nessas situações. (Zamboti, 2001)

Os aspectos relacionados ao banco de dados das ciências da terra tendem a ter um comportamento diferenciado se comparado com o banco de dados das demais ciências, uma vez que, estes encontram-se espacialmente posicionados. Os elementos ambientais, como solo, sedimentos, precipitação, contaminantes, dentre outros, vão apresentar determinada conectividade espacial ou interdependência espacial, ou seja, amostras que se encontram mais próximas costumam ter valores parecidos, correlacionados, enquanto que amostras espacialmente mais afastadas tendem a uma maior amplitude de seus valores, por não

apresentarem correlação.

Andriotti (2002) diz que “A Geoestatística utiliza os dados duas vezes: primeiramente para estimar a autocorrelação espacial e depois para fazer predições, estimativas.”, o mesmo relata que a Geoestatística pode ter diversos usos, como por exemplo, representar e modelizar padrões espaciais, por meio da variância; estabelecer valores para locais não amostrados através da interpolação de dados; determinar a autenticidade de valores estimados em locais não amostrados, usando a variância de krigagem, além de diversas outras aplicações. Para Zamboti (2001) “A detecção da estrutura de autocorrelação espacial em áreas experimentais pode permitir estimação mais eficiente dos contrastes entre tratamentos.”, sendo que a não consideração desta variabilidade espacial pode mascarar diferenças reais.

Segundo Legendre (1993), quando se tem autocorrelação nos dados analisados, pode-se ter duas opções a serem tomadas, a primeira seria desconsiderar a dependência espacial removendo amostras ou filtrando sua estrutura; e a segunda seria escolher outro método geoestatístico que considere em sua análise a autocorrelação espacial. O segundo método tende a ser mais satisfatório, sendo que, a dependência espacial tende a trazer mais veracidade a um trabalho geoestatístico.

Siqueira et al. (2007) diz que “A geoestatística tem como característica principal analisar a distribuição espacial e/ou temporal entre as observações, determinando, através do semivariograma, a distância ou período de dependência entre elas.”

2.1 – Aplicações de métodos geoestatísticos à estudos de precipitação

A geoestatística teve início com estudos geológicos, porém, nos dias atuais, diversas áreas já utilizam da mesma para dar mais confiabilidade e credibilidade a seus estudos, dentre estas, a pedologia e climatologia destacam-se.

A disponibilidade de dados pluviométricos no Brasil é bem restrita, onde na maioria das vezes esses dados serão inexistentes em determinadas regiões ou mesmo de acesso restrito

quando estes forem particulares. Sendo assim, o método de interpolação de dados faz-se útil, estimando valores para locais não amostrados (Mello et al. 2001).

Silva e Simões (2014) em estudo de comportamento de precipitação na Bacia Hidrográfica do Rio Paraíba do Sul, descrevem que a análise geoestatística por krigagem permitiu a observação da variabilidade temporal intra-anual e uma variação espacial significativa na precipitação da região analisada.

Vieira et al. (1991) desenvolveram o mapeamento da chuva máxima provável para o estado de São Paulo, através do modelo exponencial ajustado aos semivariogramas escalonados para períodos de retorno de 5, 10, 25, 50 e 100 anos. Na validação dos modelos, constataram que o número ideal de vizinhos era 16.

Vieira e Lombardi Neto (1995) descrevem inexistência de correlação linear significativa entre a altitude e as chuvas diárias máximas em estudo referente a variabilidade espacial do índice de erosão provocado pelas chuvas no estado de São Paulo. No referido trabalho, os autores subdividiram o ano em duas categorias, sendo considerado uma estação chuvosa e outra seca. Na estação chuvosa, ajustou-se o modelo esférico com alcance de 70 km, onde o patamar do variograma ficou bem definido e o efeito pepita baixo. Já para a estação seca, adequou-se o modelo exponencial, cujo alcance foi de 50 km, porém, o ajuste foi feito para os resíduos da tendência parabólica, uma vez que, o semivariograma para os dados originais apresentou crescimento sem limites e, o efeito pepita neste caso, foi maior do que no período chuvoso. Os autores salientam que o número de vizinhos em uma estimativa não ultrapasse 16, para que as hipóteses a respeito dos dados não sejam invalidadas.

Silva et al. (2003), analisaram a variabilidade temporal da precipitação mensal e anual no município de Uberaba – MG, onde a análise de variabilidade temporal foi feita por meio de semivariograma. Constatou-se certa tendência à normalidade nos meses correspondentes de outubro a março e assimetria no período de abril a setembro. Observou-se a presença do efeito

pepita puro, não se constatando dependência temporal.

Mello et al. (2003) utilizaram o método de krigagem e o inverso do quadrado da distância para interpolação dos parâmetros da equação de chuvas intensas. Onde objetivou-se comparar os dois métodos afim de estabelecer o melhor método de estimativas de dados para locais não amostrados. Constatou-se que ambos os métodos apresentaram boa precisão de estimativas, porém, o método de krigagem produziu menores erros médios, verificando melhorias consideráveis em especial para tempos de retorno e tempos de duração da precipitação, sugerindo este procedimento como o mais adequado a ser utilizado.

Mello et al. (2008) estudando a continuidade espacial de chuvas intensas no estado de Minas Gerais, objetivaram analisar modelos e métodos de modelagem do semivariograma que melhor se ajustassem as chuvas intensas com duração de 20, 60, 360 e 1440 minutos e tempos de retorno de 5, 50 e 100 anos. Foram testados os modelos esférico, exponencial e gaussiano pelos métodos de ajuste de Máxima Verossimilhança (MV) e Mínimos Quadrados Ponderados (MQP), onde seria escolhido o método com menor erro médio gerado pela validação cruzada. O modelo exponencial se sobressaiu em nove das doze situações analisadas, enquanto que referente aos métodos de ajuste, o MQP sobressaiu em todos os casos estudados. Deste modo, os autores sugerem que o modelo exponencial ajustado pelo método MQP como sendo o mais adequado para o mapeamento da chuva intensa para as condições do estado de Minas Gerais.

Carvalho et al. (2012) utilizaram interpoladores geoestatísticos na análise da distribuição espacial da precipitação anual e de sua relação com a altitude, objetivando-se quantificar a contribuição da variável auxiliar altitude, na estimativa da distribuição espacial da precipitação média anual no estado de São Paulo. A estatística do erro médio quadrático (QMD) foi utilizado em dois conjuntos de observações, um completo (1.027 estações) e outro reduzido (445 estações). Os autores relatam que o método de krigagem ordinária apresentou

desempenho 82 vezes mais preciso que o interpolador do quadrado da distância, quando o QMD foi utilizado como critério de comparação para o conjunto de dados completos, já para o conjunto de dados reduzidos, essa magnitude foi duas vezes maior.

Baú et al. (2018) quando da avaliação do comportamento espacial da precipitação na mesorregião oeste do estado do Paraná, aplicaram ferramentas de estatística clássica e geoestatística. A primeira foi utilizada nas séries mensais das referidas estações, usou-se o modelo probabilístico teórico chamado de modelo gama de distribuição de probabilidades, enquanto para a segunda, utilizou-se os valores de precipitação estimados no mesmo modelo. Foram desenvolvidos modelos experimentais de semivariogramas, representando a variabilidade da precipitação, onde, constatou-se que a distribuição espacial da precipitação sofreu variações de acordo com os níveis temporais e, o comportamento espacial da variável demonstrou semelhança em toda a série analisada. Percebeu-se que os menores valores pluviométricos foram registrados no setor noroeste-norte da mesorregião analisada.

2.2 – Variáveis Regionalizadas

Em modelos estatísticos de efeitos locais e globais, como a krigagem, cada posição desprovida de valor ou teor na superfície é estimada a partir da interpolação das amostras mais próximas, utilizando um estimador estatístico. Este procedimento é amplamente utilizado na modelagem de fenômenos naturais, por ser a melhor técnica de estimativa, sendo a mais efetiva na minimização do erro de estimação por interpolação (Camargo et al. 2002). A técnica de Krigagem relaciona-se a Teoria das Variáveis Regionalizadas desenvolvida pelo pesquisador francês Georges Matheron e seus colaboradores, sendo atualmente amplamente difundida e utilizada em diversas aplicações em geoestatística nos diversos segmentos do conhecimento.

Em tratamento geoestatístico, o resultado do processamento do semivariograma é que retornará a significância da continuidade espacial entre amostras dentro de um campo

experimental. No variograma, os parâmetros que melhor se ajustarem a um determinado modelo serão também utilizados na configuração da krigagem, resultando assim, na estimativa dos parâmetros com os quais os valores não amostrados são estimados por interpolação, permitindo a construção de mapas de isolinhas ou tridimensionais para exame e interpretação da variabilidade espacial, Vieira (2000); Carvalho et al. (2002). Em aplicações, uma melhor aproximação dos termos relacionados ao variograma experimental estará nas menores distâncias entre as células da grade de amostras e, o ajuste pode ser feito visualmente por tentativa ou então métodos de validação testando modelos pré-configurados, cuja linha de regressão melhor se ajusta aos dados, Journel e Huijbregts (1978). Sobre as funções matemáticas e o ajuste dos parâmetros variográficos, McBratney e Webster (1986), descrevem que estes são mencionados de forma subjetiva e que, de modo geral, os semivariogramas são estimados de forma visual. Outros métodos de ajuste sem subjetividade, também foram e estão sendo estudados, destacando-se os métodos dos mínimos quadrados ordinários e ponderados (Cressie, 1991).

As variáveis regionalizadas apresentam um aspecto aleatório, combinando variações imprevisíveis, e um aspecto estruturado, que são uma resposta da estruturação interna do processo representado pelo conjunto de dados em estudo, Andriotti (2002). O referido autor salienta ainda que a Geoestatística pode ser vista como um uso prático da Teoria das Variáveis Regionalizadas e podem ainda ser divididas em três grupos: as estacionárias, que são totalmente constantes por translação; as estacionárias de segunda ordem, que é expressa quando a média e a covariância são constantes por translação e as Intrínsecas, que ocorrem quando a média e a covariância dos crescimentos são constantes por translação.

É possível citar como exemplo de Variáveis Regionalizadas o teor de determinado elemento, a precipitação pluviométrica, a espessura de uma camada rochosa, a densidade populacional, etc. Onde quase todas as variáveis quantitativas que se trabalha na ciência da

terra pode englobar as Variáveis Regionalizadas.

A teoria das variáveis regionalizadas estima que a variação de determinada variável pode ser descrita pela soma de três componentes, estes sendo: (a) uma componente estrutural conjunta a um valor médio constante ou uma tendência; (b) uma componente aleatória, devendo estar espacialmente correlacionada; e (c) um ruído aleatório ou erro residual (Burrough, 1987).

De acordo com Clark (1979), as amostras que estiverem mais próximas tendem a compreender valores mais semelhantes que as amostras que se encontram mais afastadas espacialmente, deste modo, muitos dos métodos estatísticos que não levem em consideração a localização espacial, tendem a não ser apropriados para determinadas pesquisas, onde a dependência espacial exerce seu domínio.

Para a construção de superfícies que estimam o fenômeno de forma efetiva, é de suma importância considerar sua variabilidade espacial, pois modelos de interpolação tendem a gerar sua superfície a partir da variável em estudo, combinando-a com sua variabilidade, seja em pequena ou grande escala. Neste modelo, destacam-se três abordagens gerais, que são: (a) modelos determinísticos de efeitos locais; (b) modelos determinísticos de efeitos globais; (c) modelos estatísticos de efeitos locais e globais, conhecido como krigagem. Salienta-se que todos estes estimadores, apresentam-se de forma a não ser tendenciosos e, assim, diminuindo seus erros inferenciais (Camargo et al., 2004)

Um método simples a ser utilizado afim de se gerar uma superfície bidimensional a partir de amostras pontuais é ajustar uma função sobre as amostras estudadas, compondo uma superfície onde o valor será proporcional à local intensidade das amostras. Como por exemplo os interpoladores que estimarão as variações a partir dos vizinhos mais próximos, da média simples ou da média ponderada, nos três casos será considerado a influência dos pontos a serem interpolados. (Camargo et al., 2004)

Em relação ao efeito proporcional tem-se que em áreas onde encontra-se uma alta variabilidade de dados, estes tendem a ser menos confiáveis do que aqueles que se encontram em uma área de baixa variabilidade, uma vez que, alterações na variabilidade local podem comprometer diretamente a confiabilidade das estimativas. Assim, a variabilidade local é normalmente relacionada com a magnitude dos valores locais, onde um gráfico da média contra o desvio padrão irá reportar o efeito proporcional e, o mesmo, pode ser usado para estabelecer intervalos de confiança para estimativas locais.

Quando a variância é a mesma em uma série de pontos, tem-se em termos estatísticos que ela é homocedástico, pois não há variação no espaço da variância, sendo a mesma homogênea em todo o terreno. De outro modo, se a variância for heterogênea, pode-se dizer estatisticamente que a mesma é heterocedástico, o que pode proporcionar que em zonas de alta variabilidade de variância, os dados vão ser menos confiáveis. Sendo assim, em aplicações ambientais é comum haver mudanças nas características de dispersão ou de variabilidade, demonstrando que a variância não é homogênea em toda área de abrangência da pesquisa.

2.3 - Estacionaridade

Quando se trabalha com amostras que contêm coordenadas geográficas definidas, tem-se apenas uma realização da função aleatória, deste modo, para estimar valores para locais não amostrados é preciso introduzir restrições de estacionaridade estatística (Faria, 2013).

Segundo Vieira (2000), a existência de estacionaridade permite que o procedimento pode ser repetido ainda que as amostras sejam coletadas em lugares distintos, uma vez que as mesmas possuem a uma mesma população com os mesmos momentos estatísticos.

Existem três hipóteses de estacionaridade de determinada função aleatória, sendo estas respectivamente: hipótese de estacionaridade de 1ª ordem, hipótese de estacionaridade de 2ª ordem e hipótese intrínseca. Abaixo será definido os conceitos de estacionaridade de 1ª e 2ª ordem.

A função aleatória $Z(x)$ é considerada como estacionária de 1ª ordem quando seu valor esperado é o mesmo para toda a área de estudo, deste modo, constata-se que a componente determinística $m(x)$, é constante, não havendo tendência na região analisada. Assim, $m(x)$ é igual ao valor esperado da variável aleatória Z na posição x , onde a diferença média entre os valores observados em, x e $x+h$, separados por um vetor de direção h será nulo (Farias, 2013).

$$E[Z(x) - Z(x + h)] = 0 \quad \text{ou} \quad E[Z(x + h)] = m(x) = m \quad (1)$$

Na estacionaridade de 2ª ordem, o que condiz é que para cada determinada variável aleatória, a função de covariância exista e seja dependente da distância h . Sendo assim, considera-se também a estacionaridade da covariância entre dois pares aleatórios $Z(x)$ e $Z(x + h)$, separados pelo vetor distância h , existe e depende somente de h . Deste modo:

$$C(h) = \text{Cov}[Z(x), Z(x + h)] = E[Z(x) \cdot Z(x + h)] - m^2, \quad \forall x; \quad (2)$$

Sendo que a estacionaridade da covariância implica também na estacionaridade do variograma, denominada como função variograma ($2\gamma(h)$) definido por:

$$2\gamma(h) = E\{[Z(x) - Z(x + h)]^2\} \quad (3)$$

Assim, as considerações feitas até o momento resumem a hipótese de estacionaridade de 2ª ordem.

Segundo Vieira (2000), existem fenômenos físicos que apresentam dispersão infinita,

onde as hipóteses de estacionaridade de primeira e segunda ordem, sendo recomendado nestes casos que se utilize uma hipótese de estacionaridade menos restritiva, chamada de hipótese intrínseca.

Nestes casos, considera-se que $E[Z(x)] = m(x) = m, \forall x$ e que a variância das diferenças dependerá somente do vetor distância h , supondo $m(x)$ ser constante a variação local das amostras será caracterizado pelo variograma $2\gamma(h)$ (Faria, 2013):

$$\text{Var}[Z(x) - Z(x+h)] = E\{[Z(x) - Z(x+h)]^2\} = 2\gamma(h) \quad (4)$$

De maneira geral, a forma variograma não é comumente utilizada e sim a forma $\gamma(h)$, denominada como semivariograma.

2.4 – Variograma ou Semivariograma

De acordo com Andriotti (2002) existe na bibliografia especializada, certa confusão quanto aos termos variograma e semivariograma, referindo-se muitas vezes à mesma quantidade, onde em muitos casos é encontrado a utilização do termo variograma quando na verdade está tratando de semivariograma. O certo é que são duas quantidades diferentes, uma (variograma) tendo igual ao dobro da outra (semivariograma).

De acordo com Yamamoto e Landim (2013) a função variograma pode ser entendida como “(...) a esperança matemática do quadrado da diferença entre os valores de pontos no espaço, separados por uma distância h (...). O variograma é descrito como uma função intrínseca refletindo o comportamento da variável estudada, medindo a partir de relações estatísticas de amostras espaçadas com sucessivos valores de h , onde a mesma será crescente com valor de h até determinado valor de h , valor conhecido como amplitude. Definido de acordo com o erro da variância ao estimar-se o valor de uma variável desconhecida. O variograma de acordo com sua direção demonstrará o quão díspares são os valores conforme

aumenta a distância de medida (Andriotti, 2003).

O conceito de variograma pode ser representado a partir da fórmula:

$$2\gamma(h) = E[(Z(x_i) - Z(x_{i+h}))^2] \quad (5)$$

Onde $2\gamma(h)$ é a função variograma, e $Z(x_i)$ e $Z(x_{i+h})$ corresponde aos valores da variável regionalizada nos pontos (x_i) e (x_{i+h}) , respectivamente.

Pereira (2017) ressalta que a metade da função variograma corresponde à função semivariograma ($\gamma(h)$), função que é efetivamente utilizada para a constatação da continuidade espacial de determinada variável regionalizada.

O semivariograma é a ferramenta básica na estimação através da geoestatística, haja vista que expressa o grau de dependência espacial entre amostras dentro de um campo experimental e permite a estimativa dos parâmetros com os quais os valores não amostrados são estimados por meio da técnica de interpolação conhecida como krigagem, permitindo a construção de mapas de isolinhas ou tridimensionais para exame e interpretação da variabilidade espacial. (Carvalho et al. 2012)

Andriotti (2003) apresenta a fórmula do semivariograma como sendo:

$$\gamma(h) = [1/2n_h] \sum_{i=1}^{n_h} \{ [Z(x_i + h) - Z(x_i)]^2 \} \quad (6)$$

onde n_h indica a quantidade de pares de valores separados entre si através de uma magnitude $|h|$ na direção deste vetor. Onde escreve-se que

$$\gamma(h) = [1/2 E\{[Z(x_i + h) - Z(x_i)]^2\} = 1/2 Var \{[Z(x_i + h) - Z(x_i)]\} \quad (7)$$

portanto, o variograma ($2\gamma(h)$) define-se como a variância dos acréscimos da variável.

Pereira (2017) salienta que o semivariograma fornece significado preciso em relação à zona de influência de determinada amostra, função essa representada por uma curva, representando a continuidade espacial. Esta curva é crescente conforme o aumento da distância h , responsável por separar os pares de amostras, assim, conforme a distância

aumenta, maior será a diferença entre as amostras e, portanto, menor a continuidade espacial entre as mesmas.

Conforme o semivariograma cresce, aumentando a distância h , possibilita obter informações quanto à perda da continuidade espacial, sendo que este crescimento refletirá respectivamente em uma maior ou menor deterioração da influência de determinada amostra, sendo assim, para cada valor de distância, será obtido um valor médio da variabilidade entre as amostras e, conforme se der o aumento de h , tende-se a ter a perda da correlação entre as amostras, característica apresentada na figura 2 (Pereira, 2017).

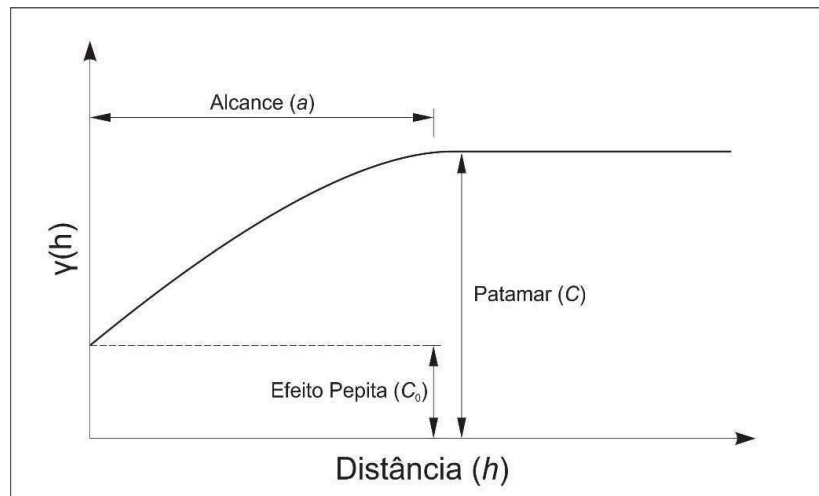
Landin (2003) salienta que os semivariogramas representam o comportamento espacial da variável regionalizada ou de seus resíduos, onde a partir dos mesmos é possível observar o tamanho da zona de influência de uma amostra; a anisotropia refere-se a comportamentos para diferentes direções geográficas de um determinado fenômeno. Como o presente trabalho, analisará a continuidade espacial, o termo correto há ser utilizado é semivariograma, uma vez que, este é o método utilizado para determinar a continuidade espacial de determinada variável.

2.4.1 – Propriedades do semivariograma

Os aspectos estruturais da variável que está sendo analisada são refletidos no semivariograma e, sua identificação e análise decorre de propriedades gráficas da função, as quais são: Patamar, Alcance ou Amplitude (Range) e Efeito Pepita, conforme apresentado na figura 2.

A figura 2 representa um modelo de curva de semivariograma, demonstrando que conforme o valor de h aumenta, menor será a correlação entre os pontos analisados.

Figura 2: Esquema de semivariograma com suas respectivas propriedades



Fonte: Clark (1979)

A amplitude (α) representa o valor da distância a partir da qual, naquela direção, os pares de valores $z(x_i)$ e $z(x_{i+h})$ não apresentaram correlação espacial ou dependência espacial. Este valor será mensurado a partir do conceito de zona de influência de determinada amostra, sendo que os teores separados por distâncias maiores que a amplitude da zona de influência não estão correlacionados (Pereira, 2017). Segundo Yamamoto (1991), amplitude é “(...) a distância que separa o campo estruturado (amostras correlacionadas) do campo aleatório (amostras independentes)”.

O Patamar ou Soleira (Sill) do variograma consiste o valor no qual o variograma se estabiliza no campo aleatório (amostras independentes), e é correspondente à variância da variável regionalizada (Yamamoto e Landim, 2013). Deste modo, o patamar é o valor onde não existe correlação espacial entre as amostras. A correlação entre $z(x_i)$ e $z(x_{i+h})$ se torna positiva abaixo do Patamar, e negativa se o valor do variograma exceder o valor do Patamar (Pereira, 2017).

O efeito pepita (C_0) compreende o valor do variograma na origem ($h = 0$). O valor esperado na origem deve ser nulo, pois as amostras verificadas no mesmo ponto deveriam possuir os mesmos valores da variável regionalizada (Yamamoto e Landim, 2013). O efeito

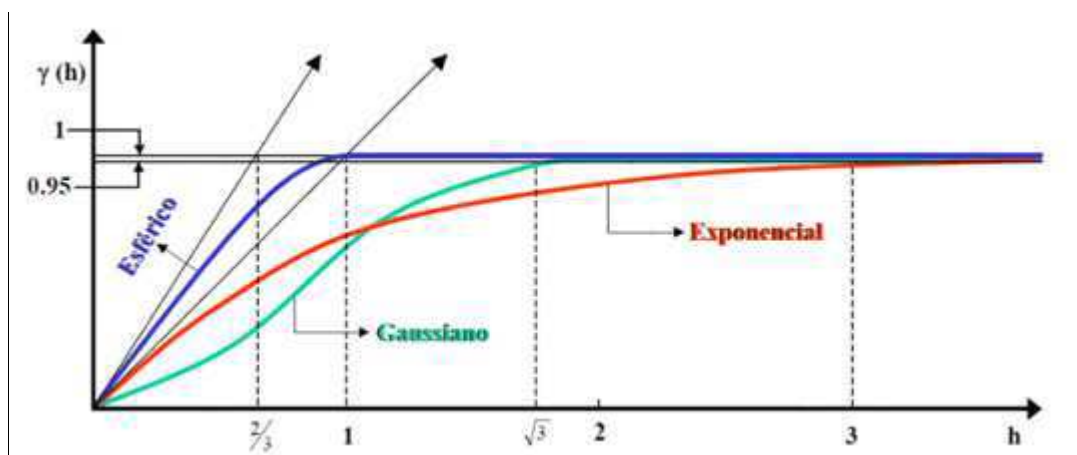
pepita é causado pela variância aleatória e C é denominada variância espacial, tal efeito pode ser decorrente tanto da variabilidade do fenômeno espacial como também pela escala de amostragem. Sendo assim, o efeito pepita puro reflete tal fenômeno que não é totalmente conhecido, por falta de informação, porém, não é obrigatoriamente um fenômeno espacial aleatório (Yamamoto e Landim, 2013).

2.4.2 – Principais Modelos de Semivariograma

Modelos de semivariograma com patamar são geralmente ajustes para representar a estacionaridade de segunda ordem. A semivariância cresce conforme a distância entre as amostras aumenta, atingindo o patamar *sill*, se estabilizando, sendo este patamar obrigatoriamente igual à variância amostral. A distância em que o semivariograma alcança o patamar é denominado como alcance *range*, representando o grau de dependência da variável (Pereira, 2017). Dentro desta perspectiva existem três modelos principais de semivariogramas com patamar, estes são o esférico, o exponencial e o gaussiano.

A figura 3 representa os principais modelos de semivariogramas com patamar, sendo estes esférico, exponencial e gaussiano.

Figura 3: Modelos de semivariogramas com patamar



Fonte: (Santos; Oliveira, 2016)

2.4.2.1 – Modelo Esférico

O semivariograma “modelo” é chamado de esférico ou Matheron. Quando as amostras se tornam independentes é denominado como “ a ” chamada de range de influência de uma amostra. O valor de γ onde os níveis do gráfico são denotados por C sendo chamado de *sill* do semivariograma. Este modelo esférico é expresso matematicamente como (Clark, 1979):

$$\begin{aligned}\gamma(h) &= C \left(\frac{3h}{2a} - \frac{1h^3}{2a^3} \right) \text{ onde } h = a & (8) \\ &= C \quad \text{onde } h \geq a\end{aligned}$$

$$\gamma(h) = C_0 + C \left[\frac{3}{2} \left(\frac{h}{a} \right) - \frac{1}{2} \left(\frac{h}{a} \right)^3 \right] \quad 0 \leq h \leq a \quad (9)$$

Este modelo teve como origem bases teóricas, assim como a distribuição normal da estatística clássica, no entanto, foi desenvolvido para ser amplamente aplicável na prática (Clark, 1979).

2.4.2.2 – Modelo Exponencial

O modelo de semivariograma exponencial é um dos mais utilizados, juntamente com o modelo esférico. Este modelo é calculado matematicamente a partir de Clark (1979) como:

$$\gamma(h) = C \left[1 - \exp \left(-\frac{h}{a} \right) \right] \quad (10)$$

Nota-se uma diferença fundamental entre o modelo exponencial e o esférico, pois o modelo exponencial atinge o patamar assintoticamente, enquanto que o modelo esférico o atingirá no valor de alcance (Pereira, 2017). O modelo exponencial se eleva lentamente a partir da origem e nunca chega ao seu sill, sendo que uma das propriedades importantes de se utilizar um modelo que contém um sill, é que o valor peitoril, C , será igual à variância ordinária da amostra. Portanto, analisando um conjunto de observações independentes e aleatórias e calcular a variação da amostra (Clark, 1979):

$$s^2 = \frac{1}{n-1} \sum (g_i - \bar{g})^2 \text{ onde } \bar{g} = \frac{1}{n} \sum g_i \quad (11)$$

Deste modo, s^2 e C serão estimativas de uma variação amostral ‘verdadeira’.

2.4.2.3 – Modelo Gaussiano

O modelo de semivariograma gaussiano é usualmente utilizado para modelar fenômenos extremamente contínuos, sua descrição matemática é dada por (Yamamoto; Landim, 2013):

$$\gamma(h) = C_0 + C \left[1 - \exp\left(-\left(\frac{h}{a}\right)^2\right) \right] \quad (12)$$

Esta função é parabólica próximo a origem, este modelo tende a apresentar um patamar semelhante ao do modelo exponencial.

2.5 – Estimação em Geoestatística

A fundamentação teórica de métodos de estimativas deve estar alicerçada em base teórica bastante consolidada. A operacionalização destes métodos, assim como nos métodos de interpolação, é considerada simples, demandando basicamente o conhecimento do pesquisador referente aos parâmetros do software que serão usados. Deste modo, é necessário que o pesquisador tenha o conhecimento dos procedimentos que estão sendo utilizados no software, assim, é fundamental ter-se uma desenvoltura computacional conciliada há um sólido conhecimento do fundamento que está sendo operacionalizado.

Considerando uma amostragem de caráter mais realista sobre estimação de valores locais, torna-se sensato levar em consideração que existem casos que não se deve adicionar para todas as amostras o mesmo peso, uma vez que, algumas estarão a uma maior distância que as demais amostras, deste modo, deve-se dar mais peso para as amostras que estão localizadas em áreas mais próximas da que está sendo analisada, pois ela demonstrará melhor

o local a ser estimado. Assim, o estimador utilizado para realizar este procedimento é descrito da seguinte forma (Clarck, 1979):

$$T^* = w_1g_1 + w_2g_2 + w_3g_3::: +w_n g_n \quad (13)$$

Sendo que as ponderações neste caso somam 1, se tal condição foi comprovada, não havendo tendência (local), o T será um estimador não-viesado, o que significa que em muitos casos de estimativas, a média do erro será zero. Sabendo-se disto, tal estimador será denominado como estimador linear, pois trata-se de uma combinação dos valores da amostra. Quando se leva em consideração apenas a média aritmética todos os pesos serão iguais. A variância de um estimador geral “linear não-viesado” é demonstrado pela equação (Clarck, 1979):

$$\sigma_E^2 = 2 \sum_{i=1}^n \omega_i \bar{\gamma}(S_i, A) - \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \omega_i \omega_j \bar{\gamma}(S_i, S_j) - \bar{\gamma}(A, A) \quad (14)$$

Onde anteriormente era calculado $\bar{\gamma}(S_i, A)$ foi o semivariograma médio de cada uma das amostras e respectiva área desconhecida, assim, forma-se uma média ponderada de cada amostra individual com a área A, $\bar{\gamma}(S_i, A)$, conforme o estimador real. Onde se tivermos n amostras circundando a área A o primeiro termo da variância se torna (Clarck, 1979):

$$\sum_{i=1}^n \omega_i \bar{\gamma}(S_i, A) = \omega_1 \bar{\gamma}(ponto_1, A) + \omega_2 \bar{\gamma}(ponto_2, A) + \omega_3 \bar{\gamma}(ponto_3, A) \quad (15)$$

Sendo que o último termo na variância, $\bar{\gamma}(S_i, A)$ não mudará sua forma, pois muda-se apenas a forma do estimador e não a área que está sendo estimada. O termo $\bar{\gamma}(S_i, A)$, que previamente media apenas a variação dos valores entre as amostras, agora deve se levar em consideração também o peso associado a cada uma das amostras. Deste modo, tomando por exemplo uma amostra 4, consideramos que a mesma tem seu peso estimado em ω_4 . Enquanto que se pegarmos a amostra 4 juntamente com a amostra 2, deve-se incluir os pesos ω_2 e ω_4 , onde o termo se tornará (Clarck, 1979):

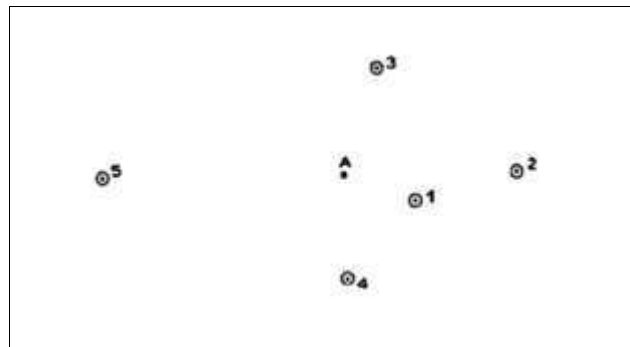
$$\omega_2 \omega_4 \text{ (média de)} S_2 S_4 \quad (16)$$

Onde para formar o equivalente \bar{y} (S, S), cada \bar{y} (S_i, S_j) é multiplicado pelo $\omega_i \omega_j$ correspondente anteriormente ao cálculo de soma.

Diversos fatores podem influenciar na precisão da estimativa, como por exemplo: a quantidade de amostras analisadas; a localização destas amostras dentro da área estudada; a distância entre as amostras analisadas; a continuidade espacial da variância, etc.

A figura 4 representa amostras hipotéticas de um conjunto de um conjunto de dados, afim de demonstrar como deve-se atribuir diferentes pesos para diferentes amostras.

Figura 4: Amostra hipotética de um conjunto de amostras.



Fonte: Clarck (1979)

Na figura 3, onde é possível observar as amostras nos vários locais amostrados (A1, A2, A3, A4, e A5). Será lógico usar um estimador que dê mais importância à amostra A1 do que à amostra A5. Portanto, o estimador deve ter toda uma formulação matemática e estatística para definir o “peso” atribuído a cada amostra que circunvizinha o ponto não amostrado, tendo-se como critério a distância da amostra ao ponto não amostrado e que será estimado. Diversas são as técnicas para tal ponderação, dentre as quais citam-se: inverso da distância, inverso da distância ao quadrado ou por alguma constante arbitrária menos a distância. Todos partem do pressuposto de que a relação entre o valor a ser estimado em determinado ponto e os pontos amostrados circunvizinhos não depende dos valores destes, mas depende unicamente de sua posição geométrica e das relações de distância e ainda,

possivelmente da direção entre estas.

A idéia de pesar amostras por alguma medida de sua semelhança com o que está sendo estimado é intuitivamente atraente. Também parece evitar essas restrições incapacitantes sobre qual distribuição de valores você pode manipular, o que limita os outros métodos de estimativa. A 'similaridade' pode ser medida estatisticamente pela covariância entre as amostras ou pela sua correlação. No entanto, para calcular qualquer um desses temos que voltar às suposições do tipo "estacionariedade" (que as amostras são provenientes da mesma distribuição de probabilidade).

Em relação aos métodos de inferência em krigagem simples e ordinária, que é o método de estimação mais utilizado, por minimizar o erro de estimação, Camargo (2004) descreve as equações das mesmas como sendo respectivamente:

$$Z_{x_0}^* = m + \sum_{i=1}^n \lambda_i [Z(x_i) - m] \quad (17)$$

$$Z_{x_0}^* = \sum_{i=1}^n \lambda_i Z(x_i), \text{ com } \sum_{i=1}^n \lambda_i = 1 \quad (18)$$

Onde o que difere o estimador das equações de Krigagem simples e Krigagem ordinária, será que a última não requer o conhecimento prévio da média amostral m .

A diferença principal do método de Krigagem para os demais métodos de inferência é a maneira de como os pesos são distribuídos para diferentes amostras. No caso de interpolação por média simples, todas as amostras receberão o mesmo peso sendo $1/N$ (N = número de amostras); já a interpolação baseada no inverso do quadrado da distância, os pesos são determinados a partir do inverso do quadrado da distância que separa o valor interpolado do valor observado. Enquanto que na Krigagem, o procedimento será semelhante ao de interpolação por média móvel ponderada, com a exceção de que aqui, são baseados através de uma análise espacial, a partir da construção de semivariogramas experimentais (Camargo et al. 1999).

2.6 – Krigagem

Camargo (2001), destaca que no caso de dados esparsos, métodos de interpolação como média local das amostras e o método do inverso da distância podem se mostrar limitados quanto a representatividade da variabilidade espacial, pois desconsideram a anisotropia e também a continuidade do fenômeno observado e, como as propriedades naturais da superfície terrestre são contínuas, torna-se difícil descrevê-las através de simples funções matemáticas. Assim, modelos inferenciais vêm sendo propostos afim de sanar esta deficiência e, a krigagem, se destaca entre estes novos modelos.

O método de krigagem é determinado como sendo o inverso da distância, onde as distâncias utilizadas não são mais as cartesianas e, sim, as distâncias estatísticas. Deste modo, não se mede mais a distância em metro, mas sim em correlação, que é um meio de se medir a distância estatisticamente, pois, não basta dois pontos estarem próximos geograficamente se os mesmos não estiverem correlacionados. Assim, comparando-se valores de um ponto em relação a outros dois pontos, o mais significativo, talvez, não seja o mais próximo, mas, sim, o que apresentar maior correlação. Agora, o conceito de perto ou longe torna-se estatístico, as medidas que interessam são de similitude dos fenômenos naturais.

O termo krigagem surgiu a partir do nome de Daniel G. Krige, o qual foi pioneiro na introdução de médias móveis afim de evitar a superestimação sistêmica das reservas na mineração (Delfiner e Delhomme, 1975). Para Camargo (2001) o diferencial do método de krigagem dos demais métodos de interpolação se dá pela estimação de uma matriz de covariância espacial que determina os pesos atribuídos às diferentes amostras, o tratamento de redundância dos dados, a vizinhança a ser considerada no procedimento inferencial e o erro associado ao valor estimado.

A krigagem compreende um conjunto de técnicas de estimação e predição de superfícies baseada na modelagem da estrutura de correlação espacial. A hipótese implícita no

procedimento geoestatístico é que o processo estudado é estacionári. Onde é necessário seguir os seguintes passos: (a) análise exploratória dos dados; (b) análise estrutural (modelagem da estrutura e correlação espacial); (c) interpolação estatística da superfície (Camargo et al. 2004).

Segundo Landin (2003) a krigagem pode ser entendida como um estimador baseando-se em técnicas de análise de regressão, onde estas podem ser lineares ou não-lineares, onde se busca minimizar a variância estimada a partir de um modelo prévio que considere a dependência estocástica entre os dados distribuídos no espaço. Destacam-se vários modelos, como a krigagem ordinária, krigagem universal e krigagem indicativa e cokrigagem. Os mesmos serão descritos abaixo.

2.6.1 – Krigagem ordinária

Landin (2003) diz que “krigagem ordinária é uma técnica de estimativa linear para uma variável regionalizada que satisfaz à hipótese intrínseca.” Que comparado com a krigagem simples, onde a estacionaridade de segunda ordem seja conhecida, neste caso não necessita-se da média. Na krigagem ordinária assume-se a hipótese de quase-estacionaridade, conhecida como estacionaridade regional.

Camargo et al. (2004) descreve o desenvolvimento do modelo de krigagem ordinária, considerando determinada propriedade do solo, Z , em n pontos distintos, contendo coordenadas representadas pelo vetor u . deste modo tem-se o conjunto de valores $\{z(u_i), i=1, \dots, n\}$ onde u_i identifica a posição em duas dimensões representadas pelos pares de coordenadas (x_i, y_i) . Supondo que se deseja estimar o valor de Z no ponto u_0 . O valor desconhecido de $Z(u_0)$ estima-se a partir de uma combinação linear dos n valores analisados, adicionando o parâmetro, λ_0 (Camargo et al. 2004)

$$\lambda_0 = 0 \quad \text{e} \quad \sum_{i=1}^n \lambda_i = 1 \quad (19)$$

Deste modo o estimador de krigagem ordinária é:

$$\hat{Z}u_0 = \sum_{i=1}^n \lambda_i Z(u_i), \quad \text{com} \quad \sum_{i=1}^n \lambda_i = 1 \quad (20)$$

Objetivando minimizar a variância do erro ($Var[Zu_0 - \hat{Z}u_0]$) na condição de $\sum_{i=1}^n \lambda_i = 1$, os pesos λ_i são obtidos a partir do seguinte sistema de equações, denominado sistema de krigagem ordinária:

$$\begin{cases} \sum_{j=1}^n \lambda_j C(u_i, u_j) - \alpha = C(u_i, u_0) \quad \text{para } i = 1, \dots, n \\ \sum_{j=1}^n \lambda_j = 1 \end{cases} \quad (21)$$

Onde: $C(u_i, u_j)$ e $C(u_i, u_0)$ compreendem respectivamente, a semivariância entre os pontos u_i, u_j e entre os pontos u_i, u_0 ; α é o multiplicador de Lagrange, necessário para minimizar o erro da variância.

Assim, a correspondente variância minimizada do erro, chamada de variância de krigagem ordinária (σ_{ko}^2), é expressa como:

$$(\sigma_{ko}^2) = Var[Zu_0 - Z_{u_0}^*] = C(0) - \sum_{i=1}^n \lambda_i C(u_i, u_0) - \alpha \quad (22)$$

Deste modo, Andriotti (2003) diz que a krigagem ordinária é considerado um interpolador exato, pois a partir que as equações acima forem utilizadas, os valores interpolados irão coincidir com os valores das amostras analisadas. E a variância de krigagem ordinária, fornecerá informações importantes quanto a confiabilidade dos valores interpolados.

Segundo Journel (1988) o sistema de Krigagem simples e ordinária pode ser descrito em notação matricial com:

$$K \cdot \lambda = k \gg \lambda = K^{-1} \cdot k \quad (23)$$

onde, K e k representam matrizes das covariâncias (ou variograma) e λ o vetor de pesos.

Por exemplo, no caso da Krigagem ordinária as matrizes são definidas como:

$$K = \begin{bmatrix} C_{11} & C_{12} & \dots & \dots & C_{1n} & 1 \\ C_{21} & C_{22} & \dots & \dots & C_{2n} & 1 \\ \vdots & \vdots & & & \vdots & \vdots \\ C_{n1} & C_{n2} & \dots & \dots & C_{nn} & 1 \\ 1 & 1 & \dots & \dots & 1 & 0 \end{bmatrix}, \quad \lambda = \begin{bmatrix} \lambda_1 \\ \lambda_2 \\ \vdots \\ \lambda_n \\ \alpha \end{bmatrix} \text{ e } k = \begin{bmatrix} C_{10} \\ C_{20} \\ \vdots \\ C_{n0} \\ 1 \end{bmatrix} \quad (24)$$

Determinando os pesos a partir da equação 18.6, aplica-se o estimador da equação (8) ou (9). Esta técnica além de inferir valores, fornece também uma medida de imprecisão denominada Variância de Krigagem simples ou ordinária (Camargo, 2004).

2.6.2 – Krigagem Indicativa

Em vez de estabelecer uma distribuição normal para cada local a ser estimado, uma alternativa é utilizar o modelo não linear da Krigagem Indicativa, proposto por Journel (1982), onde é modelado a incerteza sobre o valor desconhecido $z^*(u)$ com base na função de distribuição acumulada condicional, $F(x; z|(n))$, daquela variável. Tal procedimento determinado por diferentes níveis de corte (*curtloff*) de uma distribuição acumulada, como os quartis ou os percentis. Sendo que a transformação não linear sobre o conjunto de dados amostrais é denominada codificação por indicação. Onde a partir deste é possível estabelecer uma determinação de incertezas e, também, a inferência de valores para locais não amostrados, possibilitando ainda a modelagem de dados com grande variabilidade espacial (Fernandes, 2014).

Desta maneira, o conceito da transformação indicativa em valores binários, apresentando apenas duas possibilidades 0 e 1, é considerado um método simples e eficaz. Sendo possível utilizar estes valores binários para distinguir uma variável em duas categorias:

Valor < Mediana = 0

Valor > Mediana = 1

Assim, o primeiro passo na krigagem indicativa é converter os dados originais em indicadores, para valores de corte, transforma-se os que se situam acima de determinado nível em (1) e os que estão abaixo em (0).

$$i_j(u_c) = \begin{cases} 0, & \text{se } u_j \leq u_c \\ 1, & \text{se } u_j \geq u_c \end{cases} \quad (25)$$

Onde u_c é o nível de corte e u_j é o valor observado.

Sendo que neste tipo de transformação, os maiores valores acima do nível de corte terão 100% de probabilidade de ocorrência, enquanto os maiores valores abaixo do nível de corte terão 0% de probabilidade de ocorrência.

2.7 – Validação

No processo de validação cruzada, considera-se que determinada amostra não foi coletada, ou seja, deve-se eliminar seu valor e o estimar a partir dos valores das amostras circundantes da mesma, posteriormente a este processo de estimação, o valor real desta amostra é recolocado no sistema e repete-se o procedimento para todas as amostras restantes, sendo que uma das estimações terá sido sem *bias* se o erro médio for zero, ou seja, se os valores estimados tiveram uma diferença média comparado aos valores experimentais igual e zero, e a variância se aproximar de um (Andriotti, 2004).

Sendo assim, validação cruzada é o procedimento no qual cada amostra é retirada de seu conjunto de dados para passar pelo processo de krigagem, afim de avaliar seu valor. Quanto mais próximo o resultado aproximar-se de zero, melhor será a avaliação da estimativa realizada. Portanto, a validação cruzada torna-se um meio para verificar as suposições

utilizadas na krigagem. (Andriotti, 2004).

Deste modo, em uma validação cruzada, caracterizamos um modelo de variograma juntamente com uma vizinhança de pesquisa, após este procedimento, realiza-se o processo de krigagem para os valores de todas as amostras tomando como base que as mesmas não existem. Posteriormente, faz-se uma comparação entre os valores reais e os estimados, sendo que a diferença entre ambos os valores é denominada como resíduo da validação cruzada, com o objetivo de testar a performance do modelo utilizado (Andriotti, 2004)

Apresentando os resultados da validação cruzadas sob uma reta de regressão próxima à bissetriz, tendo pouco espalhamento dos pontos próximo à reta, configurando assim uma boa estimação. Assim, deve-se plotar nesta reta os valores reais confrontados com valores dos dados estimados, ou seja, Z_i e Z^*_i . Este procedimento pode ser utilizado também para mensurar se o modelo escolhido de semivariograma se ajustou aos dados disponíveis (Andriotti, 2004).

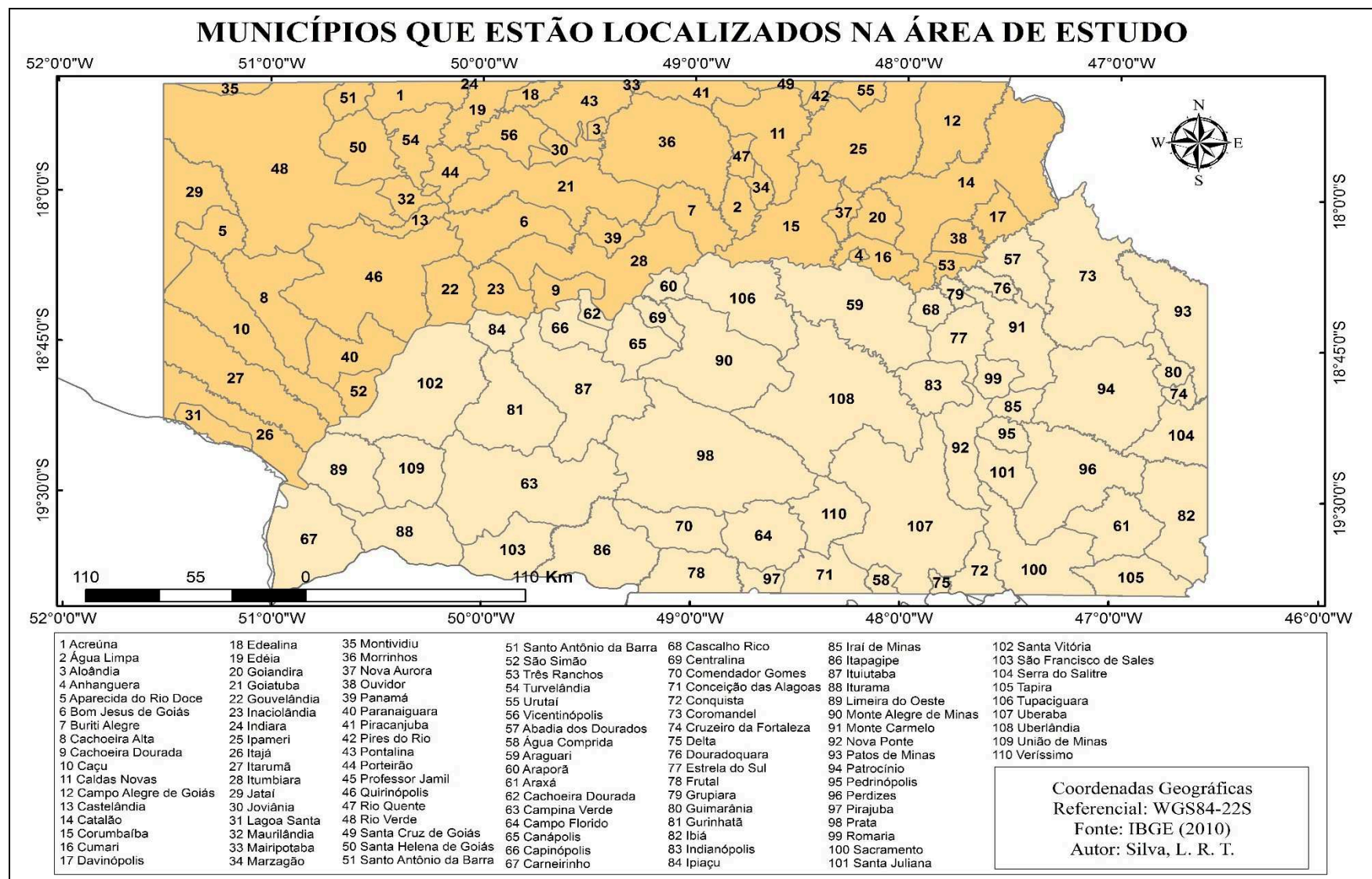
3 LOCALIZAÇÃO DA ÁREA DE ESTUDO

A área de estudo é um quadrante que engloba quase a totalidade das mesorregiões do Triângulo Mineiro/Alto Paranaíba - MG e do Sul Goiano – GO.

As mesorregiões do Triângulo Mineiro e Alto Paranaíba – MG e Sul Goiano – GO, destacam-se como importantes regiões de produção agropecuária, o que torna essencial o estudo da variável climática precipitação, pois, a produção agropecuária é altamente dependente do comportamento das variáveis climáticas, como precipitação, temperatura, umidade relativa, etc.

A figura 5 representa o mapa de localização da área de estudo, contendo a identificação dos municípios que integram a mesma.

Figura 5: Localização da área de estudo



Org.: o autor (2018)

3.1 – Mesorregião do Sul Goiano - GO

A Mesorregião do Sul Goiano (GO) compreende seis microrregiões, sendo essas respectivamente (Catalão, Meia Ponte, Pires do Rio, Quirinópolis, Sudoeste de Goiás e Vale do Rio dos Bois), sendo que as mesmas possuem um total de 82 municípios. No entanto, nesta pesquisa, é analisada a continuidade espacial da precipitação pluviométrica de 56 municípios presentes nesta mesorregião (ver quadro 1 e figura 4), estando estes localizados dentro do quadrante de interpolação utilizado na pesquisa.

O estado de Goiás baseado no modelo de desenvolvimento da década de 70, apoiou-se na necessidade de incorporar determinado padrão tecnológico, com a finalidade de alavancar a produtividade de suas terras, onde a mesorregião Sul Goiano teve um boom de desenvolvimento decorrente do aumento da produção nesta mesorregião, sendo possível principalmente pela correção do solo ácido ali existente. Decorrente deste processo, a soja rapidamente ganhou espaço e, tornou-se uma das principais culturas produzidas, juntamente com outras culturas que crescerão no passar dos anos, como o milho, o sorgo e, posteriormente a cana-de-açúcar, o que fez o estado de Goiás entrar para o cenário nacional agropecuário como um importante produtor de grãos (Lima e Moraes, 2008).

Tais mecanismos desenvolvimentistas não isentaram a mesorregião de problemas ambientais e sociais da herança do modelo adotado e, sim, tais problemas são agravados conforme a exploração cresce nas terras do cerrado, sendo este fragilizado por suas características naturais e, também, decorrente da intensa disputa pela ocupação do solo entre as culturas da região.

De acordo com Lima e Moraes (2008), é possível notar este embate analisando as culturas da soja e da cana-de-açúcar, uma vez que a soja é considerada como o produto responsável pela incorporação das principais regiões produtoras de grãos, além de ser o

produto mais importando do estado de Goiás. No entanto, principalmente a partir de 2001, com a crise do setor agrícola, os grandes produtores identificaram na cana-de-açúcar uma oportunidade de maior rentabilidade, o que proporcionou à mesorregião Sul Goiano, uma elevação na produção de tal cultura, considerando principalmente a grande escala de produção das usinas de açúcar e álcool, juntamente com a busca da sociedade atual de consumir combustíveis com menos impactos ao meio ambiente, como por exemplo o álcool.

Deste modo, é possível perceber que a mesorregião Sul Goiano é caracterizada por uma intensa produção agrícola e, como já foi exposto neste trabalho, a relação clima/agricultura é de fundamental importância, pensando em uma produção mais eficiente, uma vez que, a partir do momento que se conhece o comportamento das variáveis climatológicas de determinada região, é possível estabelecer em quais áreas terá uma maior produtividade de determinada cultura.

3.2 – Mesorregião do Triângulo Mineiro/Alto Paranaíba - MG

A mesorregião geográfica do Triângulo Mineiro/Alto Paranaíba (MG) é subdividida em sete microrregiões, sendo estas respectivamente (Araxá, Frutal, Ituiutaba, Patos de Minas, Patrocínio, Uberaba e Uberlândia), onde as mesmas são formadas pela junção de 66 municípios. Porém, nesta pesquisa é analisada a continuidade espacial de 54 municípios presentes nesta mesorregião (ver quadro 1 e figura 4), estando estes localizados dentro do quadrante utilizado para a realização do processo de interpolação.

O Triângulo Mineiro/Alto Paranaíba (MG) estabelecida como uma área de transição entre a economia de São Paulo com o Centro-Oeste, beneficiou-se dos novos padrões agropecuários, principalmente dos chamados Complexos Agroindustriais. Cada vez mais a mesorregião se diversifica economicamente, em razão de sua inserção na dinâmica mundial, possuindo fundamental importância no setor agroindustrial, diferentemente da

industrialização sofrida na região central de Minas Gerais, o que lhe proporciona lugar no desenvolvimento do capitalismo mundial (Guimarães, 2010).

Segundo Novais (2011) as duas principais atividades econômicas da mesorregião são a pecuária, voltada principalmente para a produção de leite e criação de gado de corte e a agricultura, destacando-se a produção de grãos como a soja e o milho e, também, a cana-de-açúcar para a fabricação do açúcar e do álcool. De acordo com Bernardes e Ferreira (2013) a instalação da atual tendência do agronegócio nacional na mesorregião, deve-se a sua localização estratégica no Brasil, promovendo o escoamento da produção.

4 PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS

Neste trabalho, para a análise espacial dos dados de precipitação serão utilizadas técnicas de geoestatística, sendo que para a avaliação da continuidade espacial do fenômeno será utilizada a ferramenta do semivariograma. Para interpolação e geração de valores estimados, para os pontos que não dispõe de dados, bem como dos erros de estimativa, será utilizado o método de krigagem ordinária e ainda, para análise de validação dos modelos gerados será utilizado o método de validação cruzada. Os resultados serão exportados para o ambiente SIG onde serão confeccionados mapas explorando cada temática. Todos os métodos e procedimentos serão melhor detalhados ao longo do texto.

4.1 – Obtenção e tratamento dos dados

Os dados utilizados para realização desta pesquisa foram obtidos no portal HidroWeb, integrante do Sistema Nacional de Informações sobre Recursos Hídricos (SNIRH) e contém acesso ao banco de dados com todas as informações obtidas pela Rede Hidrometeorológica Nacional (RHN), reunindo dados de níveis fluviais, vazões, chuvas, climatologia, qualidade da água e sedimentos. Estes dados tornam-se de suma importância, pois a partir dos mesmos, é possível acompanhar a ocorrência de eventos considerados críticos, como inundações e secas, sendo possível planejar medidas de mitigação dos impactos provocados por tais eventos (SNIRH, 2018). No entanto, ressalta-se que no presente trabalho será utilizado apenas os dados de precipitação pluvial.

A Agência Nacional de Águas (ANA) é responsável por coordenar a RHN, sistema que atualmente comporta 2.767 estações em todo país destinadas principalmente ao monitoramento das chuvas. Estas estações são operadas por entidades contratadas pela ANA, que determina o planejamento, normatização de procedimentos e equipamentos, fiscalização,

organização dos dados e sua publicação. Atualmente essa rede de postos está sendo operada pelo Serviço Geológico Brasileiro (CPRM), a Empresa de Pesquisa Agropecuária e Extensão Rural de Santa Catarina (EPAGRI/SC), o Departamento de Águas e Energia Elétrica de São Paulo (DAEE/SP), o Instituto Mineiro de Gestão das Águas (IGAM/MG), o Instituto das Águas do Paraná (AGUASPARANÁ) e as empresas contratadas COHIDRO, CONSTRUFAM e UFC (SNIRH, 2018).

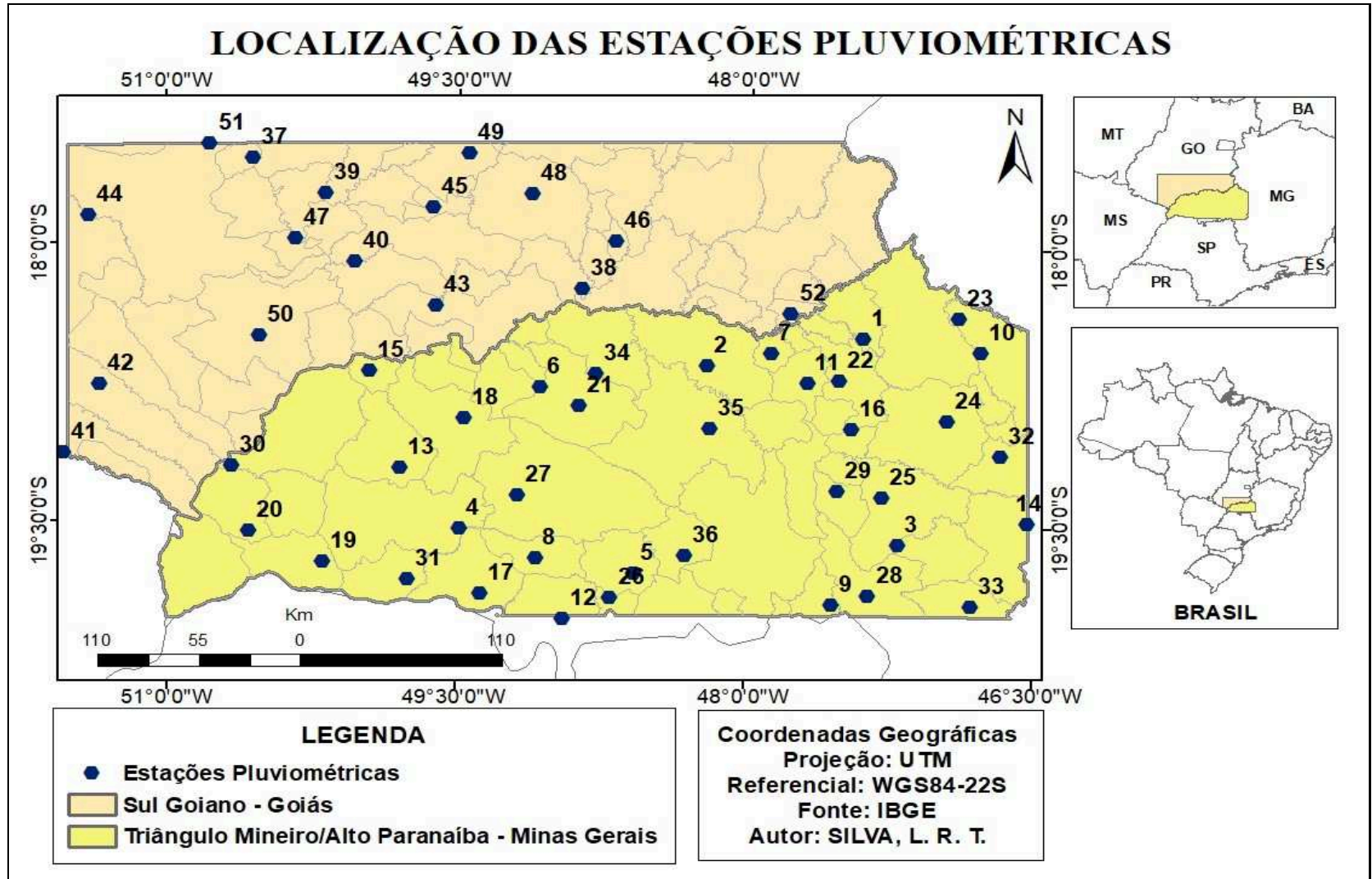
Foram utilizados dados mensais de precipitação de 52 postos pluviométricos (ver quadro 2), cuja série histórica analisada representa 20 anos de dados (1985 – 2004), sendo este período o que apresenta menor quantidade de falhas de preenchimento. Foram avaliados dados das séries de média anual da série histórica e do período chuvoso (outubro a abril).

A sistematização inicial dos dados foi feita no ambiente do software HidroWeb 1.3, onde os dados em formato de texto foram convertidos formato numérico.

Em planilha eletrônica do Microsoft Excel 2018, foi feita a organização e o tratamento primário dos dados contemplando principalmente os resultados para a estatística básica.

A figura 6 representa a localização dos postos pluviométricos utilizados na pesquisa.

Figura 6: Mapa de localização dos postos pluviométricos utilizados na pesquisa



Org.: o autor (2018)

O quadro 1 apresenta descrição dos postos pluviométricos e, respectivos municípios de localização.

Quadro 1: Descrição dos postos pluviométricos utilizados na pesquisa

ID	Código	Município	Estado	Latitude	Longitude
1	1847003	Abadia dos Dourados	MG	-18°29'28"	-47°24'23"
2	1848010	Araguari	MG	-18°39'40"	-48°12'33"
3	1947025	Araxá	MG	-19°36'10"	-47°12'32"
4	1949004	Campina Verde	MG	-19°32'32"	-49°28'59"
5	1948007	Campo Florido	MG	-19°46'14"	-48°34'27"
6	1849006	Canápolis	MG	-18°46'19"	-49°40'11"
7	1847007	Cascalho Rico	MG	-18°34'44"	-47°52'45"
8	1949005	Comendador Gomes	MG	-19°41'53"	-49°05'20"
9	1947002	Conquista	MG	-19°55'49"	-47°32'34"
10	1846006	Coromandel	MG	-18°33'34"	-46°48'10"
11	1847001	Estrela do Sul	MG	-18°44'17"	-47°41'24"
12	2048102	Frutal	MG	-20°1'12"	-48°56'35"
13	1949003	Gurinhata	MG	-19°12'48"	-49°47'17"
14	1946004	Ibiá	MG	-19°28'30"	-46°32'31"
15	1849002	Ipiacu	MG	-18°41'31"	-49°56'55"
16	1847010	Iraí de Minas	MG	-18°58'55"	-47°27'27"
17	1949007	Itapagipe	MG	-19°53'33"	-49°22'17"
18	1849000	Ituiutaba	MG	-18°56'28"	-49°27'47"
19	1950000	Iturama	MG	-19°43'29"	-50°11'30"
20	1950018	Limeira do Oeste	MG	-19°33'17"	-50°34'23"
21	1848000	Monte Alegre De Minas	MG	-18°52'20"	-48°52'10"
22	1847000	Monte Carmelo	MG	-18°43'14"	-47°31'28"
23	1846019	Patos de Minas	MG	-18°22'25"	-46°54'54"
24	1846002	Patrocínio	MG	-18°55'48"	-46°58'00"
25	1947007	Perdizes	MG	-19°20'55"	-47°17'43"
26	1948010	Pirajuba	MG	-19°54'27"	-48°41'37"
27	1949002	Prata	MG	-19°21'35"	-49°10'49"

28	1947008	Sacramento	MG	-19°52'43"	-47°21'17"
29	1947001	Santa Juliana	MG	-19°18'57"	-47°31'34"
30	1950011	Santa Vitória	MG	-19°12'29"	-50°39'46"
31	1949000	São Francisco De Sales	MG	-19°49'00"	-49°45'00"
32	1946008	Serra do Salitre	MG	-19°06'46"	-46°41'18"
33	1946011	Tapira	MG	-19°55'37"	-46°49'31"
34	1848004	Tupaciguara	MG	-18°41'54"	-48°46'55"
35	1948006	Uberlândia	MG	-18°59'18"	-48°11'25"
36	1948003	Veríssimo	MG	-19°40'23"	-48°18'35"
37	1750003	Acreúna	GO	-17°32'29"	-50°33'22"
38	1848007	Buriti Alegre	GO	-18°14'33"	-48°51'31"
39	1750000	Edéia	GO	-17°43'56"	-50°10'51"
40	1850001	Goiatuba	GO	-18°06'17"	-50°1'53"
41	1951001	Itajá	GO	-19°08'11"	-51°32'04"
42	1851002	Itarumã	GO	-18°45'53"	-51°20'50"
43	1849016	Itumbiara	GO	-18°20'22"	-49°36'41"
44	1751001	Jataí	GO	-17°51'23"	-51°23'48"
45	1749002	Joviânia	GO	-17°48'34"	-49°37'35"
46	1748004	Marzagão	GO	-17°58'59"	-48°41'00"
47	1850003	Maurilândia	GO	-17°58'47"	-50°20'14"
48	1749003	Morrinhos	GO	-17°43'58"	-49°06'55"
49	1749004	Pontalina	GO	-17°31'10"	-49°26'30"
50	1850002	Quirinópolis	GO	-18°30'40"	-50°31'19"
51	1750008	Rio Verde	GO	-17°27'57"	-50°46'27"
52	1847006	Três Ranchos	GO	-18°21'48"	-47°46'50"

Fonte: ANA (2018); Org.: o autor (2018)

4.2 – Tratamento Geoestatístico dos dados

As análises geoestatísticas utilizadas neste trabalho (semivariogramas, krigagem e validação cruzada) foram elaboradas utilizando o software estatístico SGEMS/AR2GeMS (Stanford Software de Modelagem Geoestatística). Ressalta-se que as equações dos métodos

aqui utilizados, estão descritas no capítulo do referencial teórico, juntamente com as definições das mesmas.

4.2.1 – Semivariograma

No ambiente do software SGEMS/AR2GeMS foram elaborados e avaliados seis semivariogramas contemplando as médias gerais da série histórica, com intervalos de lag (h), de 10km, 20km, 30km, 40km, 50km e 60km. O ajuste da linha de regressão foi feito por análise visual, tendo-se como referência a continuidade do comportamento das variâncias dos pares de amostras.

No tratamento dos dados das médias mensais do período chuvoso (outubro a abril), também foram elaborados e analisados seis semivariogramas com intervalos de lag (h) referentes às distâncias de 10km, 20km, 30km, 40km, 50km e 60km.

O ajuste preciso do semivariograma é fundamental, uma vez que, os valores obtidos nos mesmos serão utilizados na configuração da krigagem ordinária e da krigagem indicativa. O nível de precisão do ajuste, bem como dos erros, foi avaliado por validação cruzada.

4.2.2 – Krigagem

O método de krigagem ordinária foi realizado no software SGEMS/AR2GeMS utilizando as médias anuais da série histórica e, também, das médias do período chuvoso da série analisada. Os parâmetros para a determinação da krigagem foram migrados do semivariograma, onde a modelagem ótima da dependência espacial.

4.2.3 – Validação Cruzada

O método de validação cruzada foi realizado no ambiente do software SGEMS/AR2GeMS, onde, determinou-se o erro de estimação (valores observados – valores

estimados). Nesta etapa, avalia-se se a interpolação realizada, está representando a realidade dos dados e, para isto, o ideal é que o erro médio da estimação esteja próximo de zero, ou seja, minimizando ao máximo o erro de estimação.

4.3 – Elaboração dos mapas finais

Primeiramente elaborou-se o mapa de localização da área de estudo no software ArcGis 10.1, utilizando dados da base cartográfica do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE) e, posteriormente foi confeccionado um mapa com as localizações das estações pluviométricas, através das coordenadas geográficas, tendo como base o próprio mapa de localização.

A confecção dos mapas finais de krigagem ordinária e de Krigagem indicativa e dos erros de estimação foram desenvolvidas no software ArcGis 10.1, cujos dados foram oriundos do processamento no SGEMS/AR2GeMs.

5 ANÁLISE DOS DADOS

Nos semivariogramas experimentais, para modelar os dados de precipitação da série histórica (média anual e média do período chuvoso), foram testados seis intervalos de distâncias (h), sendo: 10km, 20km, 30km, 40km, 50km e 60km, considerando-se as distâncias amostrais e as dimensões da área de estudo e, assim, determinar a distância (*range*) da continuidade espacial ou intervalo para o qual o fenômeno apresenta dependência espacial.

Nos resultados de krigagem serão exibidos os quadros e os mapas de interpolação contendo os valores estimados de precipitação para um grid com tamanhos de células (blocos) de 20km, pré-definidos conforme análise dos resultados da modelagem variográfica.

5.1 – Estatística descritiva

Médias dos totais anuais de precipitação

O resultado do processamento da estatística básica dos dados das médias dos totais anuais de precipitação consta no quadro 2. Respectivo comportamento dos dados será explorado pela estatística descritiva.

Quadro 2: Estatística descritiva (médias dos totais anuais de precipitação mm)

N	Amplitude	Mínimo	Máximo	Média	Desvio Padrão	Mediana	Variância	Skewness	Curtose
52	415,8	1255	1671	1466	96,8	1452	9376	,263	-,269
Percentis									
5	10	25	50	75	90	95			
1308,5	1331,1	1404,5	1452,2	1529,8	1611,3	1649,7			

Org.: o autor (2018)

Conforme a tabela, a amostra possui 52 dados de precipitação (médias dos totais anuais), onde os valores variam de 1.255 a 1.671 mm, com média de 1.466 mm, desvio

padrão de 96,8 e variância de 9.376. O coeficiente de assimetria de Skewness apresenta valor muito próximo à zero, indicando que os dados aproximam-se mais de uma curva de distribuição simétrica.

Teste de confiabilidade da média dos dados, com intervalo de 95% está sumariado no quadro 3.

Quadro 3: Teste de confiabilidade da média dos dados, com intervalo de 95% da média dos totais anuais.

Intervalo de confiança de 95% para a média	Média	1466
	Limite inferior	1439
	Limite superior	1493

Org.: o autor (2018)

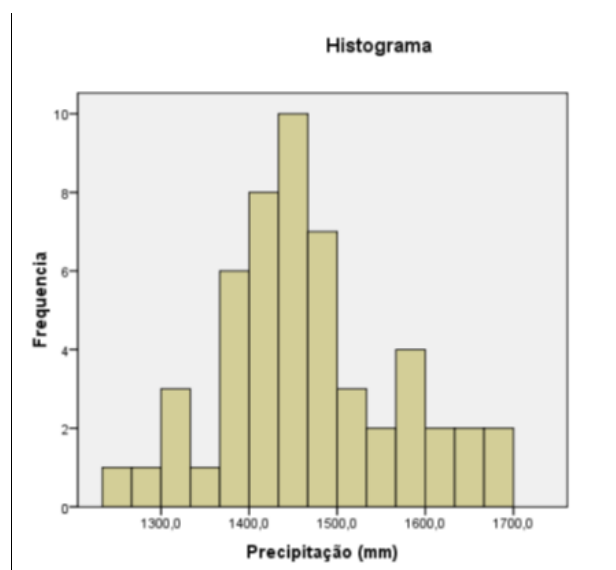
O quadro 4 teste de Kolmogorov-Smirnov com ($d=0,200$, $p > 0,05$) e a Figura 6, mostram que os dados possuem distribuição normal.

Quadro 4: Teste de Kolmogorov-Smirnov da média dos totais anuais.

Kolmogorov-Smirnov		
Estatística	Graus de Liberdade	<i>P</i>
,091	52	,200

Org.: o autor (2018)

Figura 7: Histograma da média dos totais anuais



Org.: o autor (2018)

Médias dos totais anuais de precipitação do período chuvoso

O resultado do processamento da estatística básica dos dados das médias dos totais de precipitação do período chuvoso consta no Quadro 5 e, o respectivo comportamento dos dados será explorado pela estatística descritiva.

Quadro 5: Estatística descritiva (médias anuais do período chuvoso em mm).

N	Amplitude	Mínimo	Máximo	Média	Desvio Padrão	Mediana	Variância	Skewness	Curtose
52	372	1154	1526	1334	88,6	1325	7843	,174	-,604
Percentis									
5	10	25	50	75	90	95			
1189,9	1226,2	1258,8	1325,1	1395,1	1458,9	1490,4			

Org.: o autor (2018)

Conforme o quadro, a amostra possui 52 dados, onde os valores variam de 1.154 a 1.526 mm, com média de 1.334 mm, desvio padrão de 88,6 e variância de 7.843, demonstrando menor dispersão, quando comparados aos dados de médias dos totais anuais de precipitação. Os coeficientes de assimetria de Skewness apresenta valor muito próximo à zero, indicando assim que os dados aproximam-se mais de uma curva de distribuição simétrica. Curtose platicúrtica com valor de -0,604, indica curva mais achatada que a da distribuição normal.

Teste de confiabilidade da média dos dados com intervalo de 95% está sumariado no quadro 6.

Quadro 6: Teste de confiabilidade da média dos dados com intervalo de 95% das médias do período chuvoso

Intervalo de confiança de 95% para a média	Média	1334
	Limite inferior	1309
	Limite superior	1358

Org.: o autor (2018)

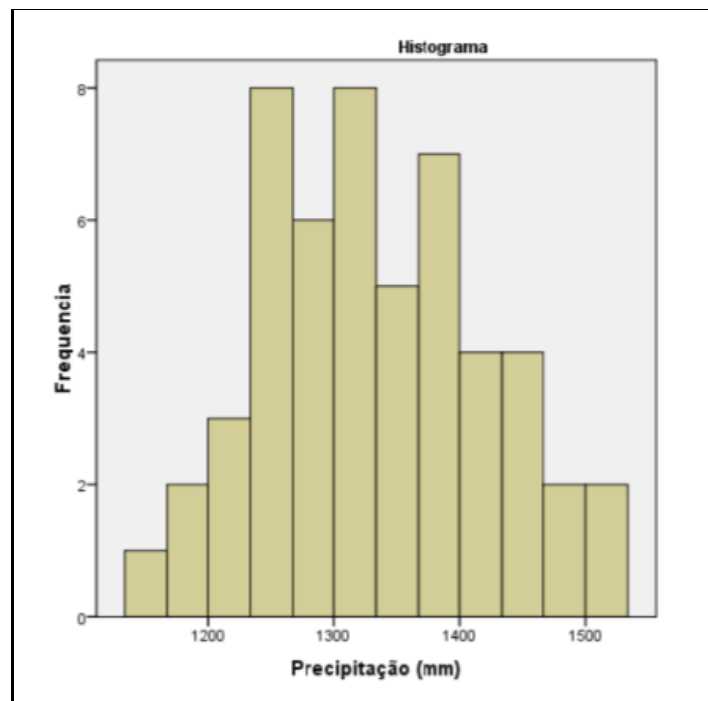
O quadro 7 teste de Kolmogorov-Smirnov com ($d = 0,200$, $p > 0,05$) e a Figura 7, mostram que os dados possuem distribuição normal.

Quadro 7: teste de Kolmogorov-Smirnov das médias do período chuvoso.

Kolmogorov-Smirnov		
Estatística	Graus de Liberdade	P
,098	52	,200

Org.: o autor (2018)

Figura 8: Histograma das médias pluviométricas do período chuvoso.



Org.: o autor (2018)

Médias dos totais anuais de precipitação do período de estiagem

O resultado do processamento da estatística básica dos dados das médias dos totais anuais de precipitação do período de estiagem consta no Quadro 8 e, o respectivo comportamento dos dados será explorado pela estatística descritiva.

Quadro 8: Estatística descritiva (médias anuais do período de estiagem em mm)

N	Amplitude	Mínimo	Máximo	Média	Desvio Padrão	Mediana	Variância	Skewness	Curtose
52	97	91	188	131	21,7	124,3	471,7	,434	-,276
Percentis									
5	10	25	50	75	90	95			
93,9	108,8	116,4	124,3	148,8	160,9	168,7			

Org.: o autor (2018)

Conforme a tabela, a amostra possui 52 dados, onde os valores variam de 91 a 188 mm, com média de 131 mm, desvio padrão de 21,7 e variância de 417,4 demonstram maior dispersão, quando comparados aos dados das médias dos totais anuais de precipitação e média dos totais anuais de precipitação do período chuvoso. O coeficiente de assimetria de Skewness apresenta valor positivo 0,434, indicando assimetria a direita. Curtose platicúrtica com valor de -0,276, indica curva ligeiramente mais achatada que a da distribuição normal

Teste de confiabilidade da média dos dados com intervalo de 95% está sumariado no quadro 9.

Quadro 9: Teste de confiabilidade da média dos dados com intervalo de 95% do período de estiagem

Intervalo de confiança de 95% para a média	Média	130,9
	Limite inferior	124,9
	Limite superior	137,0

Org.: o autor (2018)

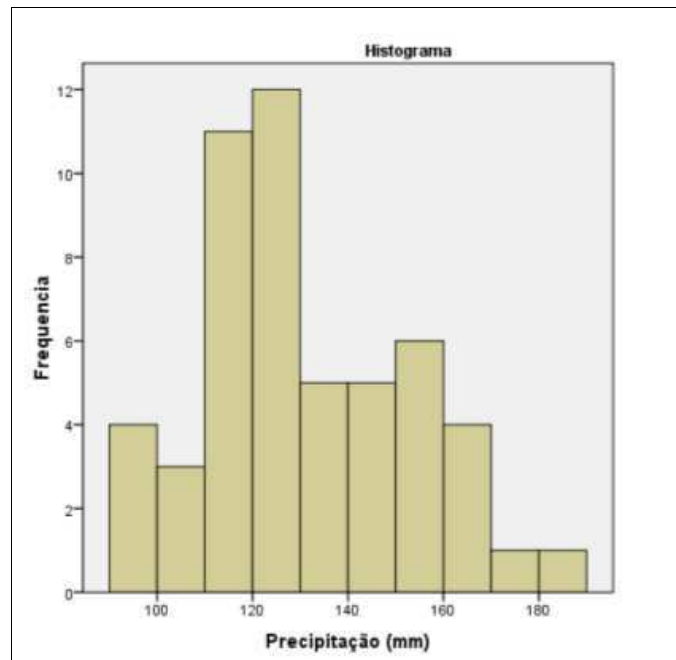
O quadro 10 teste de Kolmogorov-Smirnov com ($d = 0,06$, $p < 0,05$) e a Figura 8, mostram que os dados não possuem uma distribuição normal.

Quadro 10: Teste de Kolmogorov-Smirnov das médias do período de estiagem.

Kolmogorov-Smirnov		
Estatística	Graus de Liberdade	<i>P</i>
,148	52	,006

Org.: o autor (2018)

Figura 9: Histograma das médias pluviométricas do período de estiagem.



Org.: o autor (2018)

5.2 –Semivariogramas experimentais

O estudo de semivariogramas experimentais tem como objetivo detectar a estrutura de dependência espacial da variável que está sendo analisada, neste caso precipitação pluviométrica. Segundo Santana (2011) o semivariograma é uma função matemática que representa as semivariâncias ou variâncias espaciais em relação a distância, sendo que os parâmetros encontrados demonstrarão até que distância existe dependência espacial da variável na área de estudo.

Os semivariogramas foram modelados manualmente no software SGEMS/AR2GeMS, onde foram testados três modelos teóricos (exponencial, esférico ou gaussiano) a fim de se obter aquele com o melhor ajuste ao fenômeno analisado e ainda a distância para a qual este fenômeno apresenta continuidade espacial. Ressalta-se que o critério de escolha das distâncias (h) testadas neste trabalho levou em consideração à distância espacial entre as amostras.

O semivariograma ótimo, foi definido através da validação cruzada, onde se calculou a média do erro de estimação para os seis variogramas experimentais de ambos os períodos,

conforme é possível observar no quadro 11.

Quadro 11: Média do erro de estimação para os seis intervalos de lag (h) testados.

lag (h)	Média do Erro de Estimação	
	Médias Pluviométricas Anuais	Médias Pluviométricas do Período Chuvoso
10km	2.64	6.06
20km	-1.99	0.48
30km	3.12	2.07
40km	-3.58	-3.58
50km	-2.73	0.16
60km	-2.58	0.14

Org.: o autor (2018)

Constata-se que para as médias pluviométricas anuais, o semivariograma que melhor se ajustou foi o de 20 km, enquanto que para as médias pluviométricas do período chuvoso o que melhor se ajustou foi o de 60 km.

Ressalta-se que todos os modelos de semivariogramas configurados são omnidirecionais, indicando uma isotropia dos dados ou que o fenômeno não apresenta direção preferencial ou padrão. Em relação ao parâmetro de referência de ajuste do modelo ao comportamento dos dados, a reta deve ser monotônica crescente, iniciando no valor definido como efeito pepita e terminando na variância *a priori* dos dados.

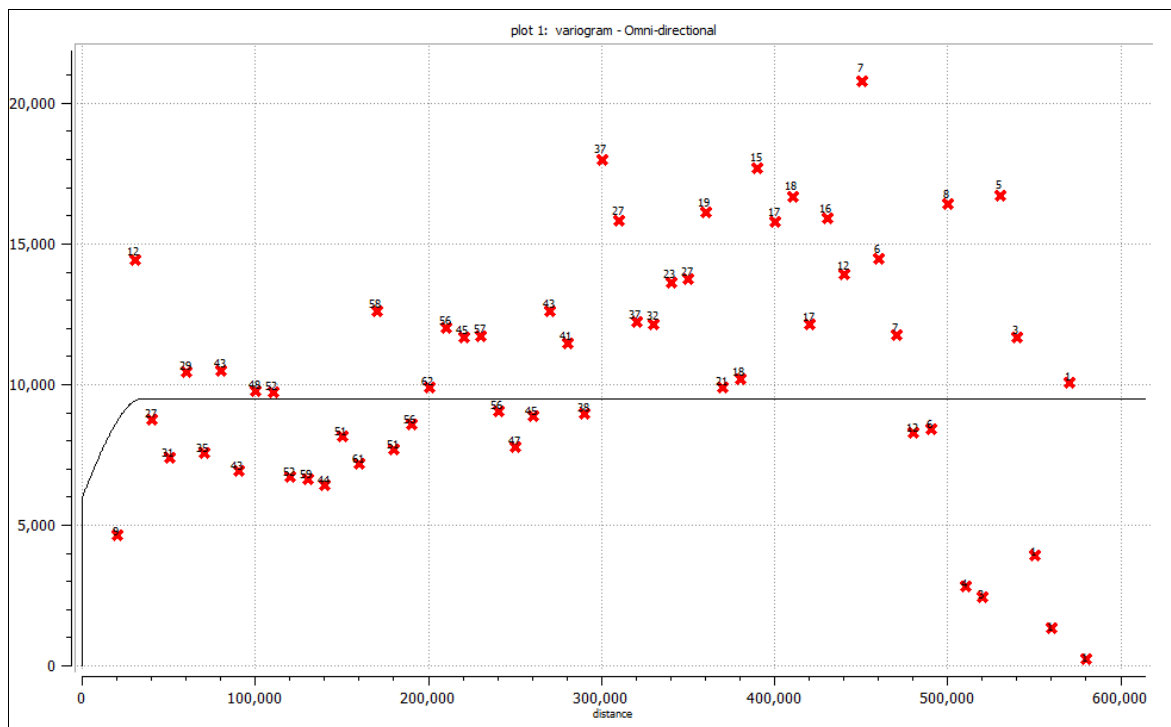
Nos gráficos dos semivariogramas o eixo x representa o range ou distância (h) enquanto o eixo Y expressa os valores de variância. Já os pontos representam a média da variância entre pares de amostras que se encontram distantes umas das outras em um certo intervalo (h), onde quanto menor a distância (h) entre pares de amostras, menor o número de pares considerados na média, refletindo assim, maior dispersão das variâncias dos pontos considerados. De outro modo, quando do aumento da distância h, maior a quantidade de amostras incluídas na média, maior homogeneização dos valores de variância.

5.2.1 – Semivariogramas da média anual da precipitação

No tratamento dos dados da média anual da precipitação, foram gerados seis gráficos (semivariogramas) para diferentes intervalos de distância (comprimentos de lag), sendo respectivamente 10, 20, 30, 40, 50 e 60 quilômetros e, assim, determinar o melhor ajuste e a distância da continuidade espacial relacionada a este ajuste, ver gráficos 1, 2, 3, 4, 5 e 6.

O gráfico 01 é o resultado do ajuste da reta de regressão, para uma distância h entre amostras de 10 km e parâmetros: efeito pepita 6000, sill 3500, ajustado ao modelo esférico.

Gráfico 1: Semivariograma da média anual da precipitação utilizando um intervalo de distância de 10 km.

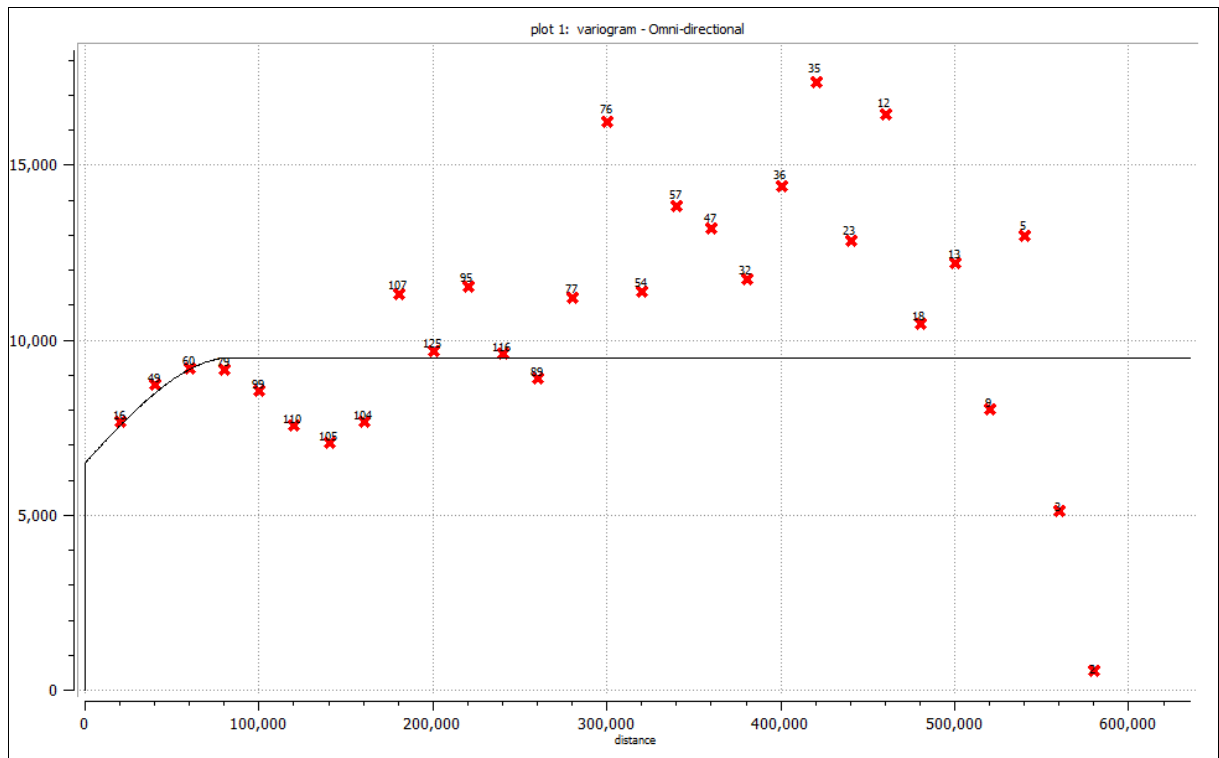


Org.: O autor (2018)

Para amostras com distanciamento (h) de 10 km, não foi possível definir um modelo que melhor represente o comportamento do fenômeno. Os pares de valores de variância estão muito dispersos, refletindo o efeito de valores extremos.

O gráfico 02 é o resultado do ajuste da reta de regressão, para uma distância h entre amostras de 20 km e parâmetros: efeito pepita 6500, sill 3000, modelo esférico.

Gráfico 2: Semivariograma da média geral da precipitação utilizando um intervalo de distância de 20 km.

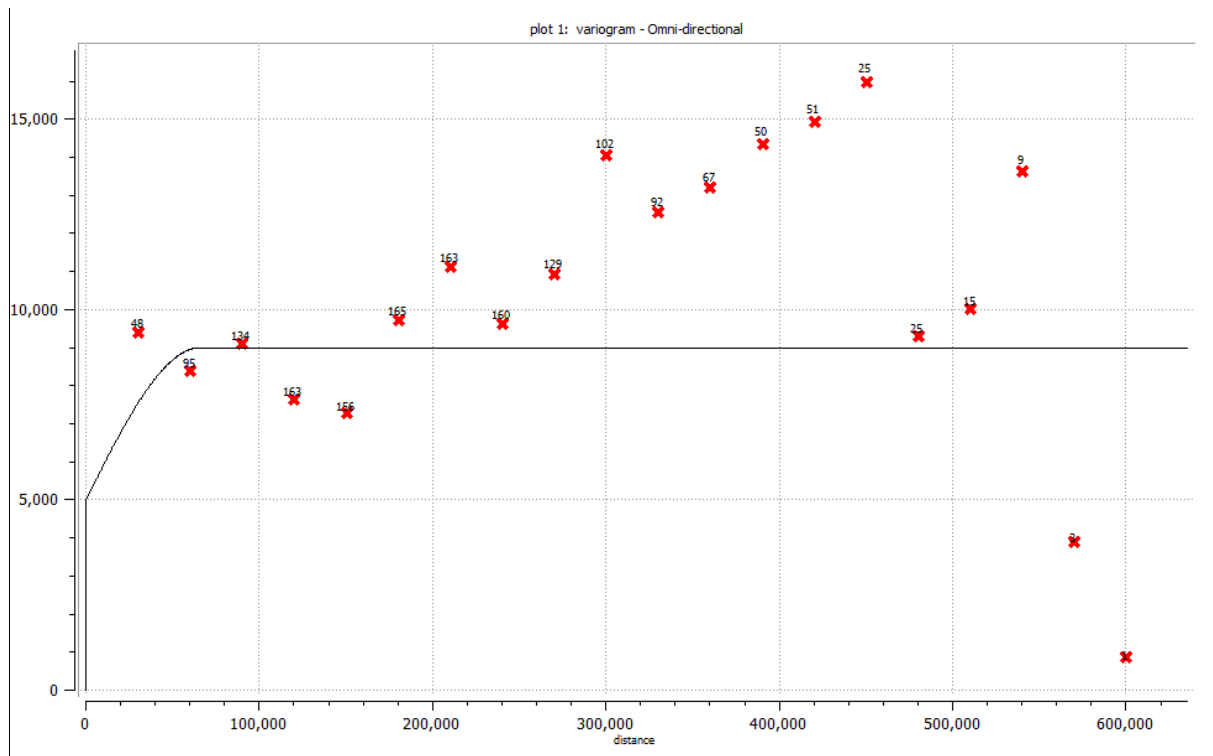


Org.: O autor (2018)

Para amostras com distanciamento h de 20 km, foi possível observar ajuste da reta de regressão aos três primeiros pontos de pares de amostras, os quais seguem evolução monotônica crescente, cujo alcance “ h ” do fenômeno é de 84 km. Entre todos os variogramas testados para esta série, este é o de melhor modelo teórico, cujos valores dos parâmetros apresentaram menor erro de estimativa determinados no método de validação.

O gráfico 03 é o resultado do ajuste da reta de regressão, para uma distância h entre amostras de 30 km e parâmetros: efeito pepita 5000, sill 4500, ajustado ao modelo esférico.

Gráfico 3: Semivariograma da média geral da precipitação utilizando um intervalo de distância de 30 km.

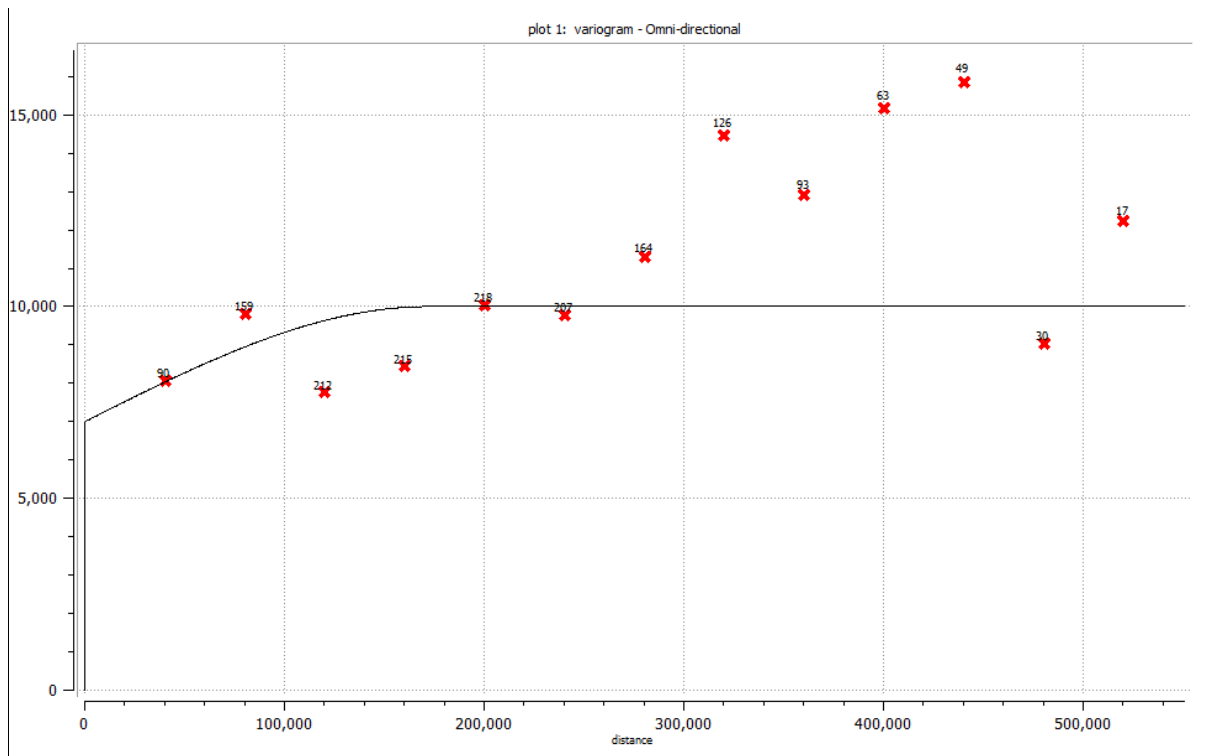


Org.: O autor (2018)

Para amostras com distanciamento h de 30 km, não foi possível definir um modelo que melhor represente o comportamento do fenômeno, mesmo sendo significativa a quantidade de pontos com pares de amostras consideradas na média para esta distância. Observa-se que já no segundo ponto há inflexão de valor em relação ao primeiro ponto.

O gráfico 04 é o resultado do ajuste da reta de regressão, para uma distância h entre amostras de 40 km e parâmetros: efeito pepita 7000, sill 3000, ajustado ao modelo esférico.

Gráfico 4: Semivariograma da média geral da precipitação utilizando um intervalo de distância de 40 km.

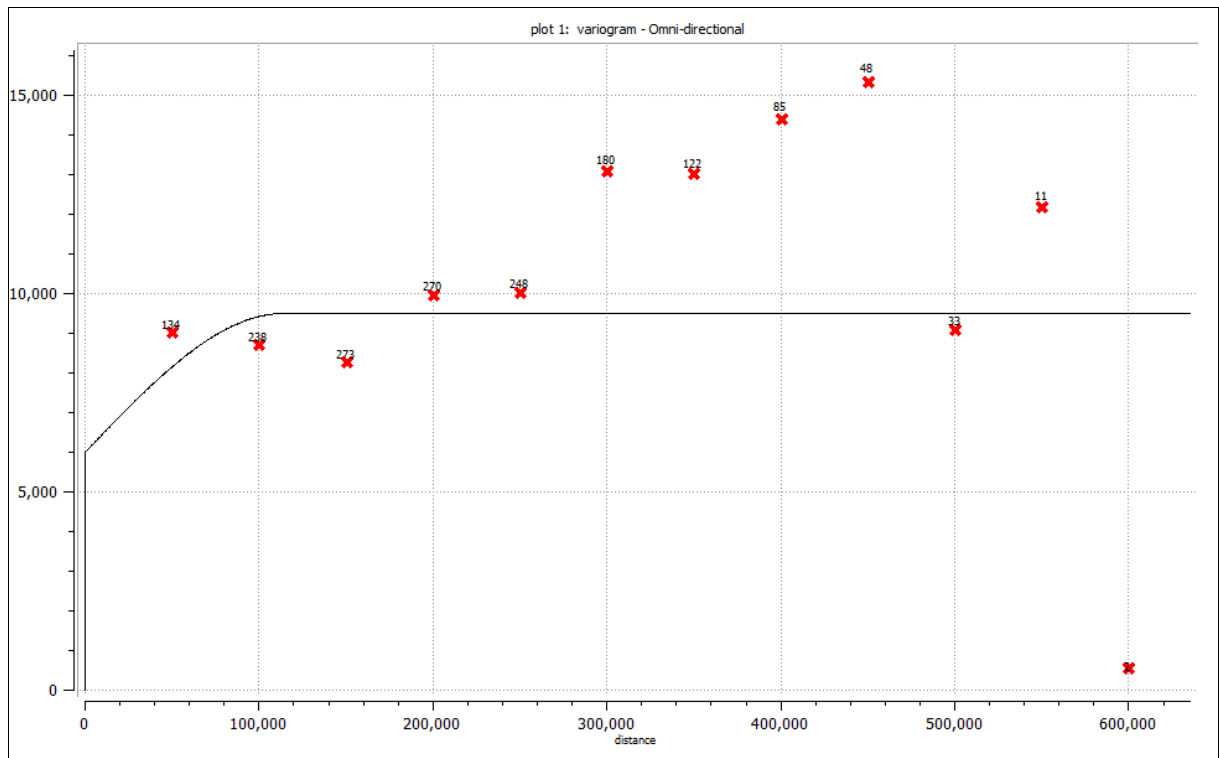


Org.: O autor (2018)

Para amostras com distanciamento h de 40 km, não foi possível definir um modelo que melhor represente o comportamento do fenômeno, mesmo sendo significativa a quantidade de pontos com pares de amostras consideradas na média para esta distância. Observa-se que já no terceiro ponto há inflexão de valor em relação ao segundo ponto.

O gráfico 05 é o resultado do ajuste da reta de regressão, para uma distância h entre amostras de 50 km e parâmetros: efeito pepita 6.000, sill 3.500, ajustado ao modelo esférico.

Gráfico 5: Semivariograma da média geral da precipitação utilizando um intervalo de distância de 50 km.

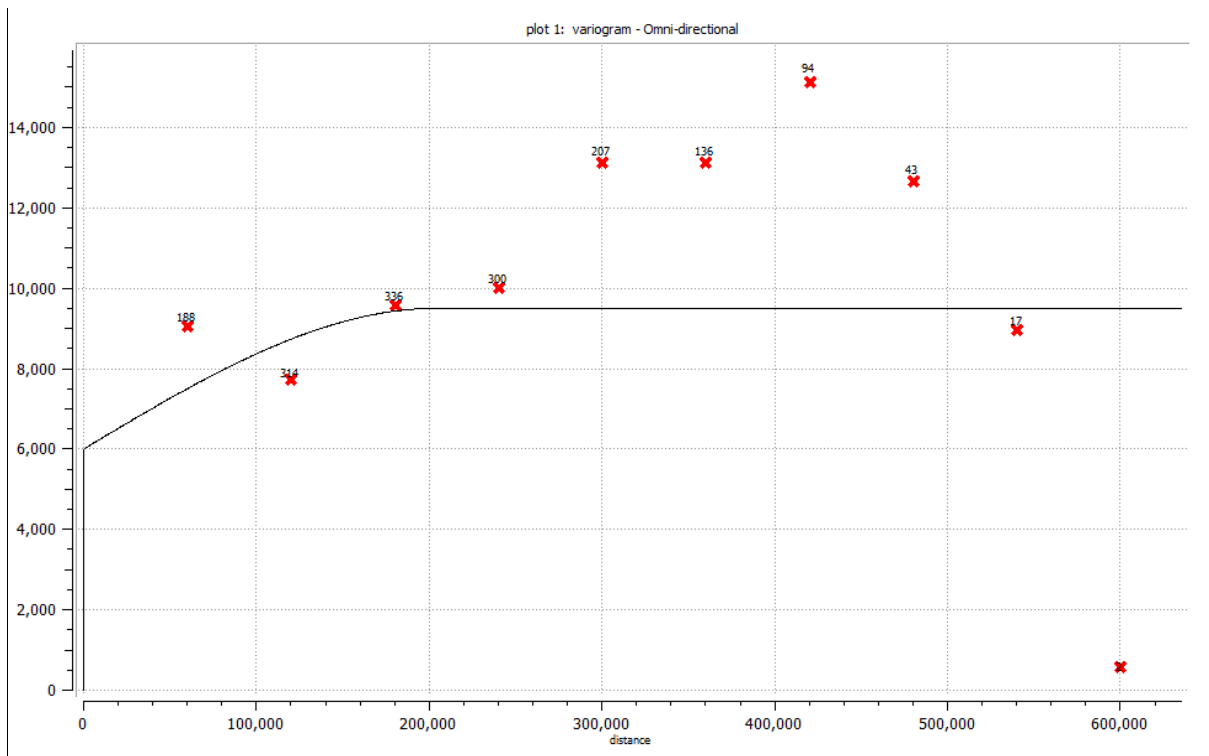


Org.: O autor (2018)

Para amostras com distanciamento h de 50 km, não foi possível definir um modelo que melhor represente o comportamento do fenômeno, mesmo sendo significativa a quantidade de pontos com pares de amostras consideradas na média para esta distância. Observa-se que já no segundo ponto há inflexão de valor em relação ao primeiro ponto.

O gráfico 06 é o resultado do ajuste da reta de regressão, para uma distância h entre amostras de 60 km e parâmetros: efeito pepita 6000, sill 3500, ajustado ao modelo esférico.

Gráfico 6: Semivariograma da média geral da precipitação utilizando um intervalo de distância de 60 km.



Org.: O autor (2018)

Para amostras com distanciamento h de 60 km, não foi possível definir um modelo que melhor represente o comportamento do fenômeno, mesmo sendo significativa a quantidade de pontos com pares de amostras consideradas na média para esta distância. Observa-se que já no segundo ponto há inflexão de valor em relação ao primeiro ponto.

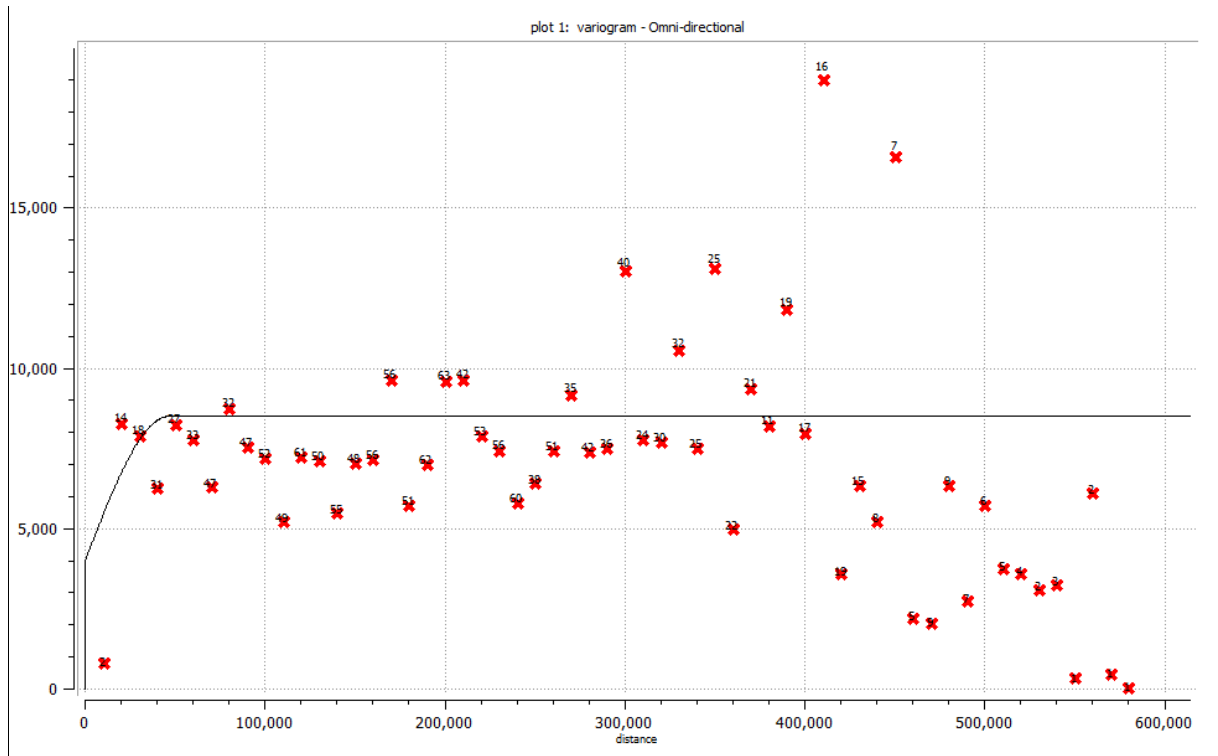
Resumidamente, o semivariograma que apresentou melhor modelo de ajuste ao comportamento do fenômeno foi o com intervalo de distância de 20 quilômetros (Gráfico 02).

5.2.2 – Semivariogramas da média da precipitação do período chuvoso

Referente ao tratamento série da média da precipitação do período chuvoso, foram gerados seis gráficos (semivariogramas) para diferentes intervalos de distância (comprimento de lag), sendo respectivamente 10, 20, 30, 40, 50 e 60 quilômetros, para determinar o melhor ajuste e a distância da continuidade espacial relacionada a este ajuste, ver gráficos 07, 08, 09, 10, 11 e 12.

O gráfico 07 é o resultado do ajuste da reta de regressão, para uma distância h entre amostras de 10 km e parâmetros: efeito pepita 4000, sill 4500, ajustado ao melo esférico.

Gráfico 7: Semivariograma da média da precipitação do período chuvoso com intervalo de distância de 10 km.

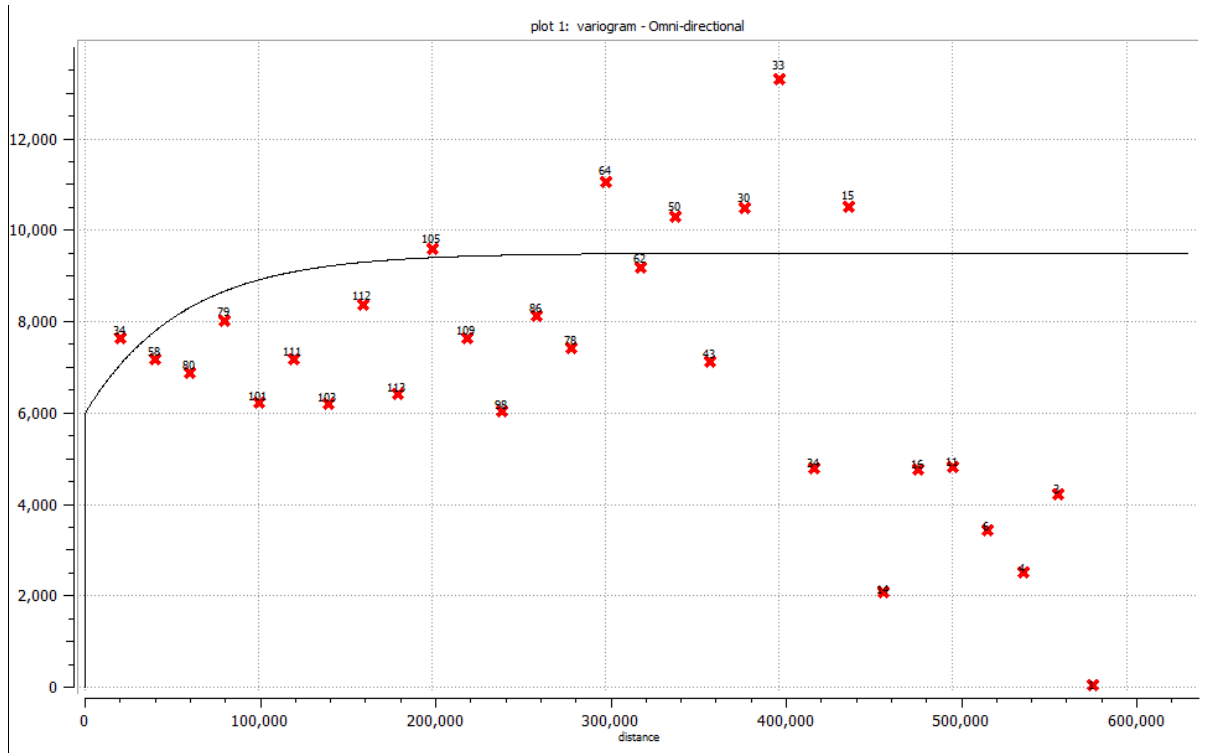


Org.: O autor (2018)

Para amostras com distanciamento h de 10 km, não foi possível definir um modelo que melhor represente o comportamento do fenômeno. Os pares de valores de variância estão muito dispersos, refletindo o efeito de valores extremos.

O gráfico 08 é o resultado do ajuste da reta de regressão, para uma distância h entre amostras de 20 km e parâmetros: efeito pepita 6000, sill 3500, ajustado ao modelo exponencial.

Gráfico 8: Semivariograma da média da precipitação do período chuvoso com intervalo de distância de 20 km.

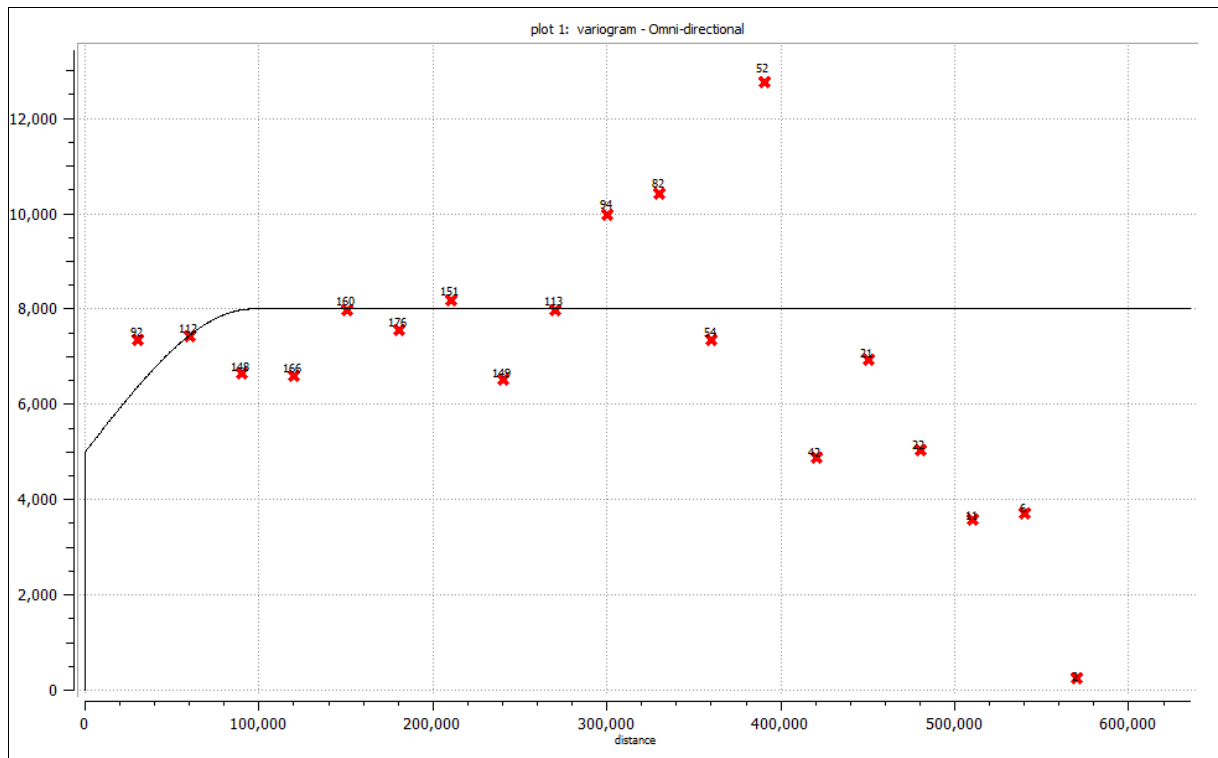


Org.: O autor (2018)

Para amostras com distanciamento h de 20 km, não foi possível definir um modelo que melhor represente o comportamento do fenômeno. Os pares de valores de variância estão muito dispersos, refletindo o efeito de valores extremos.

O gráfico 09 é o resultado do ajuste da reta de regressão, para uma distância h entre amostras de 30 km e parâmetros: efeito pepita 5000, sill 3000, ajustado ao modelo esférico.

Gráfico 9: Semivariograma da média da precipitação do período chuvoso com intervalo de distância de 30 km.

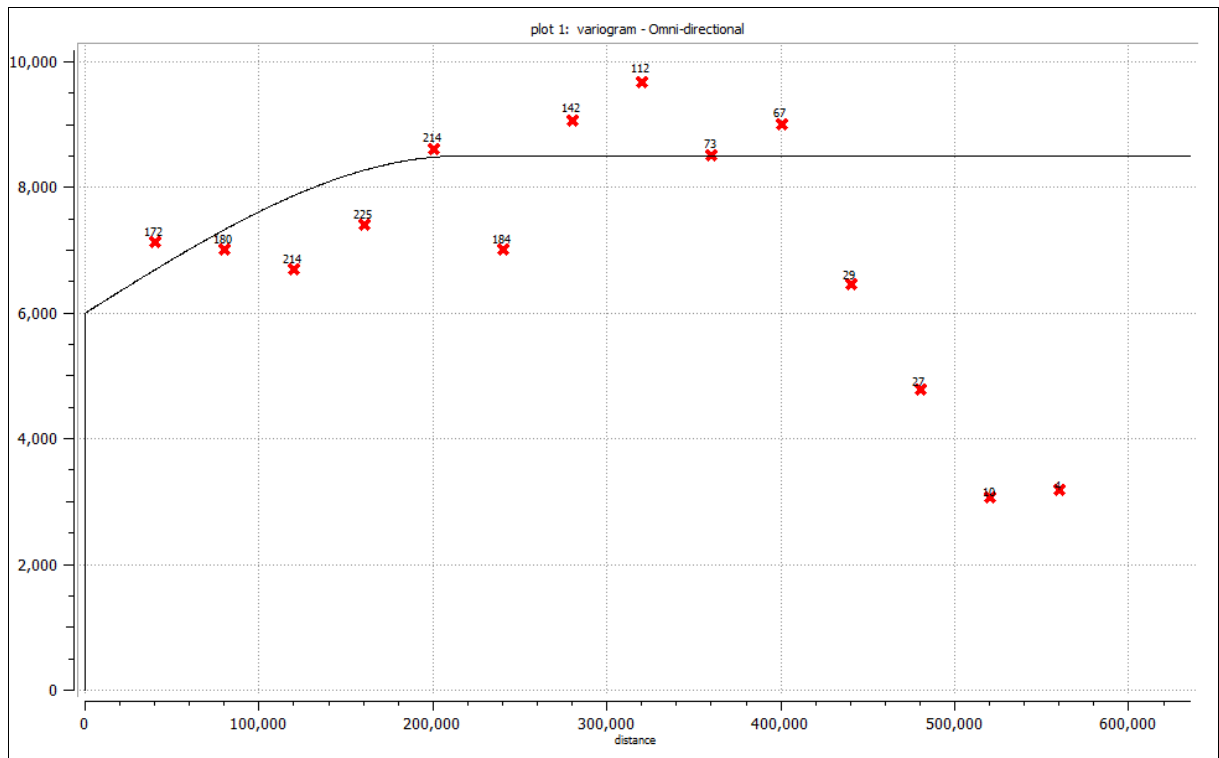


Org.: O autor (2018)

Para amostras com distanciamento h de 30 km, não foi possível definir um modelo que melhor represente o comportamento do fenômeno, mesmo sendo significativa a quantidade de pontos com pares de amostras consideradas na média para esta distância. Observa-se que já no terceiro ponto há inflexão de valor em relação ao segundo ponto.

O gráfico 10 é o resultado do ajuste da reta de regressão, para uma distância h entre amostras de 40 km e parâmetros: efeito pepita 6000, sill 2500, ajustado ao modelo esférico.

Gráfico 10: Semivariograma da média da precipitação do período chuvoso com intervalo de distância de 40 km.

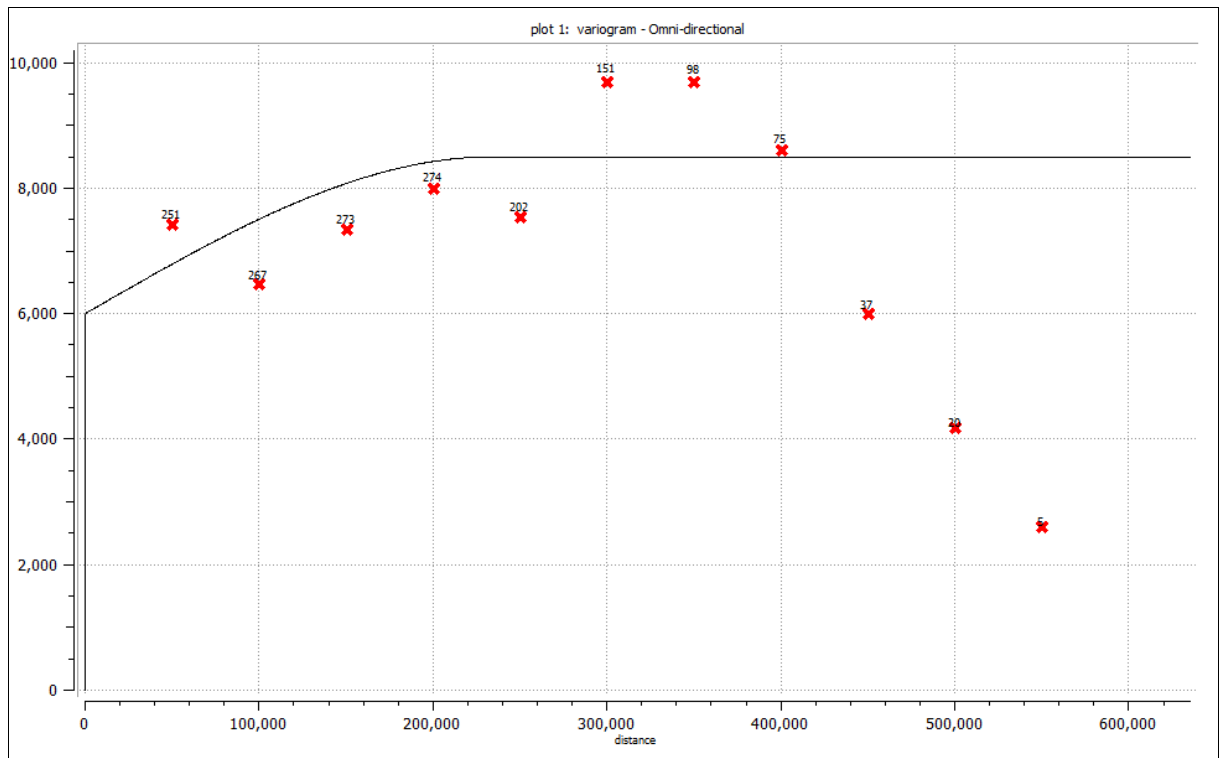


Org.: O autor (2018)

Para amostras com distanciamento h de 40 km, não foi possível definir um modelo que melhor represente o comportamento do fenômeno, mesmo sendo significativa a quantidade de pontos com pares de amostras consideradas na média para esta distância. Observa-se que já no segundo ponto há inflexão de valor em relação ao primeiro ponto.

O gráfico 11 é o resultado do ajuste da reta de regressão, para uma distância h entre amostras de 50 km e parâmetros: efeito pepita 6000, sill 2000, ajustado ao modelo esférico.

Gráfico 11: Semivariograma da média da precipitação do período chuvoso com intervalo de distância de 50 km.

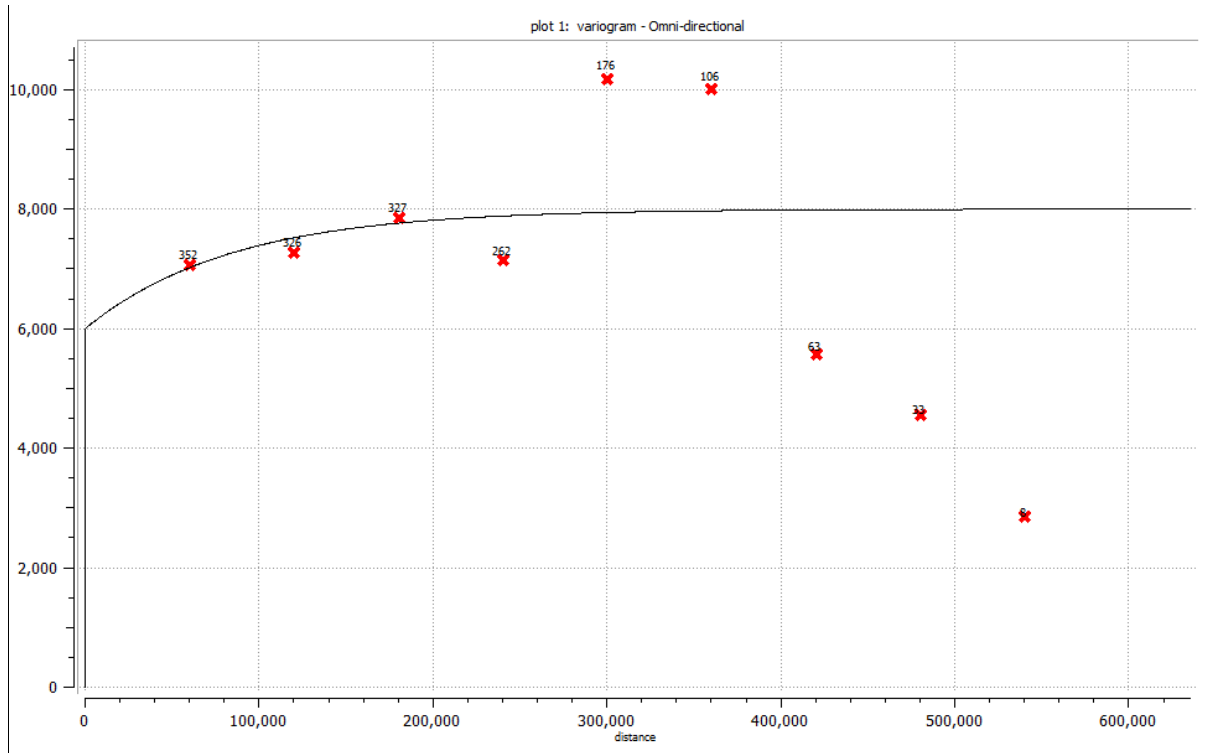


Org.: O autor (2018)

Para amostras com distanciamento h de 50 km, não foi possível definir um modelo que melhor represente o comportamento do fenômeno, mesmo sendo significativa a quantidade de pontos com pares de amostras consideradas na média para esta distância. Observa-se que já no segundo ponto há inflexão de valor em relação ao primeiro ponto.

O gráfico 12 é o resultado do ajuste da reta de regressão, para uma distância h entre amostras de 60 km e parâmetros: efeito pepita 6000, sill 2000, ajustado ao modelo exponencial

Gráfico 12: Semivariograma da média da precipitação do período chuvoso com intervalo de distância de 60 km.



Org.: O autor (2018)

Para amostras com distanciamento h de 60 km, foi possível observar ajuste da reta de regressão aos três primeiros pontos de pares de amostras, os quais seguem evolução monotônica crescente, cujo alcance “ h ” do fenômeno é de 250 km. Entre todos os variogramas testados para esta série, este é o de melhor modelo teórico, cujos valores dos parâmetros apresentaram menor erro de estimativa determinados no método de validação.

5.3 – Krigagem ordinária

A partir dos parâmetros obtidos do semivariograma ótimo de cada período, gerou-se um intervalo de lag (h) de 20km para as médias anuais e, de 60km para as médias do período chuvoso.

Foram utilizados como parâmetro de vizinhos próximos, ou seja, o número de amostras que será utilizada dentro da elipsoide de busca, sendo está definida pelo intervalo de lag (h) definido como parâmetro ótimo, o mínimo de 1 amostra e o máximo de 5 amostras

(Anexo 1). O número de vizinhos próximos ideal foi definido através do método de validação cruzada, onde buscou encontrar com qual quantidade de vizinhos próximos chegaria ao menor erro de estimação.

5.3.1 – Médias Pluviométricas Anuais

O quadro 12 contém o sumário do tratamento estatístico prévio contendo o valor observado de cada posto pluviométrico, o valor estimado através do método de krigagem ordinária e o erro de estimativa calculado a partir do método de validação cruzada.

Quadro 12: Valor real das amostras, valor estimado por krigagem ordinária, erro de estimação pela validação cruzada das médias anuais da série histórica.

ID	Município	Valor Real	Valor Estimado	Erro de Estimação
1	Abadia dos Dourados	1341.7	1489.3	147.3
2	Araguari	1486.0	1489.0	3.0
3	Araxá	1436.3	1615.9	179.9
4	Campina Verde	1405.0	1411.3	6.3
5	Campo Florido	1574.4	1490.1	-83.9
6	Canápolis	1489.9	1376.0	-114.0
7	Cascalho Rico	1671.5	1456.0	-216.0
8	Comendador Gomes	1530.6	1448.1	-82.9
9	Conquista	1565.7	1605.3	39.3
10	Coromandel	1671.2	1518.7	-152.3
11	Estrela do Sul	1478.5	1454.1	-24.9
12	Frutal	1435.7	1498.7	62.7
13	Gurinhata	1385.3	1387.5	2.5
14	Ibiá	1427.6	1578.4	150.4
15	Ipiáçu	1382.6	1438.1	55.1
16	Iraí de Minas	1319.1	1536.3	217.0
17	Itapagipe	1395.4	1421.3	26.3
18	Ituiutaba	1386.5	1427.9	40.9
19	Iturama	1409.1	1367.9	-41.1
20	Limeira do Oeste	1417.8	1351.4	-66.6
21	Monte Alegre De Minas	1453.3	1384.0	-69.0
22	Monte Carmelo	1404.3	1440.1	36.1
23	Patos de Minas	1477.2	1552.5	75.5
24	Patrocínio	1589.4	1540.7	-48.3

25	Perdizes	1638.1	1512.9	-125.2
26	Pirajuba	1580.1	1488.2	-91.8
27	Prata	1437.3	1438.7	1.7
28	Sacramento	1634.2	1560.3	-73.7
29	Santa Juliana	1608.6	1492.9	-116.1
30	Santa Vitória	1296.2	1450.0	153.9
31	São Francisco De Sales	1326.6	1416.9	89.9
32	Serra do Salitre	1575.3	1558.0	-17.0
33	Tapira	1612.4	1531.7	-80.4
34	Tupaciguara	1315.2	1429.8	114.8
35	Uberlândia	1462.7	1483.3	20.3
36	Veríssimo	1429.1	1525.6	96.6
37	Acreúna	1408.0	1417.3	9.3
38	Buriti Alegre	1255.7	1442.0	186.0
39	Edéia	1450.9	1430.0	-21.0
40	Goiatuba	1451.0	1434.5	-16.5
41	Itajá	1483.7	1455.0	-29.0
42	Itarumã	1455.0	1484.0	29.0
43	Itumbiara	1439.6	1443.3	3.3
44	Jataí	1549.4	1394.0	-155.0
45	Joviânia	1508.7	1450.0	-59.0
46	Marzagão	1461.5	1351.1	-110.9
47	Maurilândia	1394.4	1450.5	56.5
48	Morrinhos	1492.7	1417.5	-75.5
49	Pontalina	1425.0	1487.7	62.7
50	Quirinópolis	1527.2	1379.4	-147.6
51	Rio Verde	1394.1	1446.4	52.3
52	Três Ranchos	1496.3	1491.3	-4.7
Média Aritmética dos Erros				-1.99

Org.: o autor (2018)

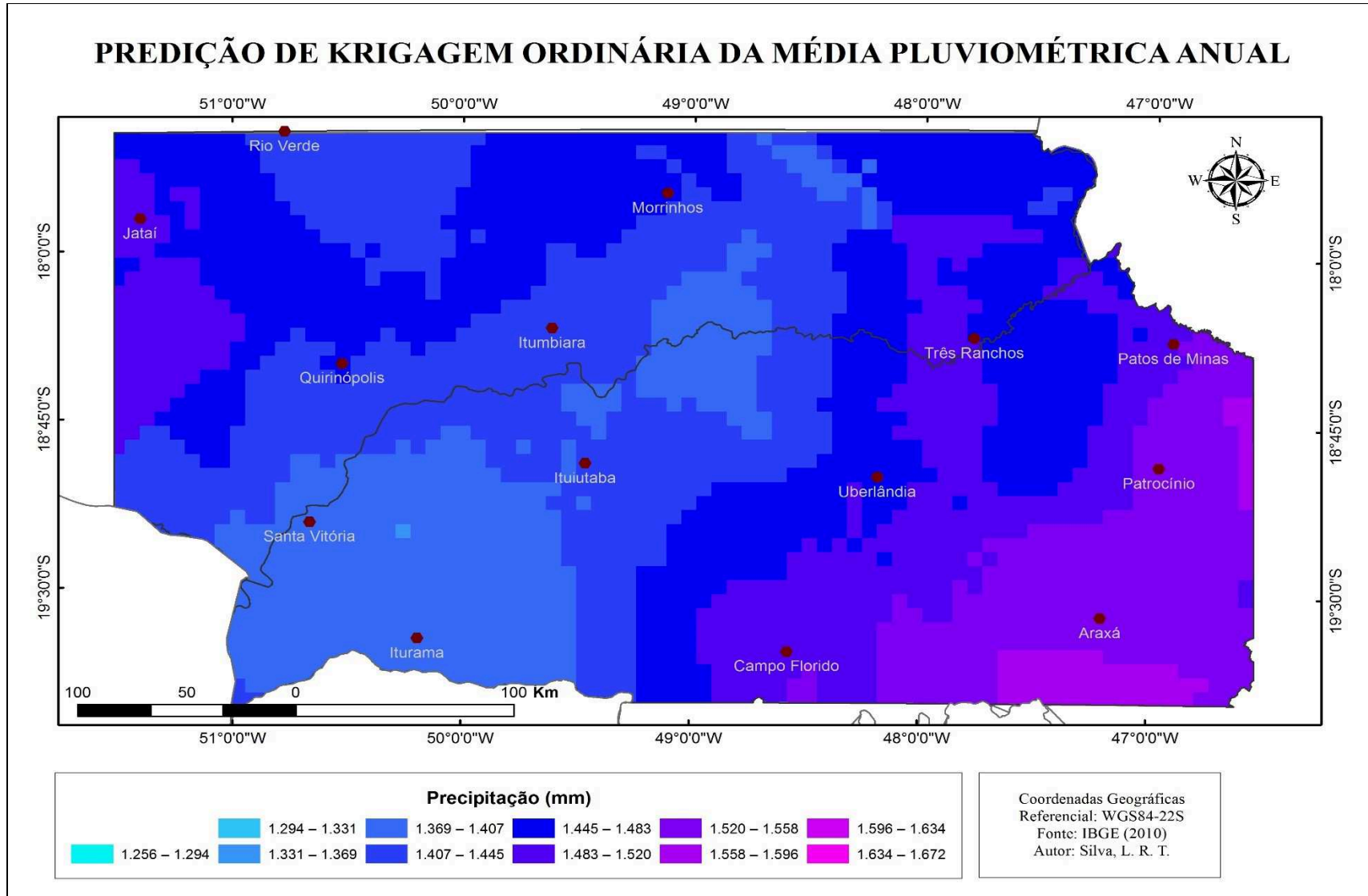
Análise do quadro 12 demonstra que a média de erro das estimativas é de -1.99, sendo que o menor erro é de -216, referente ao município de Cascalho Rico - MG e o maior erro é de 217 referente ao município Iraí de Minas - MG.

A partir dos dados de estimação da krigagem ordinária e do erro de estimação da validação cruzada (ver quadro 12) foram elaborados respectivamente os mapas de previsão de krigagem ordinária e do erro de estimação da validação cruzada para a precipitação média anual da série histórica (ver figura 10 e 11). O primeiro foi elaborado utilizando os parâmetros obtidos no semivariograma definido como sendo o ótimo, com intervalo de lag (h) de 20 km,

efeito pepita de 6500, sill de 3000 e alcance “h” do fenômeno de 84 km (ver gráfico 2), enquanto que no segundo foram utilizados os dados do erro de estimação.

A figura 10, representa o mapa de interpolação da krigagem ordinária a partir dos dados estimados de precipitação média anual da série histórica.

Figura 10: Mapa de interpolação por krigagem ordinária da precipitação média anual.



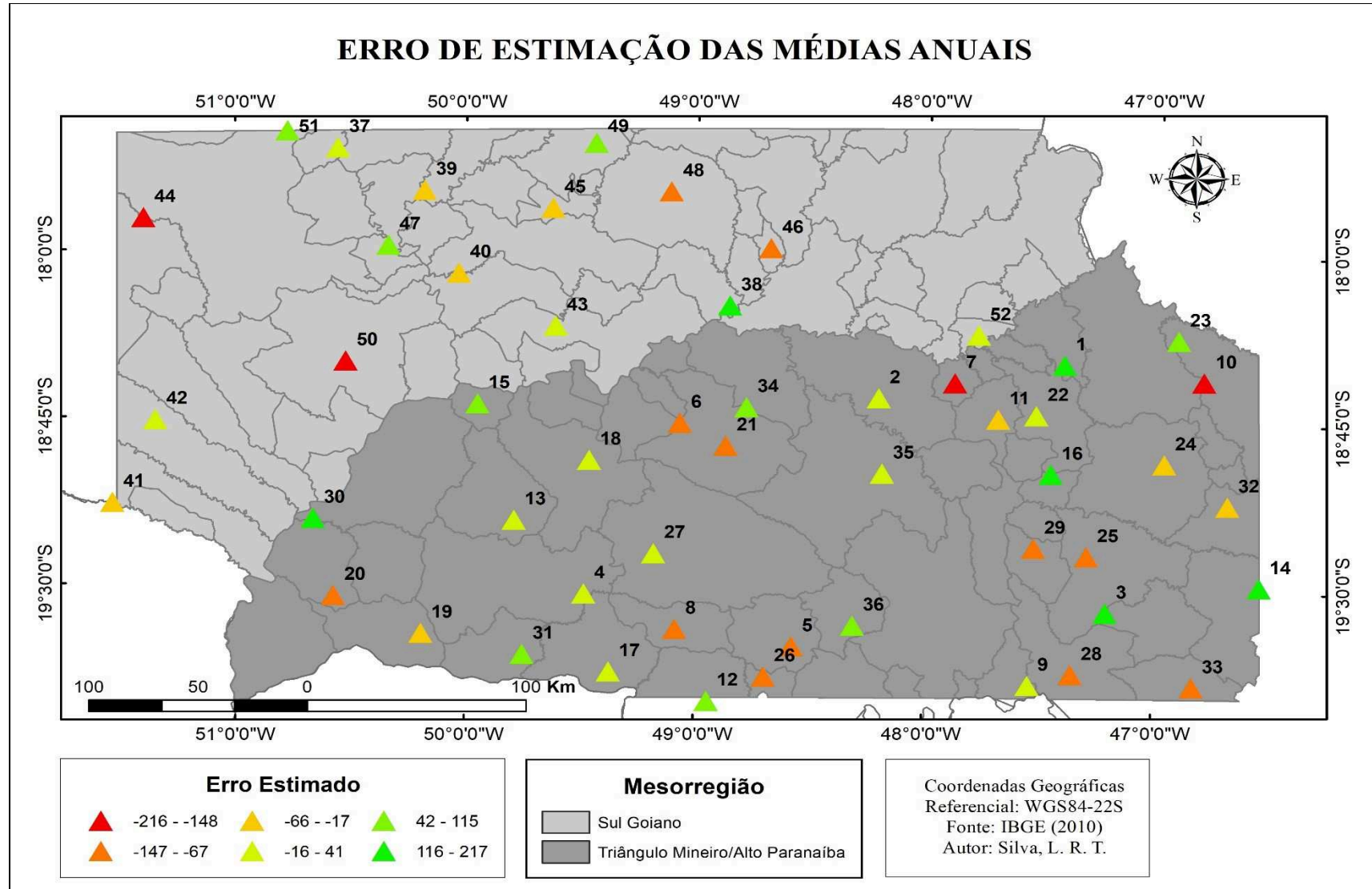
Elaboração: O autor (2018)

Análise do mapa demonstra que em toda a região, os maiores valores de precipitação, entre 1370 a 1672 mm, ocorrem na porção sudeste do Triângulo Mineiro/Alto Paraíba e na porção oeste do Sul Goiano e, os menores valores, entre 1256 a 1369 mm ocupando uma faixa entre as duas porções.

Observando o mapa ainda é possível observar uma relação direta em valores de precipitação e altitude do terreno. Valores mais baixos de precipitação e altitude situam-se na porção mediana da área, nível de base associada ao curso principal do Rio Paranaíba, enquanto que, valores superiores situam-se no Alto Paranaíba e porção oeste da Mesorregião do Sul de Goiano.

A figura 11 representa o mapa do erro de estimação obtido através da validação cruzada das médias anuais.

Figura 11: Mapa do erro de estimação da validação cruzada referente a precipitação média anual.



Observa-se no mapa de erro de estimação da precipitação média anual (figura 11), que não existe um padrão na distribuição de valores, sendo que os mesmos estão dispersos por toda área de estudo. Salienta-se ainda que a média aritmética dos erros de estimação foi de -1.99 mm.

Na mesorregião do Triângulo Mineiro/Alto Paranaíba – MG, os valores extremos negativos do erro de estimação estão localizados respectivamente nos municípios de Cascalho Rico (-216,0); Coromandel (-152,3); Perdizes (-125,2); Santa Juliana (-116,1); Canápolis (-114,0) e Pirajuba (-91,8). Enquanto que os valores extremos positivos estão situados nos municípios de Iraí de Minas (217,0); Araxá (179,0); Santa Vitória (153,9); Ibiá (150,4); Abadia dos Dourados (147,3) e Tupaciguara (114,8). Já os que apresentaram os menores erros de estimação, foram respectivamente os municípios de Prata (1,7); Gurinhatã (2,5); Campina Verde (6,3); Serra do Salitre (-17,0) e Uberlândia (20,3).

Já na mesorregião do Sul Goiano – GO, os valores extremos positivos do erro de estimação estão localizados respectivamente nos municípios de Buriti Alegre (186,0); Pontalina (62,7); Maurilândia (56,5); e Rio Verde (52,3). Enquanto que os extremos negativos situam-se nos municípios de Jataí (-155,0); Quirinópolis (-147,6); Marzagão (-110,9); Morrinhos (-75,5) e Joviânia (-59,0). Já os que apresentaram o menor erro de estimação, foram respectivamente os municípios de Itumbiara (3,3); Três Ranchos (-4,7); Acreúna (9,3); Goiatuba (-16,5) e Edéia (-21,0).

Torna-se importante lembrar que tal erro de estimação é gerado a partir do valor estimado pela krigagem ordinária, cujos parâmetros de busca para estimação foram de no mínimo de 1 e no máximo de 5 amostras e distância de 84 km.

5.3.2 – Médias pluviométricas do período chuvoso

O quadro 13 contém o sumário do tratamento estatístico prévio com o valor real de

cada posto pluviométrico, o valor estimado através do método de krigagem ordinária e erro de estimação calculado a partir do método de validação cruzada referente a precipitação média geral do período chuvoso (outubro a abril).

Quadro 13: Valor observado das amostras, valor estimado por krigagem ordinária, erro de estimação pela validação cruzada da média geral do período chuvoso (outubro a abril).

ID	Município	Valor Observado	Valor Estimado	Erro de Estimação
1	Abadia dos Dourados	1233.2	1349.8	116.8
2	Araguari	1364.2	1334.8	-29.2
3	Araxá	1311.7	1448.0	136.0
4	Campina Verde	1257.5	1275.4	17.4
5	Campo Florido	1403.7	1347.6	-56.4
6	Canápolis	1354.0	1310.2	-43.8
7	Cascalho Rico	1522.2	1296.7	-225.3
8	Comendador Gomes	1381.5	1304.4	-77.6
9	Conquista	1396.0	1407.6	11.6
10	Coromandel	1525.7	1353.0	-173.0
11	Estrela do Sul	1353.3	1301.9	-51.1
12	Frutal	1273.8	1345.4	71.4
13	Gurinhata	1247.1	1252.4	5.4
14	Ibiá	1290.7	1408.7	117.7
15	Ipiacu	1259.7	1302.2	42.1
16	Iraí de Minas	1204.3	1405.7	201.7
17	Itapagipe	1252.6	1272.3	19.3
18	Ituiutaba	1246.5	1298.6	51.6
19	Iturama	1240.8	1220.8	-20.3
20	Limeira do Oeste	1258.5	1236.3	-22.7
21	Monte Alegre De Minas	1324.2	1322.3	-1.7
22	Monte Carmelo	1298.9	1302.2	3.2
23	Patos de Minas	1376.5	1357.5	-19.5
24	Patrocínio	1442.7	1405.0	-38.0
25	Perdizes	1473.1	1379.4	-93.6
26	Pirajuba	1421.9	1333.6	-88.4
27	Prata	1316.4	1294.6	-21.4
28	Sacramento	1465.9	1409.6	-56.4
29	Santa Juliana	1474.1	1352.3	-121.7
30	Santa Vitória	1154.0	1281.9	127.9
31	São Francisco De Sales	1186.3	1272.1	86.1
32	Serra do Salitre	1437.1	1413.4	-23.6
33	Tapira	1423.3	1380.8	-42.2
34	Tupaciguara	1387.1	1304.8	-82.2

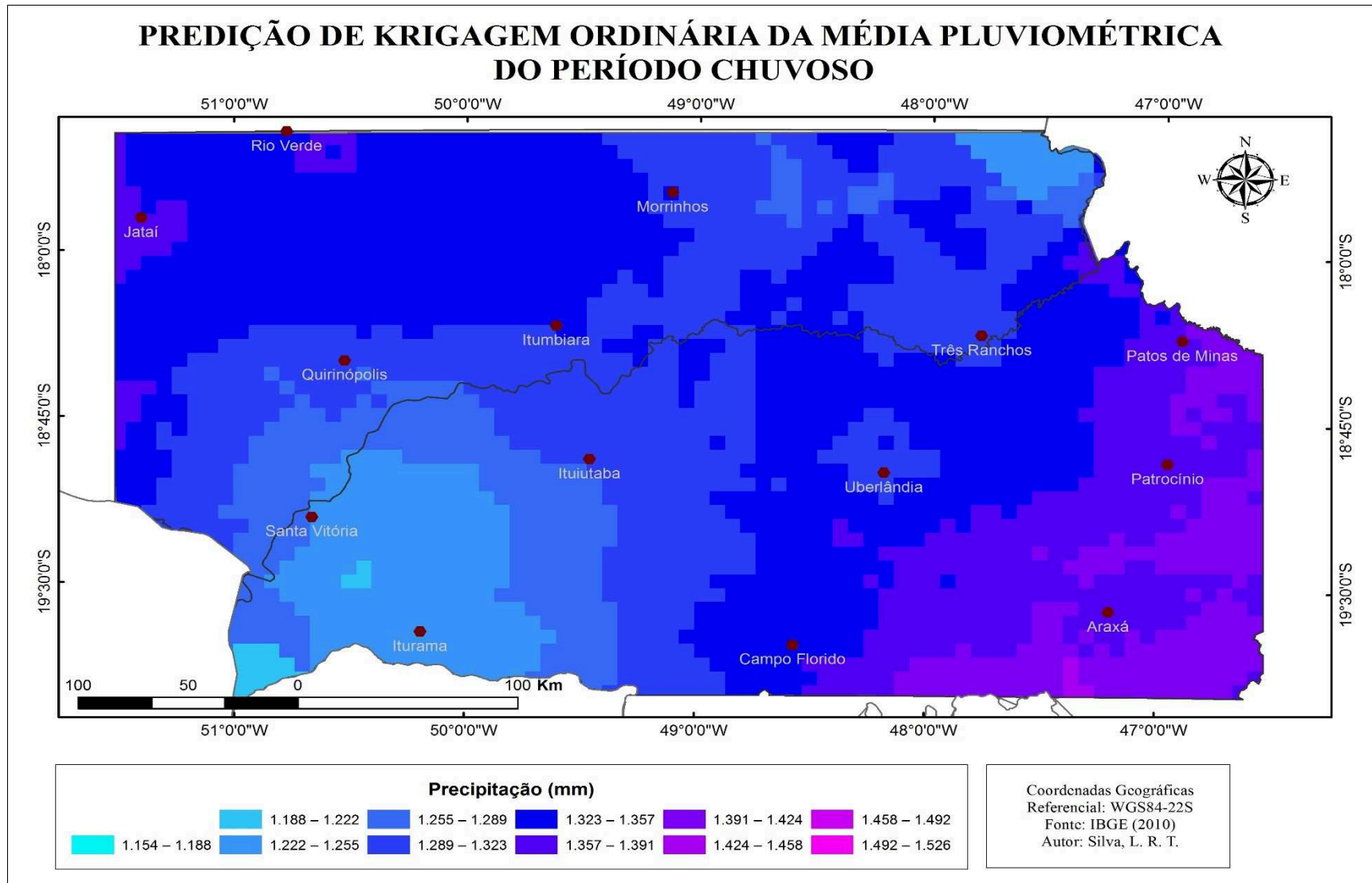
35	Uberlândia	1191.9	1389.2	197.2
36	Veríssimo	1326.1	1335.1	9.1
37	Acreúna	1316.7	1373.9	56.9
38	Buriti Alegre	1270.1	1343.3	73.3
39	Edéia	1391.7	1349.7	-42.3
40	Goiatuba	1440.8	1323.7	-117.3
41	Itajá	1378.3	1296.7	-81.3
42	Itarumã	1410.3	1290.0	-120.0
43	Itumbiara	1333.2	1322.9	-10.1
44	Jataí	1357.3	1337.7	-19.3
45	Joviânia	1303.9	1363.5	59.5
46	Marzagão	1272.6	1335.5	62.5
47	Maurilândia	1323.8	1356.9	32.9
48	Morrinhos	1392.5	1289.0	-104.0
49	Pontalina	1274.0	1369.6	95.6
50	Quirinópolis	1251.3	1316.1	65.1
51	Rio Verde	1366.1	1359.4	-6.7
52	Três Ranchos	1223.2	1359.1	136.1
Média Aritmética dos Erros				0.14

Org.: o autor (2018)

Com base nos dados de estimação da krigagem ordinária e do erro de estimação da validação cruzada (ver quadro 13) foram elaborados respectivamente os mapas de predição de krigagem ordinária e do erro de estimação da validação cruzada para a precipitação média do período chuvoso (ver figura 12 e 13). O primeiro foi elaborado utilizando os parâmetros obtidos no semivariograma definido como sendo o ótimo, com intervalo de lag (h) de 60 km, efeito pepita de 6000, sill de 2000 e range de 250 km (ver gráfico 12), enquanto que no segundo foi utilizado os dados do erro de estimação.

A figura 12, representa o mapa de interpolação da krigagem ordinária a partir dos dados estimados de precipitação média do período chuvoso (outubro a abril).

Figura 12: Mapa de predição de krigagem ordinária da precipitação média anual do período chuvoso.

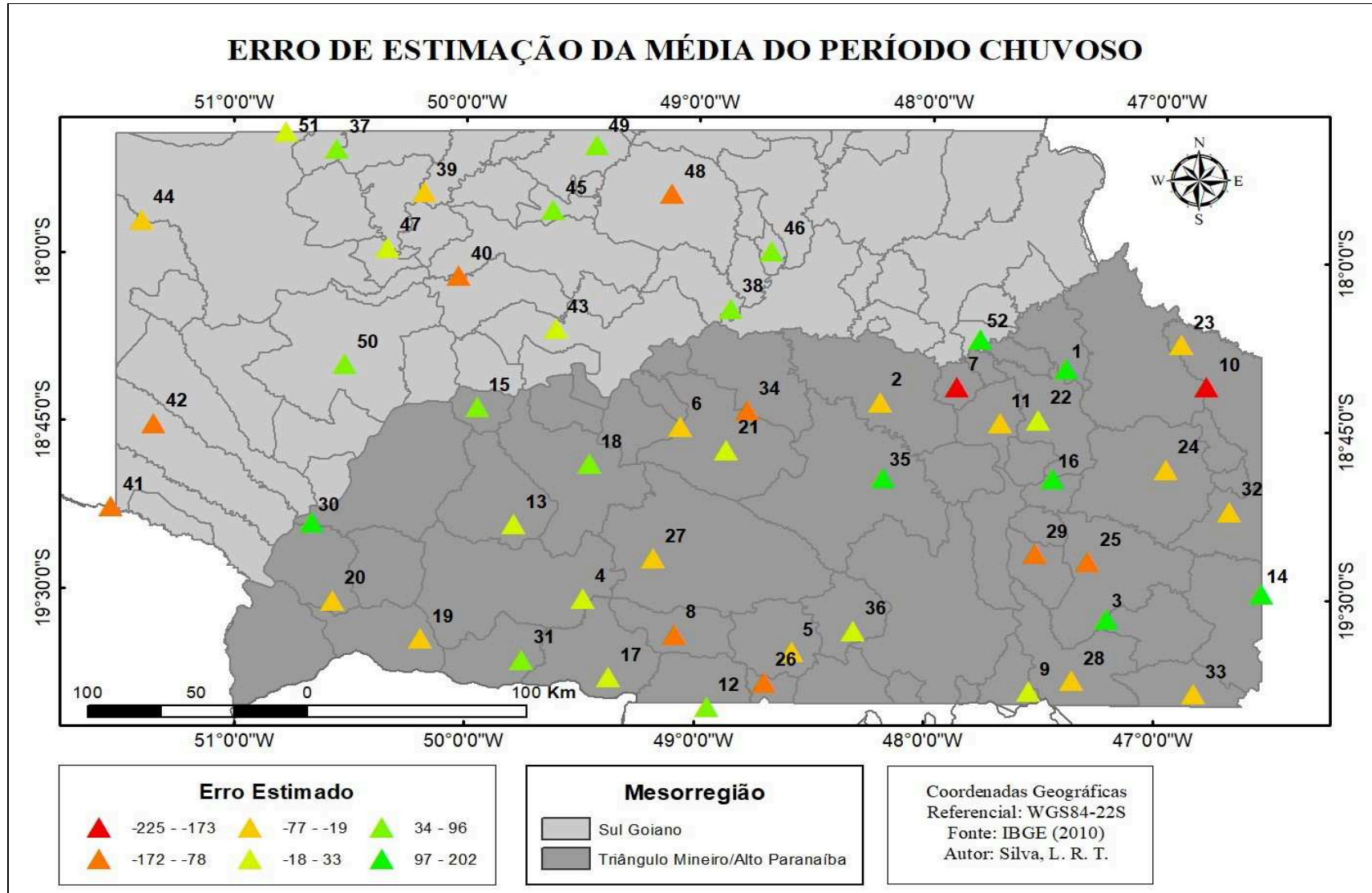


Observa-se que no mapa de interpolação da precipitação média do período chuvoso correspondendo os meses de outubro a abril (figura 12) que os dados com valores mais elevados, entre 1392mm a 1526mm, estão localizados nas extremidades da região, ocorrendo especificamente nas porções sudeste e noroeste da respectiva área, enquanto que os valores mais baixos, entre 1154mm a 1357mm, estão situados em uma faixa intermediária entre as duas regiões

A partir da análise do mapa percebe-se que em toda região os valores mais elevados, entre 1392 a 1526 mm, ocorrem na porção sudeste do Triângulo Mineiro/Alto Paranaíba e na porção oeste do Sul Goiano e, os menores valores situam-se em uma faixa entre as duas regiões. Do mesmo que no corrido com os resultados da série de médias totais, as precipitações estão relacionadas à altitude, onde os valores mais altos ocorrem no Alto Paranaíba e porção oeste da Mesorregião do Sul Goiano, enquanto que os valores mais baixos estão associados a baixas altitudes ao longo do Rio Paranaíba (nível de base).

A figura 13 representa o mapa de erro de estimação obtido através do método de validação cruzada da média pluviométrica do período chuvoso do período chuvoso.

Figura 13: Mapa do erro de estimação obtido por validação cruzada da precipitação média do período chuvoso.



Observa-se no mapa de erro de estimação da precipitação média do período chuvoso (figura 13) que não existe um padrão na distribuição de valores, sendo que os mesmos estão dispersos por toda área de estudo. Salienta-se ainda que a média aritmética dos erros de estimação foi de 0,14.

Na mesorregião do Triângulo Mineiro/Alto Paranaíba – MG, os valores extremos positivos estão localizados respectivamente nos municípios de Iraí de Minas (201,7); Uberlândia (197,2); Araxá (136,0); Santa Vitória (127,9) e Ibiá (117,7). Enquanto que os valores extremos negativos estão situados respectivamente nos municípios de Cascalho Rico (-225,3); Coromandel (-173,0); Santa Juliana (-121,7); Perdizes (-93,6) e Pirajuba (-84,4). Já os que apresentaram menor erro de estimação foram respectivamente os municípios de Monte Alegre de Minas (-1,7); Monte Carmelo (3,2); Gurinhatã (5,4); Veríssimo (9,1); Conquista (11,6) e Campina Verde (17,4).

Na mesorregião Sul Goiano – GO, os valores extremos positivos do erro de estimação, estão localizados respectivamente nos municípios de Três Ranchos (136,1); Pontalina (95,6); Buriti Alegre (73,3); Quirinópolis (65,1) e Marzagão (62,5). Enquanto que os valores extremos negativos situam-se respectivamente nos municípios de Itarumã (-120,0); Goiatuba (-117,3); Morrinhos (-104,0); Itajá (-81,3) e Edéia (-42,3). Já os que apresentaram menor erro de estimação, foram respectivamente os municípios de Rio Verde (-6,7); Itumbiara (-10,1); Jataí (-19,3) e Maurilândia (32,9).

Faz-se importante lembrar que tal erro de estimação é gerado a partir do valor estimado pela krigagem ordinária, que neste caso considerou como critérios de busca, para a estimativa de valores, o mínimo de 1 e o máximo de 5 amostras, em um raio de distância de 250km.

5.3.3 – Predição de valores para locais não amostrados

O quadro 14 contém a predição de valores por krigagem ordinária da média pluviométrica anual e da média pluviométrica do período chuvoso para os municípios que compõe a área de estudo e não possui postos pluviométricos.

Quadro 14: Predição de valores por krigagem ordinária para os municípios que compõem a área de estudo e não possuem postos pluviométricos.

ID	Código IBGE	Município	UF	Média Pluviométrica Anual Estimada	Média Pluviométrica Estimada do Período Chuvoso
1	5200209	Água Limpa	GO	1395.0	1323.0
2	5200506	Aloândia	GO	1458.0	1339.9
3	5201207	Anhanguera	GO	1469.5	1306.1
4	5201454	Aparecida do Rio Doce	GO	1507.1	1339.9
5	5203500	Bom Jesus de Goiás	GO	1449.6	1323.0
6	5204102	Cachoeira Alta	GO	1471.4	1306.1
7	5204250	Cachoeira Dourada	GO	1422.3	1323.0
8	5204300	Caçu	GO	1444.1	1306.1
9	5204508	Caldas Novas	GO	1422.3	1306.1
10	5204805	Campo Alegre de Goiás	GO	1479.8	1289.2
11	5205059	Castelândia	GO	1458.0	1339.9
12	5205109	Catalão	GO	1479.8	1306.1
13	5205901	Corumbáiba	GO	1422.3	1323.0
14	5206602	Cumari	GO	1479.8	1323.0
15	5206909	Davinópolis	GO	1491.2	1323.0
16	5207352	Edealina	GO	1458.0	1339.9
17	5208509	Goiandira	GO	1479.8	1323.0
18	5209150	Gouvelândia	GO	1422.3	1306.1
19	5209937	Inaciolândia	GO	1433.8	1289.2
20	5210109	Ipameri	GO	1459.9	1306.1
21	5212253	Lagoa Santa	GO	1422.3	1323.0
22	5212600	Mairipotaba	GO	1469.5	1306.1
23	5213756	Montividiu	GO	1458.0	1339.9
24	5214804	Nova Aurora	GO	1458.0	1323.0
25	5215504	Ouvidor	GO	1491.2	1323.0
26	5216007	Panamá	GO	1433.8	1323.0
27	5216304	Paranaiguara	GO	1422.3	1289.2
28	5217104	Piracanjuba	GO	1449.6	1289.2
29	5217401	Pires do Rio	GO	1438.1	1323.0
30	5218052	Porteirão	GO	1442.1	1339.9
31	5218391	Professor Jamil	GO	1469.5	1306.1

32	5218789	Rio Quente	GO	1422.3	1289.2
33	5219209	Santa Cruz de Goiás	GO	1438.1	1306.1
34	5219308	Santa Helena de Goiás	GO	1422.3	1356.8
35	5219712	Santo Antônio da Barra	GO	1422.3	1356.8
36	5220405	São Simão	GO	1386.6	1255.4
37	5221551	Turvelândia	GO	1433.8	1339.9
38	5221809	Urutaí	GO	1449.6	1323.0
39	5222054	Vicentinópolis	GO	1458.0	1339.9
40	3100708	Água Comprida	MG	1537.1	1390.6
41	3103751	Araporã	MG	1386.6	1323.0
42	3109808	Cachoeira Dourada	MG	1402.4	1306.1
43	3112604	Capinópolis	MG	1410.8	1306.1
44	3114550	Carneirinho	MG	1364.8	1323.0
45	3115805	Centralina	MG	1410.8	1373.7
46	3117306	Conceição das Alagoas	MG	1537.1	1390.6
47	3120706	Cruzeiro da Fortaleza	MG	1558.9	1407.5
48	3121258	Delta	MG	1558.9	1323.0
49	3123502	Douradoquara	MG	1491.2	1323.0
50	3127909	Grupiara	MG	1491.2	1390.6
51	3128907	Guimarânia	MG	1558.9	1323.0
52	3130705	Indianópolis	MG	1491.2	1356.8
53	3145000	Nova Ponte	MG	1521.3	1356.8
54	3149200	Pedrinópolis	MG	1537.1	1339.9
55	3156403	Romaria	MG	1469.5	1373.7
56	3170107	Uberaba	MG	1521.3	1238.5
57	3170438	União de Minas	MG	1386.6	1323.0

Org.: o autor (2018)

A estimativa de valores por krigagem ordinária para locais não amostrados, faz-se importe, uma vez que, este podem subsidiar em futuras pesquisas que desejam levar em consideração a média pluviométrica de tais municípios.

5.4 – Krigagem Indicativa

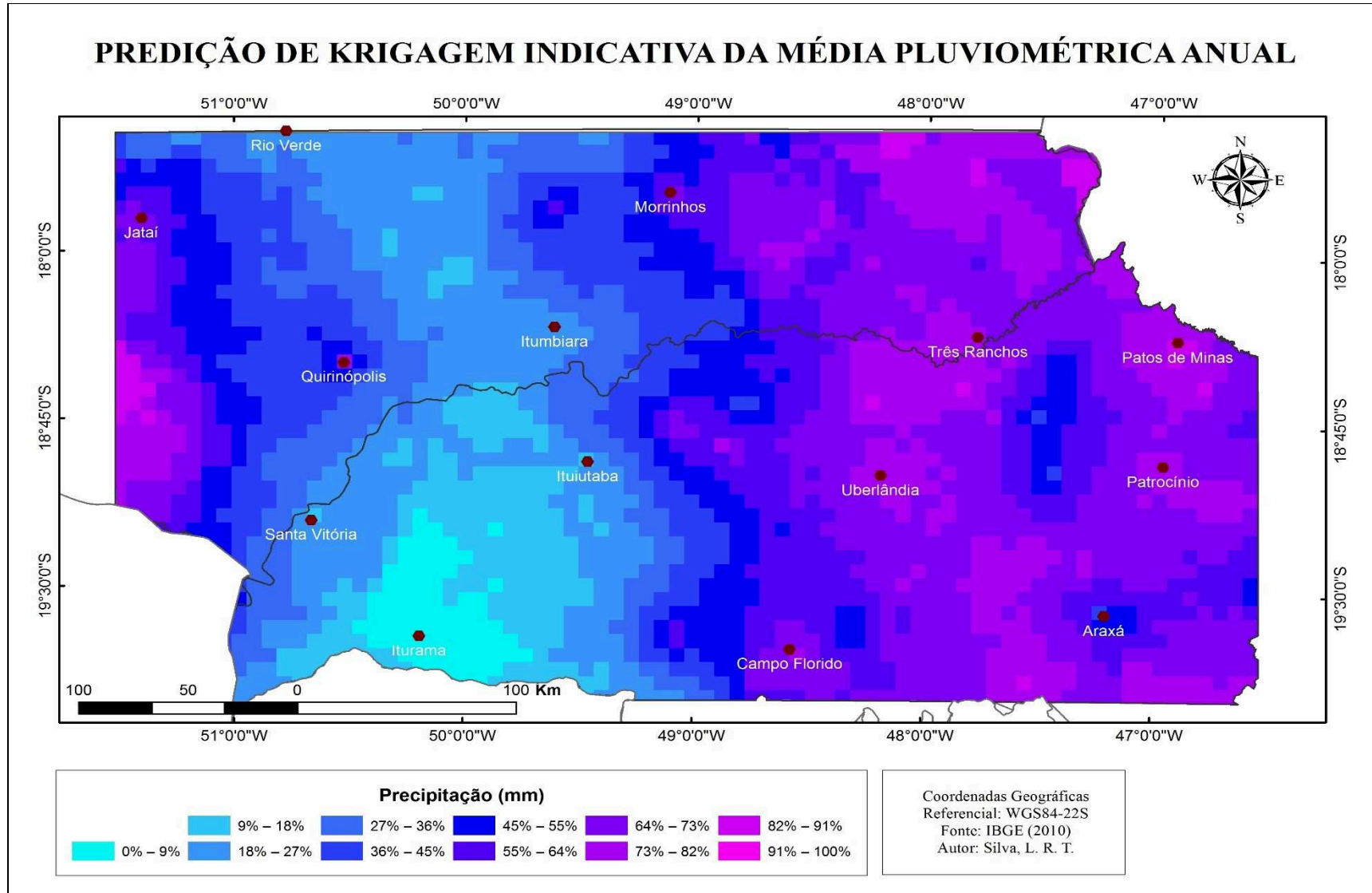
5.4.1 – Médias pluviométricas anuais

Com base no valor da mediana da média pluviométrica anual foi elabora o mapa de krigagem indicativa (figura 14), onde os valores situados acima da mediana foram reclassificados como (1) enquanto que os valores situados abaixo da mediana foram

reclassificados como (0). O mesmo foi elaborado a partir do semivariograma com distanciamento h equivalente a 20 km, efeito pepita de 6500, sill de 3000 e range de 84 km (gráfico 2).

A figura 14, representa o mapa de interpolação da krigagem indicativa da média pluviométrica anual.

Figura 14: Mapa de previsão de krigagem indicativa da precipitação média anual.



É possível observar no mapa de interpolação da precipitação média anual (figura 14) que os dados de probabilidade com valores mais elevados, entre 66% e 100%, estão localizados nas extremidades da região, ocorrendo especificamente nas porções leste e noroeste da respectiva área, enquanto que os valores de probabilidade mais baixos, entre 5% a 57%, situam-se em uma faixa intermediária entre as duas regiões.

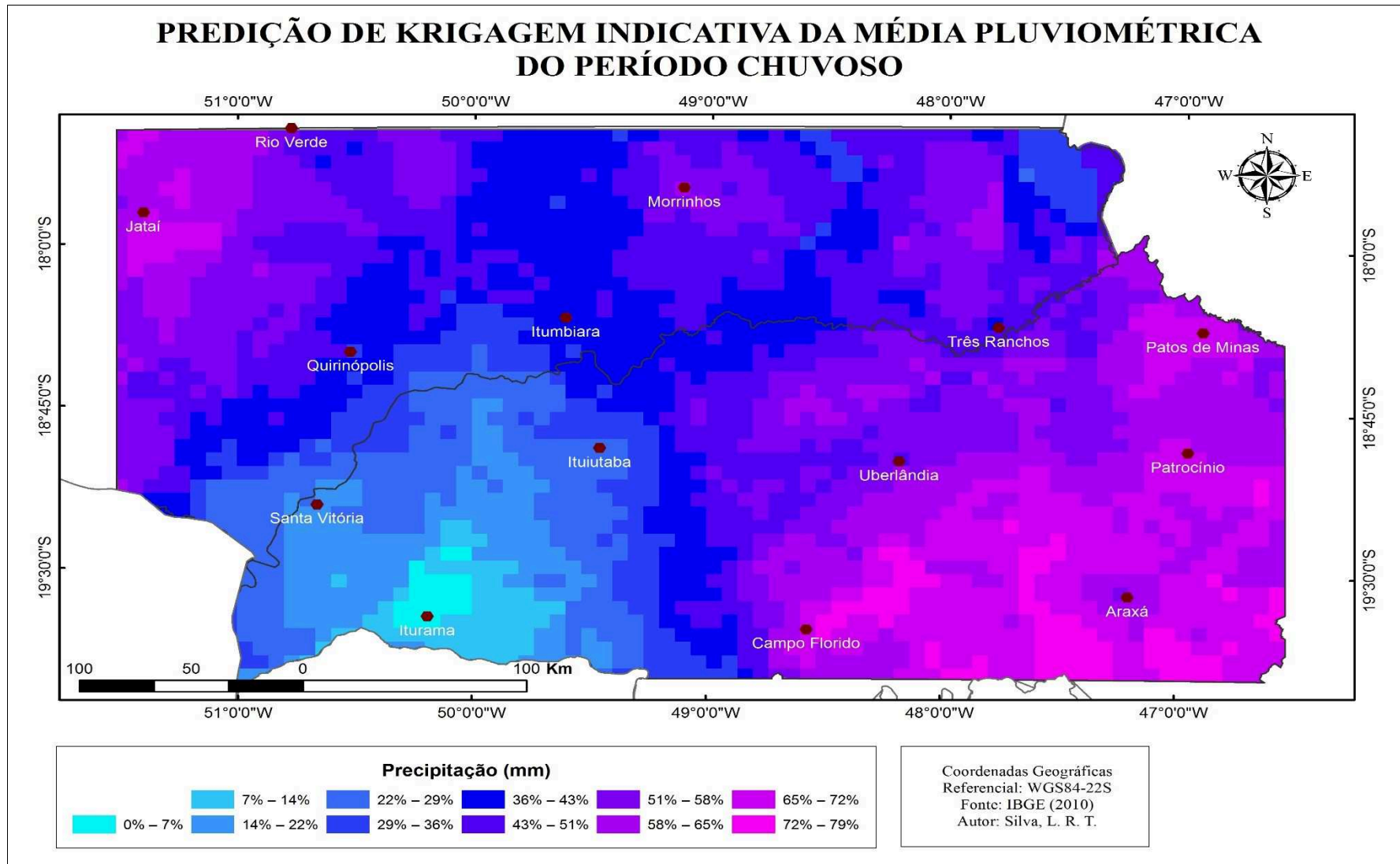
A partir da análise do mapa percebe-se que em toda região os valores mais elevados, entre 65% a 100%, ocorrem na porção leste da área de estudo e, os menores valores situam-se em uma faixa entre as duas regiões. Este comportamento de relação precipitação/altitude é o mesmo verificado nas séries anteriores.

5.4.2 – Médias pluviométricas do período chuvoso

Com base no valor da mediana da média pluviométrica do período chuvoso foi elaborada o mapa de krigagem indicativa (figura 15), onde os valores situados acima da mediana foram reclassificados como (1) enquanto que os valores situados abaixo da mediana foram reclassificados como (0). O mesmo foi elaborado a partir do semivariograma com distanciamento h equivalente a 60 km, efeito pepita de 6000, sill de 2000 e range de 250 km (gráfico 12).

A figura 15, representa o mapa de krigagem indicativa da média pluviométrica do período chuvoso.

Figura 15: Mapa de predição de krigagem indicativa da precipitação média do período chuvoso.



Elaboração: O autor (2018)

É possível observar no mapa de interpolação da precipitação média do período chuvoso (figura 15) que os dados de probabilidade com valores mais elevados, entre 52% e 79%, estão localizados nas extremidades da região, ocorrendo especificamente nas porções leste e noroeste da respectiva área, enquanto que os valores de probabilidade mais baixos, entre 0% a 43%, situam-se em uma faixa intermediária entre as duas regiões.

A partir da análise do mapa percebe-se que em toda região os valores mais elevados, entre 52% a 79%, ocorrem na porção leste da área de estudo e, os menores valores situam-se em uma faixa entre as duas regiões. Este comportamento de relação precipitação/altitude é o mesmo verificado nas séries anteriores.

5.4.3 – Predição de valores para os municípios não amostrados

O quadro 15 contém a predição de valores por krigagem indicativa da média pluviométrica anual e da média pluviométrica do período chuvoso para os municípios que compõe a área de estudo e não possuem postos pluviométricos.

Quadro 15: Predição de valores por krigagem indicativa para os municípios da área de estudo.

ID	Código	Município	UF	Média Anual Estimada (%)	Média Estimada do Período Chuvoso (%)
1	5200134	Acreúna	GO	26.65	51.61
2	5200209	Água Limpa	GO	60.92	46.13
3	5200506	Aloândia	GO	33.09	44.30
4	5201207	Anhanguera	GO	69.40	43.07
5	5201454	Aparecida do Rio Doce	GO	52.33	58.75
6	5203500	Bom Jesus de Goiás	GO	26.65	38.99
7	5203906	Buriti Alegre	GO	52.33	44.30
8	5204102	Cachoeira Alta	GO	42.64	44.79
9	5204250	Cachoeira Dourada	GO	26.65	28.33
10	5204300	Caçu	GO	52.19	42.78
11	5204508	Caldas Novas	GO	64.91	44.79
12	5204805	Campo Alegre de Goiás	GO	73.89	42.78
13	5205059	Castelândia	GO	26.65	46.13
14	5205109	Catalão	GO	73.89	48.87
15	5205901	Corumbaíba	GO	64.91	42.05
16	5206602	Cumari	GO	65.41	46.13

17	5206909	Davinópolis	GO	69.40	48.87
18	5207352	Edealina	GO	26.65	37.15
19	5207402	Edéia	GO	26.65	44.79
20	5208509	Goiandira	GO	69.40	52.95
21	5209101	Goiatuba	GO	31.71	40.22
22	5209150	Gouvelândia	GO	26.65	32.90
23	5209937	Inaciolândia	GO	26.65	28.33
24	5210109	Ipameri	GO	69.40	48.87
25	5210802	Itajá	GO	50.15	38.70
26	5211305	Itarumã	GO	58.63	42.78
27	5211503	Itumbiara	GO	36.20	40.22
28	5211909	Jataí	GO	64.33	64.84
29	5212105	Joviânia	GO	38.15	38.99
30	5212253	Lagoa Santa	GO	57.39	35.96
31	5212600	Mairipotaba	GO	33.09	43.07
32	5212907	Marzagão	GO	65.41	48.87
33	5213004	Maurilândia	GO	26.65	46.13
34	5213756	Montividiu	GO	26.65	58.75
35	5213806	Morrinhos	GO	46.62	48.87
36	5214804	Nova Aurora	GO	69.40	48.87
37	5215504	Ouvidor	GO	69.40	51.61
38	5216007	Panamá	GO	38.15	43.07
39	5216304	Paranaiguara	GO	31.71	32.90
40	5217104	Piracanjuba	GO	50.15	42.05
41	5217401	Pires do Rio	GO	69.40	40.22
42	5217708	Pontalina	GO	26.65	42.05
43	5218052	Porteirão	GO	26.65	46.13
44	5218391	Professor Jamil	GO	38.15	41.23
45	5218508	Quirinópolis	GO	31.71	38.70
46	5218789	Rio Quente	GO	65.41	53.44
47	5218805	Rio Verde	GO	36.20	59.04
48	5219209	Santa Cruz de Goiás	GO	60.92	38.99
49	5219308	Santa Helena de Goiás	GO	31.71	51.61
50	5219712	Santo Antônio da Barra	GO	26.65	47.03
51	5220405	São Simão	GO	26.65	28.33
52	5221304	Três Ranchos	GO	65.41	51.61
53	5221551	Turvelândia	GO	26.65	48.87
54	5221809	Urutaí	GO	77.87	46.13
55	5222054	Vicentinópolis	GO	26.65	40.22
56	3100104	Abadia dos Dourados	MG	69.40	55.69
57	3100708	Água Comprida	MG	65.41	69.41
58	3103504	Araguari	MG	69.40	48.87
59	3103751	Araporã	MG	48.35	41.23
60	3104007	Araxá	MG	69.40	69.41
61	3109808	Cachoeira Dourada	MG	38.15	34.41

62	3111101	Campina Verde	MG	19.40	19.25
63	3111408	Campo Florido	MG	55.86	59.04
64	3111804	Canápolis	MG	42.64	34.13
65	3112604	Capinópolis	MG	31.71	31.06
66	3114550	Carneirinho	MG	24.46	19.25
67	3115003	Cascalho Rico	MG	69.40	51.61
68	3115805	Centralina	MG	42.64	40.22
69	3116902	Comendador Gomes	MG	31.71	35.96
70	3117306	Conceição das Alagoas	MG	60.92	66.67
71	3118205	Conquista	MG	73.38	69.41
72	3119302	Coromandel	MG	69.40	57.52
73	3120706	Cruzeiro da Fortaleza	MG	65.41	69.41
74	3121258	Delta	MG	69.40	69.41
75	3123502	Douradoquara	MG	69.40	57.52
76	3124807	Estrela do Sul	MG	65.41	57.52
77	3127107	Frutal	MG	36.20	38.99
78	3127909	Grupiara	MG	69.40	51.61
79	3128907	Guimarânia	MG	61.88	63.32
80	3129103	Gurinhatã	MG	13.69	15.17
81	3129509	Ibiá	MG	69.40	69.41
82	3130705	Indianópolis	MG	65.41	64.84
83	3131406	Ipiáçu	MG	20.94	24.25
84	3131604	Iraí de Minas	MG	65.41	60.59
85	3133402	Itapagipe	MG	13.69	19.25
86	3134202	Ituiutaba	MG	33.09	28.33
87	3134400	Iturama	MG	13.69	15.17
88	3138625	Limeira do Oeste	MG	26.65	15.17
89	3142809	Monte Alegre de Minas	MG	50.15	48.87
90	3143104	Monte Carmelo	MG	65.41	60.59
91	3145000	Nova Ponte	MG	69.40	69.41
92	3148004	Patos de Minas	MG	64.91	64.84
93	3148103	Patrocínio	MG	65.41	64.84
94	3149200	Pedrinópolis	MG	65.41	69.41
95	3149804	Perdizes	MG	65.41	66.67
96	3150703	Pirajuba	MG	57.39	55.69
97	3152808	Prata	MG	40.19	42.78
98	3156403	Romaria	MG	65.41	60.59
99	3156908	Sacramento	MG	69.40	69.41
100	3157708	Santa Juliana	MG	69.40	69.41
101	3159803	Santa Vitória	MG	19.40	28.33
102	3161304	São Francisco de Sales	MG	13.69	15.17
103	3166808	Serra do Salitre	MG	69.40	66.67
104	3168101	Tapira	MG	69.40	69.41
105	3169604	Tupaciguara	MG	55.86	48.87
106	3170107	Uberaba	MG	69.40	66.67

107	3170206	Uberlândia	MG	60.92	61.77
108	3170438	União de Minas	MG	13.69	15.17
109	3171105	Veríssimo	MG	64.91	66.67

Org.: o autor (2018)

A predição de valores por krigagem indicativa faz-se útil tanto para os locais que possuem dados pluviométricos, como também para os locais que não possuem, uma vez que, esta predição trabalha com a probabilidade de determinado local exceder a mediana, podendo servir como auxílio de outras pesquisas.

6 CONSIDERAÇÕES FINAIS

A partir dos resultados obtidos pelas aplicações dos métodos geoestatísticos aplicado aos dados de 52 postos pluviométricos posicionados nas Mesorregiões do Sul Goiano – GO e Triângulo Mineiro/Alto Paranaíba – MG, foi possível compreender o comportamento da dependência espacial desta área e, deste modo, atingir os objetivos propostos na pesquisa.

Com a elaboração dos semivariogramas experimentais para seis diferentes intervalos de distância (h), para cada período analisado (média pluviométrica anual e média pluviométrica do período chuvoso), constatou-se que o semivariograma que obteve melhor continuidade espacial para as médias anuais foi o com intervalo de distância (h) de 20 km, onde se obteve um alcance de 84 km. Para as médias pluviométricas do período chuvoso, o semivariograma que melhor se ajustou foi o com intervalo de distância (h) de 60 km, onde se teve um alcance de 250 km.

O procedimento de krigagem ordinária mostrou-se eficiente, uma vez que tal processo foi elaborado utilizando os parâmetros obtidos pelo semivariograma que melhor se ajustou a cada período analisado. Notou-se que em ambos os mapas os valores mais altos estão concentrados na porção leste e noroeste da área de estudo, enquanto que os valores mais baixos localizam-se em uma faixa intermediária entre estas duas regiões. Tais resultados relacionam-se com a altitude, onde os valores mais altos estão relacionados ao Alto Paranaíba e, os valores mais baixos estão associados a baixas altitudes da planície do Rio Paranaíba. Já na porção noroeste os valores voltam a subir em função do aumento de altitude em direção ao divisor de águas Paranaíba/Araguaia.

Tal método, foi validado pela técnica de validação cruzada, onde para as médias anuais encontrou-se uma média do erro de estimação de -1,99 e, para as médias do período chuvoso encontrou-se uma média do erro de estimação de 0,14. Ambas as médias são

consideradas satisfatórias, uma vez que, para a determinação de qualidade da estimação, a média do erro deve ser o mais próximo de zero possível.

Referente ao procedimento que gerou o erro de estimação, de ambos os períodos analisados, constatou-se que houve postos pluviométricos que apresentaram altos erros. Nas médias pluviométricas anuais, os erros de estimação variaram de -216,00mm a 217,3mm, sendo que a média aritmética dos erros foi de -1,99mm e, o extremo dos erros refere-se respectivamente aos municípios de Cascalho Rico e Iraí de Minas. Já quanto as médias pluviométricas do período chuvoso, obteve-se uma variação de seu erro de estimação entre -225,3mm a 201,7mm, sendo que a média aritmética dos erros foi de 0,14 e, o extremo dos erros referem-se aos mesmos municípios das médias pluviométricas anuais, ou seja, Cascalho Rico e Iraí de Minas respectivamente. Estes altos erros de estimação podem indicar má qualidade nos dados, no entanto, a média dos erros aproximaram-se de zero, desde modo, o procedimento pode ser avaliado como uma boa estimação.

O método de krigagem indicativa foi aplicado afim de estabelecer a probabilidade de diferentes locais ultrapassar o valor da mediana, que para as médias anuais é de 1452mm e para as médias do período chuvoso é de 1325mm, deste modo, estimou-se a probabilidade referente a toda área estudada, podendo a mesma servir futuramente para outros pesquisadores que tenham interesse nestes dados. A partir deste método, constatou-se que as regiões sudeste e noroeste da área de estudo, são as mais susceptíveis a ultrapassarem o valor da media, para ambos períodos. Já os municípios que se concentram entre estas regiões possuem menor possibilidade de atingirem o valor da mediana, principalmente o sudoeste do Triângulo Mineiro/Alto Paranaíba – MG.

Em ambos os métodos de krigagem, foi possível perceber que valores extremos positivos são encontrados principalmente na porção sudeste da área de estudo e, em menor área na porção noroeste da mesorregião Sul Goiano – GO, já os valores extremos negativos

situam-se prioritariamente na porção sudoeste da área de estudo, seguindo um padrão de direção até a porção norte da mesma.

Foram estimados valores para os municípios que não possuem postos pluviométricos, tanto pelo método de krigagem ordinária, quanto por krigagem indicativa, no primeiro estimou-se valores de precipitação em milímetros e, no segundo, estimou-se valores de probabilidade. Sendo estimado valores para 57 municípios que compõe a área de estudo.

7 REFERÊNCIAS

ANDRIOTTI, J. L. S.. **Fundamentos de Estatística e Geoestatística**. 1. ed. São Leopoldo / RS: UNISINOS, 2004. v. 1. 168p

ANADRIOTTI, J. L. S. Notas de Geoestatística. **Rev. Acta Geologica Leopoldensia**. N. XXV, Vol. 55, p. 3 – 14, 2002. Disponível em: <http://rigeo.cprm.gov.br/jspui/handle/doc/519>. Acesso em 22/02/2018.

BARRY, G. R.; CHORLEY, R. J. **Atmosfera, Tempo e Clima**. 9 ed. Porto Alegre: Editora Bookman, , 2013.

BAÚ, A. L.; Gomes, B. M.; Queiroz, M. M. F. de; Opazo, M. A. U.; Sampaio, S. C. Comportamento espacial da precipitação pluvial mensal provável da mesoregião oeste do Estado do Paraná. **Irriga**, v.11, n.2, p.150-168, 2006.
<https://doi.org/10.15809/irriga.2006v11n2p150-168>

BURROUGH, P. A. **Principles of geographical information systems for land resources assessment**. Oxford, Clarendon Press, 1987. 193p.

CÂMARA, G.; MONTEIRO, A. M.; FUCKS, S. D.; CARVALHO, M. S.. **Análise espacial e geoprocessamento**. In: Druck S, Câmara G, Carvalho MS, Monteiro AMV, organizadores. **Análise espacial de dados geográficos**. Brasília: EMBRAPA Cerrados; 2002.

CAMARGO, E. C. G.; Druck, S. ; Felgueiras, C. A. ; Monteiro, A. M. V. . **Integração de Geoestatística e Sistemas de Informação Geográfica: Uma Necessidade**. In: V Congresso e Feira para Usuários de Geoprocessamento, 1999, Salvador. GIS Brasil 99. Curitiba: FatorGis, 1999. Disponível em: http://mtc-m12.sid.inpe.br/col/sid.inpe.br/iris@1912/2005/07.19.21.19/doc/1999_camargo.pdf. Acesso em: 17/09/2017.

CAMARGO, E. C. G.; CÂMARA, G.; FUCKS, S. D. **Análise espacial de Superfícies**. In: Druck S, Câmara G, Carvalho MS, Monteiro AMV, organizadores. **Análise espacial de dados geográficos**. Brasília: EMBRAPA Cerrados; 2002.

CAMARGO, E. C. G.; Druck, S. ; Câmara, G. . **Análise de Superfícies por Geoestatística Linear**. In: Suzana Druck Fuks; Gilberto Câmara; Antônio Miguel Vieira Monteiro. (Org.). **Análise Espacial de Dados Geográficos**, 2002.

CARAMORI, P.H.; CAVIGLIONE, J.H.; WREGE, M.S.; GONÇALVES, S.L.; FARIA, R.T.; ANDROCIOLI FILHO, A.; SERA, T.; CHAVES, J.C.D.; KOGUISHI, M.S. Zoneamento de riscos climáticos para a cultura de café (*Coffea arabica* L.) no Estado do Paraná. **Revista Brasileira de Agrometeorologia**, v.9, p.486- 494, 2001. Número especial Zoneamento Agrícola. Disponível em: <http://www.cnpt.embrapa.br/pesquisa/agromet/pdf/revista/cap12.pdf>. Acesso em: 25/11/2017.

CARVALHO, J.R.P. de; ASSAD, E.D.; PINTO; H.S. Interpoladores geoestatísticos na

análise da distribuição espacial da precipitação anual e de sua relação com altitude. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, v.47, p.1235-1242, 2012. Disponível em: <http://seer.sct.embrapa.br/index.php/pab/article/view/10819/7983>. Acesso em: 18/03/2018.

CLARK I. 1979. **Practical geostatistics**. London, Applied Science Publishers. 129 p.

CRESSIE, N. **Statistical for spatial data**. New York, Willey & Sons. 1991. 900 p.

DELFINER, P.; DELHOMME, J. P. **Optimum interpolation by Kriging**. In: Davis, J. C.; McCullagh, M. J. ed. Display and analysis of spatial data. New York, John Wiley, 1975.

FARIA, G. A.; Uso de um Sistema de Informação Geográfica para análise geoestatística em solos. Lavras: UFLA, 2013, 113 p.

GONÇALVES, Sergio Luiz ; CARAMORI, P H ; WREGGE, M. S. ; BRUNETTA, D. ; DOTTO, S. R. . Regionalização para épocas de semeadura de trigo no estado do Paraná. **Revista Brasileira de Agrometeorologia**, Santa Maria, v. 6, n.2, p. 239-248, 1998. Disponível em: <http://www.sbagro.org.br/bibliotecavirtual/arquivos/187.pdf>. Acesso em: 24/05/2017.

GOOVAERTS, P. Geostatistical Approaches for Incorporating Elevation into the Spatial Interpolation of Rainfall. **Journal of Hydrology**, 2000. 228, 113-129. [https://doi.org/10.1016/S0022-1694\(00\)00144-X](https://doi.org/10.1016/S0022-1694(00)00144-X)

ISAAKS, E. H.; SRIVASTAVA, R. M. (1989) – **An Introduction to Applied Geostatistics**: Oxford University Press, 561 p.

JOURNEL, A. G. New distance measures: The route toward truly non-gaussian geostatistics. **Mathematical Geology**, vol.2, n. 04, p. 459-475, 1988. <https://doi.org/10.1007/BF00892989>

JOURNEL, A.G. & HUIJBREGTS, C.J. **Mining geostatistics**. London, Academic Press, 1991. 600p.

LANDIM, P. M. B. **Análise estatística de dados geológicos**. São Paulo, Fundação Editora da UNESP (Ciência e Tecnologia), 1998. 226p.

LANDIM, P.M.B & STURARO, J.R. **Krigagem Indicativa aplicada à elaboração de mapas probabilísticos de riscos**. Geomatemática, Texto Didático 6, DGA, IGCE, UNESP/Rio Claro, 2002. Disponível em: https://www.researchgate.net/profile/Jose_Sturaro/publication/251884208_KRIGAGEM_INDICATIVA_APLICADA_A_ELABORACAO_DE_MAPAS_PROBABILISTICOS_DE_RISCOS/links/55f8266f08ae07629dd0cce8.pdf. Acesso em: 04/02/2018.

LEGENDRE, P. Spatial autocorrelation: trouble or new paradigm? **Ecology** 74: 1659-1673. 1993. <https://doi.org/10.2307/1939924>

MARENGO, J. A. Água e mudanças climáticas. **Estudos Avançados**, São Paulo, v. 22, n. 63, jul. 2008. Disponível em: <http://www.revistas.usp.br/eav/article/view/10294/11941> Acesso

em: 20/06/2018.

MATHERON, G. 'Principles of geostatistics', **Economic Geology**, 1963, vol. 58, pp. 1246-66.

<https://doi.org/10.2113/gsecongeo.58.8.1246>

MATHERON, G. **The Theory of Regionalised Variables and its Applications**, 1971, Cahier No. 5, Centre de Morphologie Mathematique de Fontainebleau, Paris, França, 211 p.

McBRATNEY, A. & WEBSTER, R. Choosing functions for semi-variograms os soil properties and fitting them to sample estimates. **J. Soil Sci.**, 37:617-639, 1986.

<https://doi.org/10.1111/j.1365-2389.1986.tb00392.x>

MELLO, C. R.; SILVA, Antonio Marciano da . Modelagem estatística da precipitação mensal e anual e no período seco para o estado de Minas Gerais. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental** **JCR**, v. 13, p. 68-74, 2009

<https://doi.org/10.1590/S1415-43662009000100010>

MELLO, C. R.; FERREIRA, D. F.; SILVA, A. M.; LIMA, J. M. Análise de modelos matemáticos aplicados ao estudo de chuvas intensas. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**. Viçosa, v. 25, n. 3, p. 693-698, 2001. Disponível em: <https://www.redalyc.org/html/1802/180218337019/>. Acesso em 12/07/2018.

MELLO, C. R. de.; LIMA, J. M.; SILVA, A. M.; Mello, J. M.; Silva, M. S. Krigagem e inverso do quadrado da distância para interpolação dos parâmetros da equação de chuvas intensas. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v.27, n.5, p.925-933, 2003.

<https://doi.org/10.1590/S0100-06832003000500017>

MELLO, C. R. de; VIOLA, M. R.; SILVA, A. M.; MELLO, J. M. Continuidade espacial de chuvas intensas no estado de Minas Gerais. **Ciência Agrotecnologia**, v.32, n.2, p.532-539, 2008.

<https://doi.org/10.1590/S1413-70542008000200029>

MONTEIRO, C. A. F. **O clima e a organização do espaço no estado de São Paulo**. São Paulo: USP/ Igeog., 1976. (série Teses e Monografias, 28)

PEREIRA, W. C. Simulação Geoestatística via Métodos Convolutivos. Dissertação de Mestrado. Universidade Federal do Pará, Belém. 2011. 62 p. Disponível em: <http://www.ppgme.ufpa.br/doc/diss/Disserta%C3%A7%C3%A3oFinal.pdf>. Acesso em: 15/09/2017.

PEREIRA, J. E. WAINER, I. **Ciência das mudanças climáticas e sua interdisciplinaridade**. Orgs: Tercio Ambrizzi, Pedro Roberto Jacobi, Livia Márcia Mosso Dutra. São Paulo: Annablume, 2015.

PEREIRA, P. E. C. **Estimativa de recursos minerais e otimização de cava aplicados a um estudo de caso de uma mina de calcário**. 2017. 171 f. Dissertação (Mestrado em Modelagem e Otimização) - Universidade Federal de Goiás, Catalão, 2017. Disponível em: <https://repositorio.bc.ufg.br/tede/handle/tede/7140>. Acesso em: 23/10/2017.

SANT'ANNA NETO, J. L. **A análise geográfica do clima: produção de conhecimento e considerações sobre o ensino.** In: Geografia, vol. 11, Número 2, Jul/Dez. 2002. p. 321-328. Disponível em: <http://www.uel.br/revistas/uel/index.php/geografia/article/view/6734/12407>. Acesso em: 26/05/2017.

SEGOVIA, R.M., ANDRADE, E.G. **Determinação do efeito da precipitação pluviométrica na produtividade agrícola.** Brasília: IAPAR, 1982. (Coleção Análise e Pesquisa v.24).

SILVA, J. W.; GUIMARÃES, E. C.; TAVARES, M. Variabilidade temporal da precipitação mensal e anual na estação climatológica de Uberaba, MG. **Ciência e Agrotecnologia**, v.27, n.3, p.665-674, 2003.
<https://doi.org/10.1590/S1413-70542003000300023>

SILVA, A. F.; QUARTEZANI, W. Z.; ZIMBACK, C. R. L.; LANDIM, P. M. B. Aplicação da geostatística em Ciências Agrárias. Botucatu: FEPAF, 2011 136 p.

SILVA, J. W.; GUIMARÃES, E. C.; TAVARES, M. Variabilidade temporal da precipitação mensal e anual na estação climatológica de Uberaba, MG. **Ciência e Agrotecnologia**, v.27, n.3, p.665-674, 2003.
<https://doi.org/10.1590/S1413-70542003000300023>

SILVA, W. M. e SIMÕES, S. J. C. Spatial Intra-Annual Variability of Precipitation Based on Geostatistics. A Case Study for the Paraíba do Sul Basin, Southeastern Brazil. **International Journal of Geosciences**, 5, 408-417. 2014. <http://dx.doi.org/10.4236/ijg.2014.54039>.

SIMÕES, R. M. de A. Notas sobre o clima do Estado do Paraná. **Revista Brasileira de Geografia**, v.16, n. 1, p. 126-32, 1954. Disponível em: https://biblioteca.ibge.gov.br/visualizacao/periodicos/115/rbg_1954_v16_n1.pdf Acesso em 27/03/2017.

SIQUEIRA, H.R. de; ALVES, G.F.; GUIMARÃES, E.C. Comportamento da precipitação pluviométrica mensal do Estado de Minas Gerais: análise espacial e temporal. **Horizonte Científico**, v.1, p.1-21, 2007. Disponível em: <http://www.seer.ufu.br/index.php/horizontecientifico/issue/viewIssue/1532/210> Acesso em: 14/05/2017.

STURARO, J. R. **Apostila de Geostatística Básica.** Unesp. Departamento de Geologia Aplicada - IGCE. Rio Claro. 2015. Disponível em: <http://igce.rc.unesp.br/Home/Departamentos47/geologiaaplicada/apostila-basica.pdf> Acesso em: 05/04/2017.

SORRE, M.. **Lês Fondements de la Géographie Humaine Primeiro Tomo: Lês Fondements Biologiques (Essai d'une écologie de l'homme).** 3. ed. Paris: Armand Colin, 1951.

VIEIRA, S. R.; LOMBARDI NETO, F. ; BURROWS, I. T. . Mapeamento da chuva diária máxima provável para o Estado de São Paulo. **Revista Brasileira de Ciência do Solo** JCR, Campinas, v. 15, n.1, p. 93-98, 1991.

VIEIRA, S.R. & LOMBARDI NETO, F. Variabilidade espacial de potencial de erosão das chuvas do Estado de São Paulo. **Bragantia**, Campinas, 54(2):405-412, 1995.
<https://doi.org/10.1590/S0006-87051995000200019>

VIEIRA, S. R. **Geoestatística em estudos de variabilidade espacial do solo**. In: NOVAIS, R. F.; ALVAREZ, V. H.; SCHAEFER, C. E. (Ed). Tópicos em ciência do solo. Viçosa, MG: Sociedade Brasileira de Ciência do Solo, 2000. p. 1-54. Disponível em: https://www.researchgate.net/profile/Sidney_Vieira/publication/313098532_Geoestatistica_e_m_estudos_de_variabilidade_espacial_do_solo_In_NOVAIS_R_F_et_al_Eds/links/5b87c6ef92851c1e123b80b2/Geoestatistica-em-estudos-de-variabilidade-espacial-do-solo-In-NOVAIS-R-F-et-al-Eds.pdf Acesso em: 25/04/2018.

YAMAMOTO, J. K. Comparação de métodos computacionais para avaliação de reservas: um estudo de caso na Jazida de Cobre de Chapada, GO. Universidade de São Paulo. 1991. 175p.

YAMAMOTO, J. K.; LANDIM, P. M. B. **Geoestatística: conceitos e aplicações**. Edição 1, Oficina de textos. São Paulo (2013), 215p.

ZAMBOTI, J. L. **Mapas pluviométricos médios mensais no verão para o estado do Paraná, utilizando métodos geoestatísticos**. 2001. 117 f. Tese (Doutorado em Agronomia) - Universidade Estadual Paulista “Júlio de Mesquita Filho”, Faculdade de Ciências Agrônômicas, Botucatu. Disponível em: https://repositorio.unesp.br/bitstream/handle/11449/101960/zamboti_jl_dr_botfca.pdf?sequence=1. Acesso em: 12/04/2018.

8 ANEXOS

Anexo 1: Média do erro de estimação a partir da quantidade de vizinhos próximo da média pluviométrica anual

Município	Quantidade de vizinhos próximos mínimo e máximo (médias anuais)								
	1 - 2	1 - 3	1 - 4	1 - 5	1 - 6	1 - 7	1 - 8	1 - 9	1 - 10
Abadia dos Dourados	95.33	113.56	147.69	142.88	123.45	148.02	155.56	160.94	159.16
Araguari	82.63	56.59	43.53	-0.06	-6.26	-0.83	-19.33	-23.08	-27.17
Araxá	200.07	193.33	181.80	181.35	158.73	140.79	146.16	149.48	156.51
Campina Verde	11.37	-16.17	10.46	5.10	2.51	4.31	4.35	4.14	7.57
Campo Florido	-63.34	-83.52	-74.87	-81.43	-86.20	-88.56	-87.70	-88.87	-88.78
Canápolis	-101.01	-101.67	-122.41	-113.86	-104.47	-105.09	-99.47	-100.29	-100.33
Cascalho Rico	-184.46	-184.92	-198.75	-211.63	-211.07	-217.72	-209.72	-217.54	-214.31
Comendador Gomes	-115.72	-107.68	-110.82	-82.15	-72.15	-75.42	-81.08	-84.73	-85.74
Conquista	-8.13	12.93	24.82	43.51	45.15	18.93	9.39	-0.60	4.83
Coromandel	-142.44	-122.90	-121.05	-148.59	-153.57	-162.51	-160.25	-153.35	-159.73
Estrela do Sul	48.37	-1.79	-22.79	-21.31	-22.78	-23.15	-9.56	-4.51	-1.27
Frutal	121.20	73.42	54.71	62.73	55.46	52.61	50.38	46.01	45.21
Gurinhata	10.86	7.36	14.75	0.66	6.34	6.83	12.77	14.30	17.83
Ibiá	208.23	174.80	174.65	152.80	156.39	163.39	166.66	160.67	161.37
Ipiaçu	31.18	23.72	55.86	55.66	50.23	55.72	40.58	43.99	43.72
Iraí de Minas	120.19	182.84	206.29	215.45	198.81	212.55	203.85	203.08	198.03
Itapagipe	74.48	29.82	25.26	24.78	24.84	33.14	35.82	33.81	34.05
Ituiutaba	50.53	50.40	39.27	39.93	38.08	40.35	33.02	37.54	31.09
Iturama	-35.76	-31.77	-47.33	-40.90	-38.15	-35.13	-35.29	-30.23	-30.23

Limeira do Oeste	-66.99	-61.08	-68.17	-47.16	-44.93	-44.88	-34.86	-33.45	-33.27
Monte Alegre De Minas	-52.54	-59.18	-51.87	-67.69	-55.19	-48.10	-41.40	-39.96	-41.21
Monte Carmelo	12.87	-16.96	28.23	28.62	47.61	57.73	55.40	59.90	59.00
Patos de Minas	158.09	85.58	92.48	84.59	85.92	77.79	80.12	82.17	87.16
Patrocínio	31.38	-62.41	-32.31	-46.99	-55.62	-66.84	-60.13	-69.96	-75.29
Perdizes	-112.22	-170.99	-142.89	-124.37	-119.80	-119.48	-123.75	-122.85	-129.22
Pirajuba	-69.80	-62.46	-81.07	-89.26	-94.29	-96.51	-97.81	-100.37	-99.44
Prata	30.51	7.54	-1.51	3.65	0.02	6.26	5.20	15.27	11.49
Sacramento	-126.08	-97.95	-79.77	-76.10	-62.99	-75.51	-81.78	-76.61	-84.12
Santa Juliana	-114.62	-137.09	-107.62	-113.71	-108.56	-106.09	-98.53	-101.69	-94.85
Santa Vitória	118.37	155.52	153.76	144.38	149.35	142.83	138.10	138.64	137.94
São Francisco De Sales	72.97	76.04	72.86	87.58	85.07	85.11	84.97	85.31	84.19
Serra do Salitre	-63.05	-27.07	-11.86	-18.70	-3.44	-17.10	-33.42	-39.17	-35.95
Tapira	-37.00	-81.77	-54.04	-79.39	-77.97	-64.37	-57.04	-55.43	-54.73
Tupaciguara	154.73	92.13	111.86	114.46	110.79	117.54	117.82	119.05	127.51
Uberlândia	104.77	69.10	13.93	20.90	8.68	3.66	-9.72	10.06	9.66
Veríssimo	147.55	114.12	95.53	98.64	108.60	118.78	112.70	117.97	114.72
Acreúna	10.80	2.48	6.88	24.26	29.12	33.78	30.18	29.24	26.86
Buriti Alegre	139.33	163.03	182.85	186.64	184.63	190.50	193.83	190.67	188.56
Edéia	-31.04	-34.56	-16.07	-20.06	-23.51	-23.78	-18.30	-20.57	-18.89
Goiatuba	-30.37	-24.19	-8.06	-18.06	-4.91	-7.26	-9.27	-7.62	-8.63
Itajá	-94.44	-78.68	-54.63	-37.90	-40.42	-46.12	-51.13	-52.70	-51.32
Itarumã	-49.86	-7.94	14.11	14.13	5.49	1.52	-2.71	-1.56	-2.22
Itumbiara	-22.77	5.04	-6.04	5.47	-22.12	-13.99	-16.86	-15.95	-17.27
Jataí	-148.48	-127.55	-132.67	-113.24	-110.41	-105.78	-105.35	-120.29	-123.53
Joviânia	-72.06	-55.86	-59.52	-59.22	-63.65	-79.43	-75.43	-76.21	-77.67
Marzagão	-100.73	-108.70	-82.20	-81.48	-71.19	-68.74	-62.91	-56.53	-56.82
Maurilândia	57.00	45.03	64.39	58.82	63.88	61.69	56.56	55.29	61.96

Morrinhos	-50.53	-30.87	-73.79	-70.72	-69.83	-74.91	-74.11	-68.65	-67.11
Pontalina	76.21	63.88	59.96	55.94	54.47	39.44	36.13	34.23	32.45
Quirinópolis	-138.43	-121.46	-150.56	-133.66	-129.62	-127.19	-127.98	-128.46	-125.75
Rio Verde	29.57	20.40	53.71	54.74	61.65	65.17	61.04	58.67	57.55
Três Ranchos	29.44	18.19	6.59	-0.38	-9.84	-10.26	-4.05	-4.85	3.89
Média	3.77	-3.47	0.45	0.19	-0.15	-0.51	-1.12	-0.88	-0.82

Org.: o autor (2018)

Anexo 2: Média do erro de estimação a partir da quantidade de vizinhos próximo da média pluviométrica do período chuvoso

Município	Quantidade de vizinhos próximos mínimo e máximo (médias anuais)								
	1 - 2	1 - 3	1 - 4	1 - 5	1 - 6	1 - 7	1 - 8	1 - 9	1 - 10
Abadia dos Dourados	90.32	54.58	95.92	106.38	88.29	111.09	117.93	107.39	107.18
Araguari	-5.37	-51.79	-48.06	-28.64	-31.72	-32.97	-39.45	-42.60	-46.78
Araxá	157.61	158.56	144.62	138.86	119.71	102.96	109.05	112.39	118.26
Campina Verde	27.00	-3.22	21.14	15.18	11.98	11.32	10.51	10.43	14.49
Campo Florido	-26.38	-52.71	-44.54	-49.00	-54.57	-57.41	-68.82	-70.23	-68.02
Canápolis	-0.56	-34.63	-44.60	-42.09	-37.78	-41.06	-38.37	-40.16	-41.42
Cascalho Rico	-234.29	-210.92	-214.26	-222.10	-237.26	-242.32	-232.15	-226.98	-223.43
Comendador Gomes	-118.60	-100.02	-105.12	-78.21	-70.08	-73.27	-79.50	-80.31	-81.56
Conquista	9.09	32.69	41.35	16.27	19.64	7.31	3.69	-5.92	-2.06
Coromandel	-196.78	-157.68	-147.83	-167.85	-170.22	-178.96	-176.36	-169.57	-175.08
Estrela do Sul	49.32	-0.43	-20.00	-38.64	-34.96	-48.46	-32.82	-27.11	-23.81
Frutal	129.26	84.30	66.24	72.31	68.92	67.26	64.07	58.95	57.85
Gurinhata	5.42	7.95	19.12	3.92	4.27	4.72	11.45	11.76	15.73
Ibiá	179.12	146.30	142.24	126.00	130.16	136.25	139.41	134.52	136.03
Ipiaçu	30.98	19.59	11.84	39.96	39.20	44.44	29.67	28.68	27.97

Iraí de Minas	120.51	175.38	190.78	198.04	182.17	194.99	186.96	180.83	167.92
Itapagipe	68.32	25.79	21.64	18.85	21.67	30.46	33.05	30.93	29.50
Ituiutaba	53.52	57.96	48.92	50.15	46.00	51.30	55.50	59.24	56.26
Iturama	-17.96	-10.99	-25.88	-19.68	-16.47	-11.38	-11.62	-6.10	-5.03
Limeira do Oeste	-62.55	-52.22	-57.94	-30.33	-28.39	-27.01	-26.91	-17.77	-17.58
Monte Alegre De Minas	46.85	19.53	18.89	10.75	-5.86	1.44	6.73	7.96	5.83
Monte Carmelo	-0.85	-29.65	12.27	-3.69	14.94	26.30	25.63	29.60	31.17
Patos de Minas	19.29	-22.90	-10.48	-14.22	-10.43	-18.50	-15.84	-21.56	-14.83
Patrocínio	36.28	-49.75	-26.68	-35.71	-42.62	-53.86	-46.51	-56.68	-61.43
Perdizes	-77.17	-132.32	-108.15	-93.81	-88.81	-89.94	-93.16	-92.40	-98.88
Pirajuba	-78.46	-67.06	-74.64	-82.90	-88.14	-88.91	-90.89	-94.11	-99.95
Prata	3.57	-17.35	-26.06	-18.02	-21.65	-15.11	-17.62	-9.10	-13.42
Sacramento	-107.87	-89.96	-72.91	-65.92	-79.34	-83.65	-88.86	-83.65	-90.91
Santa Juliana	-123.24	-138.99	-114.75	-117.53	-113.08	-112.71	-105.37	-122.25	-114.16
Santa Vitória	97.53	97.75	132.82	127.79	136.32	134.31	129.17	129.52	128.73
São Francisco De Sales	69.49	64.42	63.76	79.40	77.35	79.22	78.20	77.83	76.60
Serra do Salitre	-67.00	-30.06	-18.58	-28.49	-16.54	-27.80	-43.23	-46.42	-42.48
Tapira	-7.83	-41.11	-19.21	-40.76	-40.81	-47.12	-39.40	-35.92	-33.97
Tupaciguara	-49.30	-69.62	-59.01	-76.90	-82.23	-83.41	-81.58	-79.32	-69.66
Uberlândia	242.50	210.91	206.68	194.04	182.54	175.37	160.74	177.19	170.06
Veríssimo	85.79	51.05	4.04	11.91	26.01	43.58	40.66	46.38	45.62
Acreúna	60.44	46.11	57.09	54.22	46.88	38.39	33.95	33.70	31.30
Buriti Alegre	55.14	74.62	73.13	68.83	66.58	68.94	65.49	60.76	58.01
Edéia	-14.19	-33.90	-48.45	-44.33	-51.87	-52.79	-58.56	-60.95	-57.47
Goiatuba	-85.01	-93.46	-103.51	-116.16	-124.24	-124.76	-127.14	-123.20	-121.65
Itajá	-75.82	-73.84	-79.27	-67.82	-71.26	-72.17	-68.90	-70.23	-61.92
Itarumã	-127.86	-129.08	-109.18	-108.74	-104.59	-106.05	-101.43	-94.66	-95.76
Itumbiara	18.06	-1.55	-18.43	-8.33	-15.88	-7.58	-9.52	-6.83	-10.15
Jataí	-14.09	12.12	4.19	-14.97	-8.25	-5.69	2.24	-16.91	-21.43

Joviânia	47.22	92.14	50.94	54.71	49.39	41.75	38.78	37.21	33.45
Marzagão	52.26	68.72	70.83	58.75	59.51	57.64	55.90	42.97	43.77
Maurilândia	91.98	65.00	34.89	38.29	32.09	31.08	26.17	23.94	26.19
Morrinhos	-119.47	-110.76	-113.09	-106.38	-94.89	-88.76	-86.09	-85.56	-86.56
Pontalina	73.42	85.95	97.45	91.15	78.35	73.36	69.87	67.18	63.12
Quirinópolis	41.37	82.26	35.59	61.83	66.97	66.93	64.66	60.75	60.23
Rio Verde	-20.80	-29.50	-25.34	-15.90	-27.94	-32.79	-37.24	-30.37	-30.84
Três Ranchos	169.28	159.43	150.46	145.73	135.08	122.87	132.29	126.98	123.44
Média	9.61	1.11	1.55	0.89	-1.27	-1.95	-2.42	-3.07	-3.49

Org.: o autor (2018)