

Oseas Machado Gomes

**Modelagem estocástica da variação espacial sob a
precipitação pluvial do estado da Paraíba**

RECIFE-PE - JUNHO/2014



UNIVERSIDADE FEDERAL RURAL DE PERNAMBUCO
PRÓ-REITORIA DE PESQUISA E PÓS-GRADUAÇÃO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM BIOMETRIA E ESTATÍSTICA APLICADA

Modelagem estocástica da variação espacial sob a precipitação pluvial do estado da Paraíba

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Biometria e Estatística Aplicada como exigência parcial à obtenção do título de Mestre.

Área de Concentração: Biometria e Estatística Aplicada

Orientador: Prof. Dr. GUILHERME ROCHA MOREIRA

Co-orientador: Prof. Dr. RICARDO ALVES DE OLINDA

RECIFE-PE - JUNHO/2014.

Ficha catalográfica

G633m Gomes, Oseas Machado
 Modelagem estocástica da variação espacial sob a
 precipitação pluvial do estado da Paraíba / Oseas Machado
 Gomes. – Recife, 2014.
 62 f. : il.

 Orientador: Guilherme Rocha Moreira.
 Dissertação (Mestrado em Biometria e Estatística
 Aplicada) – Universidade Federal Rural de Pernambuco,
 Departamento de Estatística e Informática, Recife, 2014.
 Referências.

 1. Precipitação pluvial 2. Krigagem ordinária 3. Análise
 de superfície de tendência I. Moreira, Guilherme Rocha,
 orientador II. Título

CDD 310

UNIVERSIDADE FEDERAL RURAL DE PERNAMBUCO
PRÓ-REITORIA DE PESQUISA E PÓS-GRADUAÇÃO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM BIOMETRIA E ESTATÍSTICA APLICADA

**Modelagem estocástica da variação espacial sob a precipitação pluvial do estado da
Paraíba**

Oseas Machado Gomes

Dissertação julgada adequada para obtenção do título de mestre em Biometria e Estatística Aplicada, defendida e aprovada por unanimidade em 06/06/2014 pela Comissão Examinadora.

Orientador: GUILHERME ROCHA MOREIRA

Prof. Dr. GUILHERME ROCHA MOREIRA
Universidade Federal Rural de Pernambuco

Banca Examinadora:

Prof. Dr. RICARDO ALVES DE OLINDA
Universidade Estadual da Paraíba
DE-UEPB

Prof. Dr. CARLOS ANTÔNIO COSTA DOS
SANTOS
Universidade Federal de Campina Grande
DCE-UFCG

Prof. Dra. TATIJANA STOSIC
Universidade Federal Rural de Pernambuco
DEINFO-UFRPE

Agradecimentos

Agradeço, primeiramente, à Deus pela vida, saúde e nunca me deixar só nas horas mais difíceis.

Aos meus pais, Domício Gomes da Silva e Cláudia Machado Gomes, pelo incentivo e por suas orações.

A minha esposa e filho, Celiane Batista de Souza Machado e Yohan de Souza Machado, pelo apoio e por suas orações.

Ao meu orientador, Guilherme pela amizade, pela confiança e orientação.

Ao meu co-orientador, Dr. Ricardo Alves de Olinda em ter concordado em participar deste trabalho colaborando com seus conhecimentos em Estatística.

E a todos meus amigos e colegas de curso, Samuel, Lêda, Rivelino, Sílvio, André, Pedro, Carlão, David e outros.

“A mente que se abre a uma nova ideia jamais volta ao seu tamanho original.”

Albert Einstein

“Algumas das maiores façanhas do mundo foram feitas por pessoas que não eram suficientemente espertas, para saber que elas eram impossíveis.”

Doug Larson

Resumo

A carência de dados e a má distribuição espacial de postos e estações meteorológicas tem sido um grande desafio para os pesquisadores na tentativa de descrever modelos estatísticos que possam explicar de forma consistente o comportamento de certos parâmetros meteorológicos tais como: precipitação, temperatura, umidade relativa dentre outras, assim como suprir essa carência de dados para locais ainda não amostrados. Uma metodologia capaz de quantificar a dependência espacial e prever determinados atributos é a geoestatística, que foi utilizada na tentativa de explicar o comportamento da precipitação pluvial do Estado da Paraíba, através da técnica da krigagem e da análise de superfície de tendência, onde verificou-se por meio da análise variográfica a existência de dependência espacial do atributo em estudo. Por meio dos mapas de krigagem pôde-se observar os locais onde essa dependência foi mais forte. A análise de superfície de tendência foi de suma importância para explicar o comportamento de tais fenômenos, alguns critérios foram utilizados para seleção desses modelos como: O Critério de Informação de Akaike (AIC), Análise de Variância (ANOVA) e o Coeficiente de Determinação Ajustado (R_a^2). De acordo com esses critérios observou-se que as superfícies de tendência que melhor se ajustaram aos dados de precipitação pluvial do Estado da Paraíba foram as superfícies cúbicas e de 4º grau. Diante das metodologias utilizadas, pôde-se observar, para alguns meses, que determinadas regiões apresentaram maiores valores de precipitação pluvial, pois durante esses períodos é comum a atuação de alguns sistemas meteorológicos como Zona de Convergência Intertropical (ZCIT) e Vórtices Ciclônicos de Altos Níveis (VCAN). As estimativas interpoladas pelos modelos selecionados foram bastante representativas no que se refere ao comportamento espacial da precipitação em cada localidade durante o período analisado. Os mapas dos resíduos mostram com exatidão os locais onde ocorreram as menores e as maiores diferenças. As análises foram realizadas por meio do software R com auxílio do pacote *spatial* e *geoR*.

Palavras-chave: Precipitação Pluvial; Krigagem Ordinária; Análise de superfície de Tendência.

Abstract

The lack of data and poor spatial distribution of stations and meteorological stations has been a major challenge for researchers attempting to describe statistical models that can explain consistently the behavior of certain meteorological parameters such as rainfall, temperature, relative humidity among other, as well as supply this lack of data for sites not sampled. A methodology able to quantify the spatial dependence and predict certain attributes is geostatistics, which has been used in an attempt to explain the behavior of rainfall the state of Paraíba, through the technique of kriging and trend surface analysis, where it was found by variogram analysis of the existence of spatial dependence of the attribute under study. Through the kriging maps could observe the places where this dependence was stronger. The trend surface analysis was of paramount importance to explain the behavior of such phenomena, some criteria were used to select these as: The Akaike Information Criterion (AIC), Analysis of Variance (ANOVA) and the adjusted coefficient of determination (R_a^2). According to these criteria it was noted that the surfaces trend that best fit the rainfall data from the State of Paraíba were cubic and fourth degree surfaces. Given the methods used, it was observed, for some months, certain regions had higher rainfall, as is common during these periods the performance of some meteorological systems such as the Intertropical Convergence Zone (ITCZ) and Upper Tropospheric Cyclonic Vortex High Levels (VCAN). Estimates interpolated by the selected models were fairly representative with regard to the spatial distribution of rainfall in each location during the reporting period. The maps of the residuals show exactly the places where the smallest and largest differences occurred. Analyses were performed using R software with the aid of spatial and geoR package.

Key words: Precipitation; Ordinary kriging; Trend surface analysis.

Lista de Figuras

- 2.1 Esquema de circulação global indicando as células meridionais e as direções dos ventos em baixos níveis, assim como as latitudes típicas de baixas e altas pressões. Fonte:(LUTGENS; TARBUCK, 2013). p. 4
- 2.2 Tipos de anisotropia p. 8
- 3.1 Representação gráfica da localização do Estado da Paraíba, distribuição das estações e postos pluviométricos e mapa do relevo em metros (adaptado de (EMATER, 2014)) p. 10
- 3.2 Modelo teórico de semivariograma com e sem patamar p. 14
- 4.1 Funções de correlação ajustadas aos semivariogramas referentes à precipitação pluvial média mensal do estado da Paraíba no período de 1962 a 2010 para os respectivos meses em estudo p. 27
- 4.2 Funções de correlação ajustadas aos semivariogramas referentes à precipitação pluvial média mensal do estado da Paraíba no período de 1962 a 2010 para os respectivos meses em estudo p. 28
- 4.3 Gráficos de predições espaciais por meio da krigagem ordinária, referentes as médias mensais da precipitação pluviométrica no Estado da Paraíba no período de 1962 a 2010. p. 30
- 4.4 Gráficos de predições espaciais por meio da krigagem ordinária, referentes as médias mensais da precipitação pluviométrica no Estado da Paraíba no período de 1962 a 2010. p. 31
- 5.1 Comparação entre os valores observados e os valores estimados pelas superfícies de tendência cúbica e quadrática em diferentes meses do ano (linha cheia corresponde aos valores observados e a linha pontilhada aos valores estimados). Os números apresentados nos eixos das ordenadas (x) correspondem aos números atribuídos a cada posto pluviométrico ou estação meteorológica. p. 38

5.2	Comparação entre os valores observados e os valores estimados pelas superfícies de tendência cúbica e quadrática em diferentes meses do ano (linha cheia corresponde aos valores observados e a linha pontilhada aos valores estimados). Os números apresentados nos eixos das ordenadas (x) correspondem aos números atribuídos a cada posto pluviométrico ou estação meteorológica.	p. 39
5.3	Mapas dos valores estimados pelas superfícies de tendência cúbica e quadrática em diferentes meses do ano para a precipitação pluvial do Estado da Paraíba.	p. 40
5.4	Mapas dos valores estimados pelas superfícies de tendência cúbica e quadrática em diferentes meses do ano para a precipitação pluvial do Estado da Paraíba.	p. 41
5.5	Mapas dos resíduos padronizados das diferenças entre os valores observados e estimados pelas superfícies de 3ª e 4ª ordem da precipitação pluvial do Estado da Paraíba.	p. 42
5.6	Mapas dos resíduos padronizados das diferenças entre os valores observados e estimados pelas superfícies de 3ª e 4ª ordem da precipitação pluvial do Estado da Paraíba.	p. 43
5.7	Mapas dos resíduos padronizados das diferenças entre os valores observados e estimados pelas superfícies de 3ª e 4ª ordem da precipitação pluvial do Estado da Paraíba.	p. 44

Lista de Tabelas

3.1	Modelos teóricos de semivariogramas com patamar	p. 13
4.1	Estatísticas descritivas da precipitação pluvial do Estado da Paraíba no período de 1962 a 2010	p. 20
4.2	Estimativa dos parâmetros associados as funções de correlações dos semivariogramas por meio da função de máxima verossimilhança, assumindo-se a média da precipitação constante e com efeitos linear e quadráticos em seus respectivos meses	p. 22
4.3	Estimativa dos parâmetros associados as funções de correlações dos semivariogramas por meio da função de máxima verossimilhança, assumindo-se a média da precipitação constante e com efeitos linear e quadráticos em seus respectivos meses	p. 23
4.4	Estimativa dos parâmetros associados as funções de correlações dos semivariogramas por meio da função de máxima verossimilhança, assumindo-se a média da precipitação constante e com efeitos linear e quadráticos em seus respectivos meses	p. 24
4.5	Estimativa dos parâmetros associados as funções de correlações dos semivariogramas por meio da função de máxima verossimilhança, assumindo-se a média da precipitação constante e com efeitos linear e quadráticos em seus respectivos meses	p. 25
5.1	Coefficientes de determinação ajustado (R_a^2) referentes a superfície de tendência aplicado a dados mensais de precipitação pluvial do Estado da Paraíba.	p. 33
5.2	Critério de informação de Akaike (AIC) para escolha do tipo de superfície que melhor se ajusta aos dados observados	p. 34
5.3	Análise de variância para verificação da superfície de tendência do modelo de regressão polinomial ajustada às médias mensais de precipitação pluviométrica do estado da Paraíba.	p. 35

5.4	Análise de variância para verificação da superfície de tendência do modelo de regressão polinomial ajustada às médias mensais de precipitação pluviométrica do estado da Paraíba.	p.36
-----	---	------

Sumário

1	Introdução	p. 1
1.0.1	Objetivo geral	p. 2
1.0.2	Objetivos específicos	p. 2
2	Revisão de literatura	p. 3
2.1	Circulação global	p. 3
2.1.1	O Efeito de Coriolis	p. 4
2.1.2	Alguns dos sistemas meteorológicos atuantes sobre a região nordeste do Brasil	p. 5
2.2	Análise geoestatística da precipitação pluvial	p. 5
2.2.1	Variáveis regionalizadas	p. 6
2.2.2	Variograma e semivariograma	p. 6
2.2.3	Isotropia e anisotropia	p. 7
2.2.4	Krigagem ordinária	p. 8
2.2.5	Análise de superfície de tendência	p. 9
3	Material e métodos	p. 10
3.0.6	Área de estudo e coleta dos dados	p. 10
3.0.7	Estacionariedade	p. 11
3.0.8	Estudo do variograma e do semivariograma	p. 12
3.0.9	Modelo de semivariograma sem patamar	p. 13
3.0.10	Índice de dependência espacial	p. 14
3.0.11	Krigagem ordinária	p. 14
3.0.12	Análise de superfície de tendência	p. 15

3.0.13	Coeficiente de determinação ajustado (R_a^2)	p. 18
3.0.14	Critério de Informação de Akaike (AIC)	p. 18
3.0.15	Critério de Informação de Bayesiana (BIC)	p. 19
4	Modelagem geoestatística da precipitação pluvial no Estado da Paraíba	p. 20
4.0.16	Análise variográfica da precipitação pluvial do Estado da Paraíba . .	p. 21
4.0.17	Krigagem ordinária das médias mensais da precipitação pluvial do Estado da Paraíba	p. 29
5	Análise de superfície de tendência da precipitação pluvial no Estado da Paraíba	p. 32
5.1	Ajuste de superfície de tendência das médias mensais da precipitação pluvial do Estado da Paraíba	p. 37
5.2	Estimativas das superfícies calculadas as médias mensais da precipitação pluvial do Estado da Paraíba	p. 40
5.3	Análise residual das superfícies calculadas as médias mensais da precipitação pluvial do Estado da Paraíba	p. 42
6	Conclusão	p. 45
	Referências Bibliográficas	p. 46

1 Introdução

A Paraíba é um dos nove Estados pertencentes à região Nordeste, com 223 municípios, estando a maior parte deles distribuídos na região do semiárida. A mesma possui uma população de 3.766.528 habitantes, distribuídos numa área de aproximadamente $56.469,778 \text{ Km}^2$, com uma densidade demográfica de $66,70 \text{ hab/km}^2$ (IBGE, 2010). Essa região é marcada por apresentar um clima bastante diversificado em direção ao interior do Estado, refletindo em diferentes tipos de solo e vegetação. A região faz parte do chamado polígono das secas pela Sudene (RODRIGUEZ, 2012b). A irregularidade do seu regime de chuva é marcado por eventos climáticos tais como: secas, veranicos, cheias, dentre outros.

As causas destas anomalias são pesquisadas, mas ainda não existem conclusões definitivas para explicar esses eventos. Os diferentes tipos de rochas, associados às diferenciações climáticas ocorridas, são responsáveis pelas diferentes formas de relevo, a exemplo das serras, dos planaltos, dos vales dentre outros. As quatro mesorregiões que compõem a Paraíba, possui diferentes tipos de clima, no Litoral predomina o clima tropical úmido, nas mesorregiões do Agreste, Borborema e Sertão Paraibano predomina os climas sub úmidos e semiáridos (RODRIGUEZ, 2012b).

As principais atividades agrícolas dessas regiões são voltadas para o consumo interno, baseada no cultivo do feijão, milho e mandioca dentre outras atividades, porém de baixa produtividade. Essa baixa produtividade deve-se, aos métodos rudimentares utilizados, como: as queimadas, falta de conservação do solo e a falta de tecnologia moderna, dentre outros (RODRIGUEZ, 2012b).

A precipitação do Estado, assim como em todo o Nordeste Brasileiro (NEB), é proveniente de vários sistemas meteorológicos, tais como: Zona de Convergência Intertropical (ZCIT), Vórtices Ciclônicos de Altos Níveis (VCAN), linhas de Instabilidade, brisas marítimas e terrestres, Perturbações de frentes frias dentre outros que atuam em diferentes meses do ano, com características diferentes de um ano para outro (PEDROZA, 2009). A média de precipitação anual é inferior aos 800 mm na região do semiárido e podem superar os 1500 mm na região litorânea (SILVA et al., 2003). Portanto, uma proposta deste trabalho foi utilizar a geostatística como uma metodologia capaz de auxiliar no estudo do comportamento espacial da precipitação.

1.0.1 Objetivo geral

O objetivo geral deste trabalho foi utilizar a geoestatística como método para estudar o comportamento espacial das médias mensais da precipitação pluvial no Estado da Paraíba.

1.0.2 Objetivos específicos

- Obter a distribuição espacial da precipitação pluvial média mensal ;
- Verificar se existe dependência espacial da precipitação pluvial, com base no ajuste dos semivariogramas;
- Interpolar valores da precipitação pluvial utilizando modelos de superfície de tendência;
- Interpolar valores da precipitação pluvial utilizando o método da krigagem ordinária, com base no ajuste dos semivariogramas ;
- Verificar os locais que apresentaram os maiores e os menores índices de precipitação pluvial;
- Verificar possíveis anomalias da precipitação pluvial através dos mapas dos resíduos.

2 Revisão de literatura

Nesta seção serão descritos os principais aspectos metodológicos que servirão de base para este trabalho.

2.1 Circulação global

De acordo com Ferreira (2006), os padrões de circulação térmica na atmosfera são responsáveis por levar o excesso de calor para longe do equador e distribuí-lo nas altas latitudes. Essa também é responsável pelo movimento do ar em escala global, pois os ventos carregam as grandes massas de ar, os quais se misturam dando origem aos sistemas frontais e as tempestades em torno do planeta. As zonas de alta pressão (AP) ocorrem em torno dos polos e próximo as latitudes de 30° tanto no hemisfério Norte quanto no Sul, isso ocorre em virtude da incidência menor e mais oblíqua dos raios solares.

As zonas de baixas pressões subpolares ocorrem próximo as latitudes de 60° nos dois hemisférios, elas são causadas devido ao movimento de rotação da terra que provoca um turbilhão polar, por isso, uma tendência para baixa pressão em torno dos polos, (TORRES; MACHADO, 2011). A zona de baixa pressão em torno do equador é conhecida como zona de convergência intertropical (ZCIT), que tem origem térmica devido o forte aquecimento solar nessa área. O esquema completo de circulação global é apresentado na Figura (2.1).

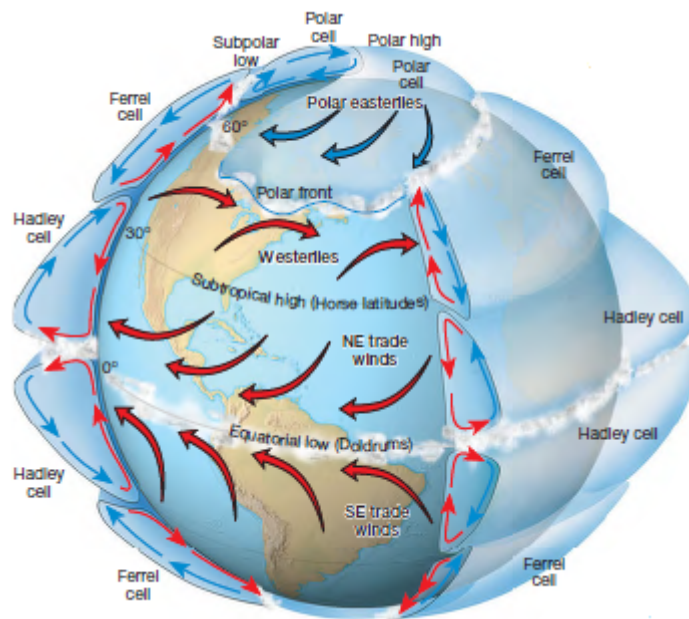


Figura 2.1: Esquema de circulação global indicando as células meridionais e as direções dos ventos em baixos níveis, assim como as latitudes típicas de baixas e altas pressões. Fonte:(LUTGENS; TARBUCK, 2013).

2.1.1 O Efeito de Coriolis

O efeito de Coriolis é uma força aparente no qual um objeto, que se move no hemisfério norte, tende a se desviar para direita, enquanto que um objeto que se move no hemisfério sul, tende a se desviar para esquerda. Essa força aumenta com a latitude e com a velocidade dos ventos (LUTGENS; TARBUCK, 2013) e nula no equador ($\phi = 0^\circ$). Para um observador sobre a superfície terrestre, os ventos que se movem no hemisfério norte aparentam estar se desviando para direita, já para um observador no hemisfério sul, os ventos aparentam estar se desviando para esquerda (FERREIRA, 2006). A força de Coriolis é dada pela expressão abaixo.

$$F_c = 2 \times M \times v \times \Omega \times \sin(\phi),$$

em que:

M é a massa de ar; v é a velocidade do vento; Ω é a velocidade angular da terra; (ϕ) é a latitude local

2.1.2 Alguns dos sistemas meteorológicos atuantes sobre a região nordeste do Brasil

Um dos mais importantes sistemas meteorológicos que atuam na região nordeste do Brasil é conhecido como Zona de Convergência Intertropical (ZCIT). Ela resulta da convergência dos ventos alísios vindos do hemisfério norte com os do hemisfério sul. Com essa convergência várias nuvens convectivas desenvolve-se, dando origem a uma banda de nebulosidade com aproximadamente 500km de largura sobre toda região Equatorial. Essa tem sido decisiva na caracterização das diferentes condições de tempo e clima em diversas áreas tropicais (FERREIRA, 2006).

Outro sistema meteorológico importante são as Linhas de Instabilidade, essas são bandas de nuvens normalmente do tipo *cumulus* organizadas em forma de linhas. Sua formação se dá devido a grande quantidade de radiação solar incidente sobre a região tropical, que atinge um número maior no período da tarde e início da noite, com consequentes chuvas (FERREIRA; MELLO, 2005).

As Brisas marítimas e terrestre também são sistemas meteorológicos importantes, essas ocorrem devido a diferença de temperatura entre a superfície terrestre e a superfície da água, ou seja, durante o dia, a superfície da terra se aquece mais rapidamente que a superfície da água e como o ar em contato com a terra está mais aquecido, esse sobe, e o espaço é ocupado pelo ar mais frio vindos da superfície da água, então o ar quente é forçado a subir e ao longo dessa fronteira, as nuvens convectivas se formam causando normalmente precipitação e trovoadas. Durante a noite ocorre o processo inverso, a superfície terrestre se resfria mais rapidamente que a superfície da água, agora o ar frio sopra para fora da costa e normalmente uma linha de *cumulus* irá se formar ao longo da orla. No Brasil esses fenômenos são observados através de imagens de satélites de alta resolução sobre alguns rios da região Norte, como o rio Amazonas e na costa norte do Nordeste do Brasil (FERREIRA, 2006)

2.2 Análise geoestatística da precipitação pluvial

Segundo Andriotti (2004), a geoestatística surgiu na década de 1950, quando o sul-africano Daniel Krige, publicou resultados de estudos desenvolvidos por ele, sobre dados relativos a atividades desenvolvidas em minas de ouro do Rand, na África do Sul, mas o termo geoestatística foi utilizado pela primeira vez pelo engenheiro francês George Matheron, conceito introduzido por meio do “*Traité de Géostatistique Appliquée*”. De acordo com Yamamoto e Landim (2013) os ex-alunos de Matheron, André G. Journel e Michel David foram os responsáveis pela difusão da geoestatística na América do Norte. Portanto a mesma nasceu da necessidade da modelização de recursos geológicos.

Atualmente os métodos geoestatísticos são aplicados nas mais diversas áreas do conhecimento, principalmente nas ciências da terra e do ambiente, tais como: caracterização espacial de contaminantes de lodos de um rio, definição do padrão espacial de aves migratórias, análise dos custos de impactos da poluição atmosférica numa determinada região de estudo dentre outras aplicações (SOARES, 2006).

Atualmente a geoestatística é consagrada como um tópico especial da estatística espacial que trata de problemas associados ao estudo das variáveis regionalizadas, as quais apresentam comportamento intermediários entre as variáveis aleatórias e as determinísticas, ou seja, que apresentam certa continuidade espacial (LANDIM, 2003). Conforme SOARES (2006) a geoestatística encontra-se como disciplina, já na sua fase adulta e respeitada.

2.2.1 Variáveis regionalizadas

A geoestatística trata do estudo das variáveis regionalizadas, ou seja, variáveis que apresentam certo comportamento espacial mostrando características intermediárias entre as variáveis verdadeiramente aleatórias e as totalmente determinísticas (LANDIM, 2003). A Teoria das variáveis regionalizadas, estuda a representação estrutural desse tipo de variável com objetivo de resolver problemas de estimativas a partir de dados experimentais medidos sobre suportes os quais não abrangem totalmente seus domínios (YAMAMOTO; LANDIM, 2013).

A geoestatística tem por objetivo a caracterização da dispersão espacial de fenômenos naturais em que os atributos apresentam uma certa estrutura no espaço e no tempo tais como: contaminação de solos e aquíferos, temperatura, pluviometria dentre outros fenômenos característicos de uma região (SOARES, 2006). De acordo com Landim, Sturaro e Monteiro (2002) o comportamento das variáveis regionalizadas, se baseia nos seguintes pressupostos:

i) **Ergodicidade:** considerando que todos os possíveis eventos foram realizados dentro de certo domínio, a esperança matemática dessas possíveis realizações da variável é a mesma.

ii) **Estacionariedade:** na região onde se pretende realizar as estimativas o fenômeno é descrito como homogêneo dentro desse espaço.

iii) **Hipótese Intrínseca:** as diferenças entre valores apresentam fraco incremento, isto é, as diferenças são localmente estacionárias

2.2.2 Variograma e semivariograma

O variograma é uma ferramenta que permite descrever quantitativamente a variação espacial de um fenômeno regionalizado. A natureza estrutural de um conjunto de dados (assumido pela

variável regionalizada) é definido a partir da comparação de valores tomados simultaneamente em dois pontos, segundo uma determinada direção.

Salgueiro e Montenegro (2008) abordaram com base em dados pluviométricos, o variograma da precipitação pluviométrica na bacia do rio Pajeú em Pernambuco, onde o ajuste dos semivariogramas: esférico, exponencial e gaussiano foram testados, tendo como melhor ajuste o exponencial.

Carvalho e Assad (2005) abordaram com base em dados pluviométricos, a precipitação média anual de 1.027 postos pluviométricos abrangendo todo território do Estado de São Paulo no período de 1957 a 1997, em que, de acordo com os dados, obtidos, o semivariograma esférico foi o que apresentou melhor ajuste. O grau de ajuste do modelo foi verificado por meio do coeficiente de determinação $R^2 = 0,95$, mostrando o quanto da variação total foi explicada pelo modelo de regressão. De acordo com o resultado do exame do semivariograma ajustado para a precipitação média anual revelou a existência de dependência espacial, em que o efeito pepita foi $\tau^2 = 0,0002$ com um alcance de $\phi = 48,5km$. A proporção desse valor para o patamar do semivariograma ($\tau^2 + \sigma^2$), no caso 4,76% indicativo da variação de um ponto para outro, que quanto menor esse valor mais parecidos são os valores vizinhos.

Sartori et al. (2010) utilizaram dados de precipitação, temperatura do ar e umidade relativa do ar com dados provenientes da Estação Meteorológica da Fazenda Lageado, da Faculdade de Ciências Agrônomicas - UNESP no período de 1988 a 2007, onde, de acordo com a análise variográfica realizadas, os modelo que melhor se ajustou aos dados foi o esférico e com relação aos resultados obtidos todos os variogramas apresentaram dependência espacial.

2.2.3 Isotropia e anisotropia

Quando a continuidade de um recurso natural tem o mesmo comportamento em todas as direções, ou seja, depende apenas do módulo do vetor \mathbf{h} diz-se haver isotropia, caso contrário diz-se haver anisotropia, ou seja, a variável em estudo apresenta-se de um modo mais contínuo, numa determinada direção, em relação a outra. A mesma pode ser entendida como a variabilidade ou continuidade diferencial dependendo das direções do espaço (SOARES, 2006).

De acordo com Andriotti (2004), o semivariograma isotrópico é aquele que apresenta o mesmo comportamento para diferentes direções; caso contrário diz-se haver anisotropia. A anisotropia geométrica acontece quando o variograma apresenta o mesmo patamar e alcances diferentes, já a anisotropia zonal acontece quando o variograma apresenta o mesmo alcance e patamares diferentes, enquanto que a anisotropia combinada apresenta patamares e alcances diferentes. Os três tipos de anisotropia são apresentados nas Figuras 2.2(a), 2.2(b) e 2.2(c).

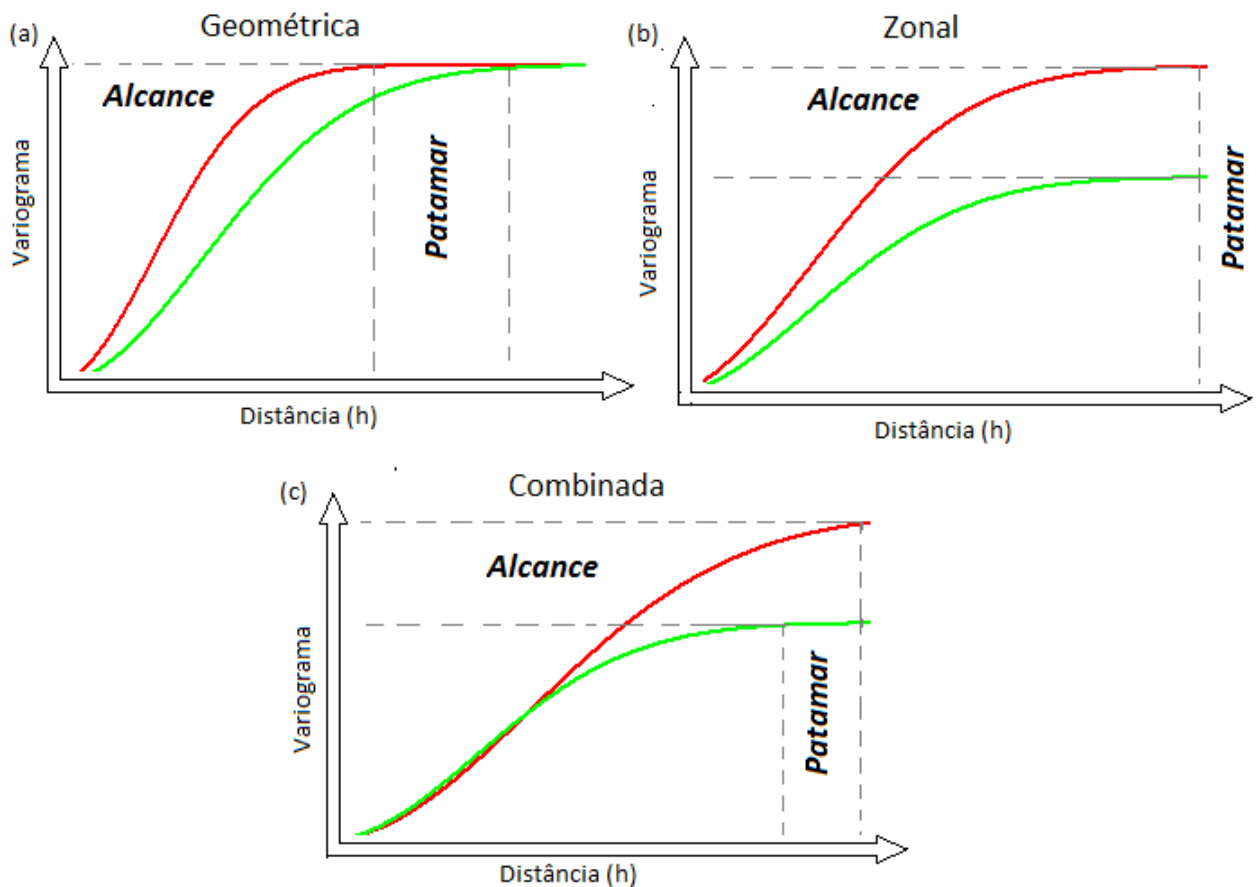


Figura 2.2: Tipos de anisotropia

2.2.4 Krigagem ordinária

Segundo Landim (2003) a krigagem ordinária é uma técnica de estimativa linear que satisfaz a hipótese intrínseca, com média desconhecida e assume a hipótese de quase-estacionariedade, ou seja, usa-se a krigagem ordinária quando a variável regionalizada (VR) é estacionária de primeira ordem. Para o caso mais geral, em que a variável apresenta tendência, mas cujos resíduos a hipótese intrínseca se encaixam, deve-se usar o procedimento mais geral chamado de *krigagem universal*. A krigagem ordinária pode ser utilizada tanto para estimar um ponto, como um bloco, ou uma área no qual se deseja estimar.

Srivastava (1989) argumenta que a krigagem ordinária é semelhante a regressão linear múltipla, com algumas diferenças em relação ao uso das matrizes utilizadas para resolver o sistema. Por meio da Krigagem, pode-se fazer a previsão do valor pontual de uma variável regionalizada em um local específico dentro do espaço geométrico levando-se em consideração todos os valores observados e segundo Druck (2002) o que difere o estimador de krigagem ordinária do estimador de krigagem simples, é que a primeira não requer o prévio conhecimento da média amostral.

2.2.5 Análise de superfície de tendência

Emidio e Landim (2008) usaram a técnica da superfície de tendência com regressão polinomial de primeiro grau (superfície linear), para detectar anomalias na distribuição de chuva medida pelo radar meteorológico Doppler, banda S, localizado em Bauru, no período de 21 de outubro de 2004 a 29 de abril de 2005.

Para Landim e Corsi (2001) o método da análise de superfície de tendência pode ser utilizado em situações onde ocorrem anomalias locais, ou seja, flutuações locais. Nesse caso tenta-se encaixar uma superfície linear aos dados, em seguida uma quadrática, uma cúbica e assim por diante até encontrar a que melhor se ajuste aos dados.

Manfré, Urban e Silva (2011) utilizaram a análise de superfície de tendência para estudar o comportamento espacial de alguns atributos do solo, ou seja, os locais onde ocorreram as menores e as maiores concentrações de cada atributo, como a condutividade elétrica do solo, onde o solo pode ser mais favorável ao cultivo.

Urban et al. (2011) utilizaram a técnica de superfície de tendência de atributos do solo apresentaram potencial para verificação de impactos em áreas urbanas, ou seja, os nutrientes podem interferir na qualidade da água e locais com grande anormalidade com relação a tendência podem ser considerado em avaliação de impactos.

3 Material e métodos

Nesta seção descreve-se algumas técnicas da geoestatística utilizadas no estudo das médias mensais de precipitação pluvial no Estado da Paraíba. Como foi dito antes, esses métodos são fundamentais para verificar o comportamento espacial da precipitação pluvial, assim como fazer previsões para locais ainda não amostrados.

3.0.6 Área de estudo e coleta dos dados

A Paraíba é uma das 27 unidades federativas do Brasil e um dos nove Estados que compõem a Região Nordeste e está situada entre os paralelos 6° e 8° graus de latitude Sul, e entre os meridianos de 34° e 38° graus de longitude Oeste, totalmente incluído na Zona Tropical, conforme visto na Figura (3.1). Foram utilizados dados mensais de precipitação pluviométrica distribuídos por todo Estado da Paraíba. Os dados foram coletados em estações meteorológicas e postos pluviométricos localizados em 69 municípios no período de 1962 a 2010, cedidos pela Agência Executiva de Gestão das Águas do Estado da Paraíba (AESA) e Instituto Nacional de Meteorologia (INMET).

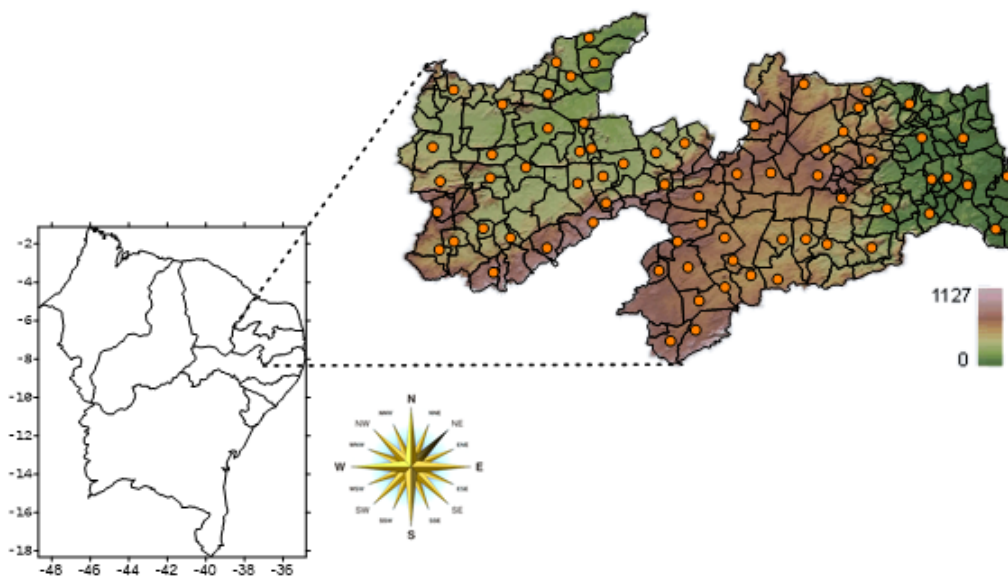


Figura 3.1: Representação gráfica da localização do Estado da Paraíba, distribuição das estações e postos pluviométricos e mapa do relevo em metros (adaptado de (EMATER, 2014))

3.0.7 Estacionariedade

Seja um conjunto de variáveis aleatórias $Z(x_i), i = 1, \dots, N$, correlacionadas entre si, constituindo uma função aleatória da qual só se conhece uma realização $z(x_i)$ do conjunto dos dados experimentais é impossível determinar qualquer parâmetro estatístico das variáveis individuais ou da função. Então a solução proposta no formalismo geoestatístico é assumir diversos graus de estacionariedade da função aleatória, de modo que seja possível fazer inferências sobre as variáveis aleatórias (SOARES, 2006).

Conforme Landim (2003) dois valores x_i e $x_i + \mathbf{h}$ de uma variável aleatória regionalizada obtidas nos pontos i e $i + \mathbf{h}$, ou seja, separado apenas pelo vetor (\mathbf{h}) com direção e orientação específica nos espaços com uma, duas ou três dimensões. Então a diferença $[Z(x_i) - Z(x_i + \mathbf{h})]$ entre esses dois pontos constitui também outra variável aleatória.

De acordo com Guimarães (2004) um processo é considerado estacionário de ordem k , se

$$E[Z^k(x_i)] = m_k = \text{constante}, \quad \forall x_i$$

Se a esperança $E[Z(x_i)] = m_1$ é constante, independentemente da origem, pode-se dizer que a variável é estacionária de primeira ordem; se o segundo momento $E[Z^2(x_i)] = m_2$ é constante em relação a origem dizemos que o processo é estacionário de segunda ordem (GUIMARÃES, 2004).

Da-se o nome de hipótese intrínseca quando para todo vetor \mathbf{h} , o acréscimo $[Z(x_i + \mathbf{h}) - Z(x_i)]$ admite esperança matemática e variância independente do ponto de apoio x_i , mas dependente de \mathbf{h} (ANDRIOTTI, 2004).

De acordo com Guimarães (2004) a hipótese intrínseca é a mais frequentemente usada em geoestatística, por ser menos restritiva, no caso do semivariograma exige apenas a hipótese intrínseca, portanto tem-se que:

i) a esperança $Z(x_i)$ existe e não depende do ponto x

$$E[Z(x_i)] = m$$

ii) para todo \mathbf{h} , a variância da $[Z(x_i + \mathbf{h}) - Z(x_i)]$ existe e não depende do ponto x

$$\text{Var}[Z(x_i + \mathbf{h}) - Z(x_i)] = E[Z(x_i + \mathbf{h}) - Z(x_i)]^2 = 2\gamma\mathbf{h}$$

3.0.8 Estudo do variograma e do semivariograma

O variograma é uma ferramenta geoestatística que permite descrever quantitativamente a variação espacial de um fenômeno regionalizado. É definido com base no biponto para diferentes distâncias, ou seja, a continuidade espacial $Z(x_i)$ pode ser medida para diferentes valores de \mathbf{h} segundo uma determinada direção. A medida que essa distância aumenta, a correlação espacial entre as amostras diminuem (SOARES, 2006). O semivariograma é definido pela função $\gamma(\mathbf{h})$ e o variograma corresponde ao dobro do semivariograma $2\gamma(\mathbf{h})$. O variograma pode ser estimado através da Equação (3.1)

$$2\hat{\gamma}(\mathbf{h}) = \frac{1}{N(\mathbf{h})} \sum_{(i=1)}^{N(\mathbf{h})} [z(x_i + \mathbf{h}) - z(x_i)]^2, \quad (3.1)$$

em que:

$2\hat{\gamma}(\mathbf{h})$ - é o variograma estimado

$N(\mathbf{h})$ - é o número de pares medidos separados pelo vetor (\mathbf{h})

$z(x_i)$ e $z(x_i + \mathbf{h})$ - são os valores da i -ésima observação da variável regionalizada coletadas nos dois pontos

O semivariograma é definido pela função $\gamma(\mathbf{h})$, como mostrado na Equação (3.2).

$$\hat{\gamma}(\mathbf{h}) = \frac{1}{2N(\mathbf{h})} \sum_{(i=1)}^{N(\mathbf{h})} [z(x_i + \mathbf{h}) - z(x_i)]^2, \quad (3.2)$$

Os parâmetros do semivariograma são definidos como:

i) *Alcance* (ϕ): é a distância até onde as amostras estão correlacionadas espacialmente

ii) *Patamar* ($\tau^2 + \sigma^2$): é o valor do semivariograma correspondente ao seu alcance(a). A partir desse ponto, considera-se que não existe mais dependência espacial entre as amostras, portanto a variância das diferenças $[z(x_i) - z(x_i + \mathbf{h})]$ entre os pares de amostras torna-se constante.

iii) *Efeito Pepita* (τ^2): pode ser causado tanto pela variância aleatória do fenômeno espacial em estudo como da escala de amostragem (YAMAMOTO; LANDIM, 2013)

iv) *Contribuição* (σ^2) é a diferença entre o patamar ($\tau^2 + \sigma^2$) e o efeito pepita (τ^2)

Alguns modelos teóricos de semivariograma podem ou não apresentar (patamar ou soleira). Existem diversos modelos teóricos de variogramas, alguns desses modelos podem ser encontrados facilmente em qualquer artigo que fale sobre geoestatística. Por exemplo, (LANDIM, 2003) e (WEBSTER; OLIVER, 2007) cita alguns desses modelos apresentado na

Tabela (3.1).

Tabela 3.1: Modelos teóricos de semivariogramas com patamar

Modelos	Equações
Esférico	$\gamma(h) = \begin{cases} (\tau^2 + \sigma^2) \left[\frac{3}{2} \left(\frac{h}{\phi} \right) - \frac{1}{2} \left(\frac{h}{\phi} \right)^3 \right], & \text{para } h < \phi \\ (\tau^2 + \sigma^2), & \text{para } h \geq \phi \end{cases}$
Exponencial	$\gamma(h) = (\tau^2 + \sigma^2) \left[1 - e^{-\frac{3h}{\phi}} \right]$
Cúbico	$\gamma(h) = \begin{cases} (\tau^2 + \sigma^2) \left[7 \left(\frac{h}{\phi} \right)^2 - 8,75 \left(\frac{h}{\phi} \right)^3 + 3,5 \left(\frac{h}{\phi} \right)^5 - 0,75 \left(\frac{h}{\phi} \right)^7 \right], & h \leq \phi \\ (\tau^2 + \sigma^2), & h > \phi \end{cases}$
Circular	$\gamma(h) = \begin{cases} (\tau^2 + \sigma^2) \left[1 - \frac{2}{\pi} \cos^{-1} \left(\frac{h}{\phi} \right) + \frac{2h}{\pi\phi} \sqrt{1 - \frac{h^2}{\phi^2}} \right], & h \leq \phi \\ (\tau^2 + \sigma^2), & h > \phi \end{cases}$
Gaussiano	$\gamma(h) = (\tau^2 + \sigma^2) \left[1 - e^{-\left(\frac{3h}{\phi} \right)^2} \right]$
Matérn	$\gamma(h) = (\tau^2 + \sigma^2) \left\{ 1 - \frac{1}{2^{\nu-1}} \left(\frac{h}{\phi} \right)^{\nu} K_{\nu} \left(\frac{h}{\phi} \right) \right\} \quad \nu > -1, \phi > 0$
Efeito pepita	$\gamma(h) = \begin{cases} \sigma^2, & h \neq 0 \\ 0, & h = 0 \end{cases}$

3.0.9 Modelo de semivariograma sem patamar

O modelo potencial é outro modelo bastante comum entre os variogramas que não apresentam patamar, este tipo de variograma apresenta uma variância infinita e não ocorre uma função da covariância; neste caso, a hipótese intrínseca é a única aceitável (LANDIM, 2003). O modelo potência é calculado de acordo com equação (3.3) e varia de acordo com a constante α como apresentados na Figura 3.2(b)

$$\gamma(\mathbf{h}) = (\tau^2 + \sigma^2) \mathbf{h}^{\alpha}, \quad (3.3)$$

É importante observar que para $\alpha = 1$ o modelo torna-se linear; para $1 < \alpha < 2$ a curva inclina-se para a esquerda; e para $0 < \alpha < 1$ a curva inclina-se para a direita

Os parâmetros do semivariograma são apresentados nas Figuras 3.2(a) e 3.2(b)

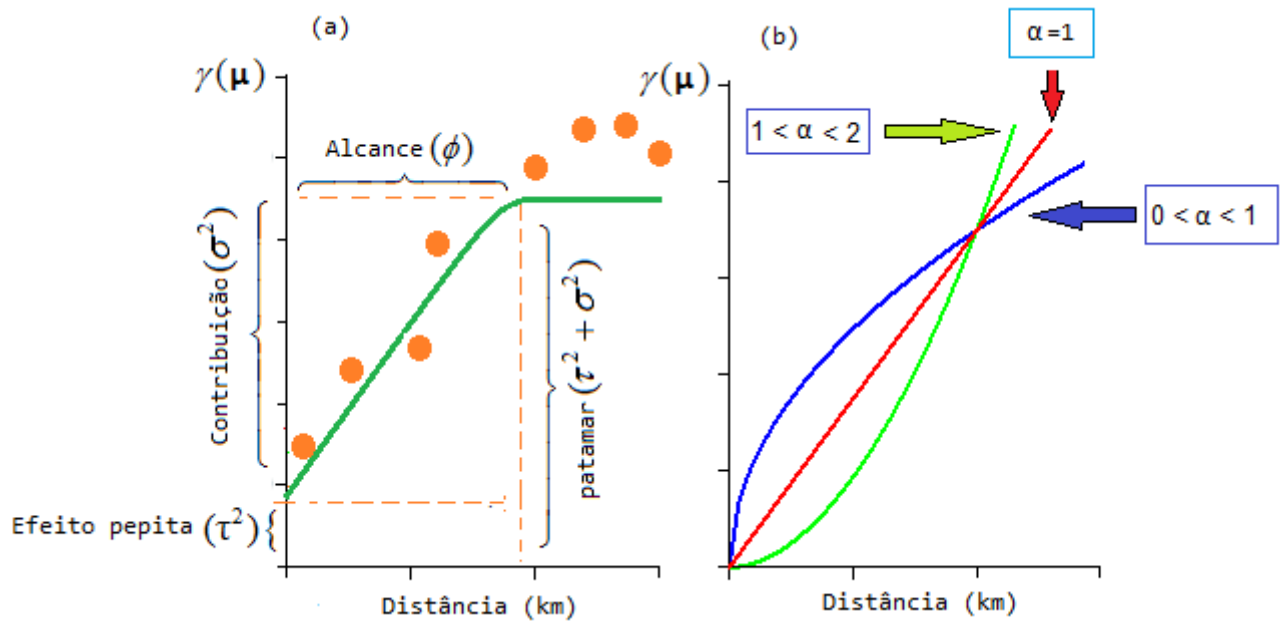


Figura 3.2: Modelo teórico de semivariograma com e sem patamar

3.0.10 Índice de dependência espacial

O índice de dependência espacial serve para mensurar a dependência espacial do fenômeno, ou seja, os semivariogramas expressam o comportamento da variável regionalizada, ou de seus resíduos e apresentam o tamanho da zona de influência em torno da amostra, essa dependência pode ser calculada de acordo com a Equação (3.4) (ZIMBACK, 2001).

$$IDE = \frac{\sigma^2}{\sigma^2 + \tau^2} \times 100, \quad (3.4)$$

em que, valores de $IDE \leq 25\%$ dependência fraca; valores $25\% < IDE < 75\%$ dependência moderada e valores maiores de $IDE \geq 75\%$ dependência forte.

3.0.11 Krigagem ordinária

A krigagem ordinária é utilizada quando a variável regionalizada (VR) é estacionária de primeira ordem e pode ser utilizada tanto para estimar valores em um ponto, em blocos, ou em uma área (LANDIM, 2003). Ela resulta da combinação linear dos valores encontrados próximo a sua vizinhança. O estimador de krigagem ordinária é mostrado na Equação (3.5) (YAMAMOTO; LANDIM, 2013).

$$Z_{K0(x_0)}^* = \sum_{i=1}^n [\lambda_i Z_{(x_i)}], \quad (3.5)$$

em que $Z_{K0}^*(x_0)$ - é o valor estimado para o local; x_0 não amostrado; $Z_{(x_i)}$ - é o valor obtido por amostragem no campo e λ_i são os pesos aplicados em cada $Z_{(x_i)}$.

O estimador $Z_{K0}^*(x_0)$, não requer o conhecimento prévio da média, mas requer que a soma dos pesos $\sum \lambda_i$ seja igual a 1

3.0.12 Análise de superfície de tendência

Conforme Emidio e Landim (2008), a análise de superfície de tendência (*Trend Surface Analysis*) é um método de interpolação que permite, a partir dos dados georreferenciados originais, tanto a obtenção de um mapa mostrando a tendência regional, como um mapa com as flutuações locais, representadas pelos valores residuais. Esta técnica é capaz de interpolar valores, extrapolar a sequência de dados, inferir sobre a presença de tendências ou estimar características de interesse sobre os dados (LANDIM, 2003).

A aplicação da técnica exige alguns cuidados como: evitar extremidades da área coberta pelos pontos, o número de pontos deve ser maior que o número de coeficientes, o arranjo dos pontos deve ser bem distribuído evitando agrupamentos entre pontos (LANDIM, 2011).

Segundo Landim, Monteiro e Corsi (2002), a análise de superfície de tendência é um método pelo qual uma superfície teórica contínua é ajustada por critérios de regressão de mínimos quadrados, aos valores da variável dependente Z_i , tendo como variáveis independentes as coordenadas Norte-Sul(Y) e Leste-Oeste(X).

Para aplicação desta técnica, a equação matemática utilizada para o ajuste da superfície, baseia-se nos polinômios não ortogonais, sendo o ajuste incrementado pela adição de termos adicionais à equação polinomial. O modelo estatístico dos polinômios não ortogonais pode ser definido de acordo com a Equação (3.6).

$$Z_i(X, Y) = [\beta_0 + \beta_1 x_i + \beta_2 y_i + \beta_3 x_i^2 + \beta_4 x_i y_i + \beta_5 y_i^2 + \dots] + \varepsilon_i(x_i, y_i), \quad (3.6)$$

em que $Z_i(X, Y)$ é a variável mapeada em função das coordenadas x_i e y_i ; $\varepsilon_i(x_i, y_i)$ representa os resíduos; $\beta_0, \beta_1, \beta_2, \beta_3, \beta_4, \beta_5, \dots$, são os parâmetros associados ao modelo que proporcionam o melhor ajuste aos dados observados.

A estimativa dos parâmetros pode ser determinada pelo método dos mínimos quadrados, o qual consiste em adotar como estimativa dos parâmetros os valores que minimizam a soma de quadrados dos resíduos. Levando-se em consideração o modelo de regressão polinomial de primeiro grau (superfície linear), as estimativas dos coeficientes serão determinados da seguinte forma:

$$S = \sum_{i=1}^n \varepsilon_i^2 = \sum_{i=1}^n [z_i - (\beta_0 + \beta_1 x_i + \beta_2 y_i)]^2.$$

Para se obter os valores que minimizam a soma dos quadrados dos resíduos, deriva-se parcialmente a função S em relação aos parâmetros β_0 , β_1 e β_2 , igualando-se a zero, como mostrado nas Equações (3.7), (3.8) e (3.9).

$$\frac{\partial S}{\partial \hat{\beta}_0} = -2 \sum_{i=1}^n [z_i - (\hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x_i + \hat{\beta}_2 y_i)] = 0; \quad (3.7)$$

$$\frac{\partial S}{\partial \hat{\beta}_1} = -2 \sum_{i=1}^n [z_i - (\hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x_i + \hat{\beta}_2 y_i)] x_i = 0; \quad (3.8)$$

$$\frac{\partial S}{\partial \hat{\beta}_2} = -2 \sum_{i=1}^n [z_i - (\hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x_i + \hat{\beta}_2 y_i)] y_i = 0. \quad (3.9)$$

Simplificando-se as Equações (3.7), (3.8) e (3.9) chega-se ao sistema de equações normais para a superfície de primeiro grau, ou seja,

$$\begin{cases} \sum_{i=1}^n z_i = n\hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 \sum_{i=1}^n x_i + \hat{\beta}_2 \sum_{i=1}^n y_i \\ \sum_{i=1}^n z_i x_i = \hat{\beta}_0 \sum_{i=1}^n x_i + \hat{\beta}_1 \sum_{i=1}^n x_i^2 + \hat{\beta}_2 \sum_{i=1}^n x_i y_i \\ \sum_{i=1}^n z_i y_i = \hat{\beta}_0 \sum_{i=1}^n y_i + \hat{\beta}_1 \sum_{i=1}^n y_i x_i + \hat{\beta}_2 \sum_{i=1}^n y_i^2 \end{cases}$$

Outra forma de escrever o sistema de equações normais para obtenção dos estimadores dos parâmetros de uma superfície de tendência linear é na forma matricial (LANDIM, 2011):

$$\underbrace{\begin{bmatrix} n & \sum_{i=1}^n x_i & \sum_{i=1}^n y_i \\ \sum_{i=1}^n x_i & \sum_{i=1}^n x_i^2 & \sum_{i=1}^n x_i y_i \\ \sum_{i=1}^n y_i & \sum_{i=1}^n x_i y_i & \sum_{i=1}^n y_i^2 \end{bmatrix}}_{XY} \underbrace{\begin{bmatrix} \hat{\beta}_0 \\ \hat{\beta}_1 \\ \hat{\beta}_2 \end{bmatrix}}_{\hat{\theta}} = \underbrace{\begin{bmatrix} \sum_{i=1}^n z_i \\ \sum_{i=1}^n z_i x_i \\ \sum_{i=1}^n z_i y_i \end{bmatrix}}_Z$$

Portanto, a solução para o sistema de equações normais descrito acima, pode ser obtida, de modo genérico, por $\hat{\theta} = (XY)^{-1} \times Z$.

A solução para um sistema de equações normais, levando-se em consideração o modelo de regressão polinomial de segundo grau (superfície quadrática), na forma matricial, pode representada por:

$$\begin{bmatrix} \hat{\beta}_0 \\ \hat{\beta}_1 \\ \hat{\beta}_2 \\ \hat{\beta}_3 \\ \hat{\beta}_4 \\ \hat{\beta}_5 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} n & \sum x_i & \sum y_i & \sum x_i^2 & \sum x_i y_i & \sum y_i^2 \\ \sum x_i & \sum x_i^2 & \sum x_i y_i & \sum x_i^3 & \sum x_i^2 y_i & \sum x_i y_i^2 \\ \sum y_i & \sum x_i y_i & \sum y_i^2 & \sum x_i^2 y_i & \sum x_i y_i^2 & \sum y_i^3 \\ \sum x_i^2 & \sum x_i^3 & \sum x_i^2 y_i & \sum x_i^4 & \sum x_i^3 y_i & \sum x_i^2 y_i^2 \\ \sum x_i y_i & \sum x_i^2 y_i & \sum x_i y_i^2 & \sum x_i^3 y_i & \sum x_i^2 y_i^2 & \sum x_i y_i^3 \\ \sum y_i^2 & \sum x_i y_i^2 & \sum y_i^3 & \sum x_i^2 y_i^2 & \sum x_i y_i^3 & \sum y_i^4 \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} \sum z_i \\ \sum x_i z_i \\ \sum y_i z_i \\ \sum x_i^2 z_i \\ \sum x_i y_i z_i \\ \sum y_i^2 z_i \end{bmatrix},$$

em que os $\hat{\beta}_i$ ($i = 0, 1, \dots, 5$) são os estimadores dos parâmetros associados ao modelo de superfície de tendência de segundo grau. Para superfícies de maior grau adota-se o mesmo procedimento de desenvolvimento polinomial por série de Taylor (LANDIM, 2011).

Conforme Perternelli e Mello (2011), o número de parâmetros a serem estimados em uma determinada superfície de tendência pode ser calculado pela Equação (3.10).

$$\frac{((d+1) \times (d+2))}{2}, \quad (3.10)$$

em que “d” é o grau do polinômio que se deseja estimar. Por exemplo, para um polinômio de 7º grau, tem-se $(8 \times 9)/2 = 36$ coeficientes.

A verificação do ajuste das superfícies de tendência aos dados observados, pode ser realizado por meio da análise de variância (ANOVA) (DESSAINT; CAUSSANEL, 1994). Ao se calcular a soma de quadrado total (SQ_{Total}), soma de quadrado de regressão ($SQ_{Reg.}$) e soma de quadrado de resíduos ($SQ_{Res.}$), obtém-se uma indicação da validade do tipo de superfície que melhor se ajustou aos dados. O cálculo dessas estatísticas podem ser encontradas por meio das Equações (3.11), (3.12) e (3.13)

$$SQ_{Total} = \sum_{i=1}^n y_i^2 - [(\sum_{i=1}^n y_i)^2/n] \quad (3.11)$$

$$SQ_{Reg.} = \sum_{i=1}^n y_i^{*2} - [(\sum_{i=1}^n y_i^*)^2/n] \quad (3.12)$$

$$SQ_{Res.} = SQ_{Total} - SQ_{Reg.} \quad (3.13)$$

A ANOVA tem por objetivo verificar a contribuição dos sucessivos coeficientes parciais, fornecendo uma medida de ajuste aos dados devido a cada um dos incrementos da equação polinomial, porém na prática deve-se tomar alguns cuidados, pois os resultados só serão confiáveis quando os resíduos são estocasticamente independentes (LANDIM, 2003).

3.0.13 Coeficiente de determinação ajustado (R_a^2)

Segundo Hoffmann (2006), uma das limitações ao uso do coeficiente de determinação (R^2) na seleção de modelos se refere à análise de regressão polinomial. Neste tipo de análise nem todas as variáveis preditoras são necessariamente efetivas para predição da variável resposta, mas a inclusão de novas variáveis geralmente reduz a soma de quadrados dos resíduos, consequentemente aumenta-se o valor do R^2 .

Sendo assim, uma alternativa de tentar corrigir esse problema é por meio do coeficiente de determinação ajustado R_a^2 , que, ao contrário do coeficiente de determinação, pode diminuir em valor se a contribuição da variável adicional na explicação total, for inferior ao impacto que essa adição acarreta nos graus de liberdade.

O R_a^2 é uma estatística bastante utilizada em análise de superfície de tendência, pois o mesmo é capaz de medir a porcentagem de ajuste da superfície (CHORLEY; HAGGETT, 1965). O R_a^2 pode ser calculado da seguinte forma:

$$R_a^2 = R^2 - \frac{k-1}{n-k} \times (1 - R^2), \quad (3.14)$$

em que k é número de parâmetros da regressão; n é número de observações. De acordo com Thomas et al. (2006), quanto mais próximo de um for o valor do coeficiente de determinação ajustado, mais a variável resposta é explicada pelas covariáveis.

3.0.14 Critério de Informação de Akaike (AIC)

Nos modelos com estrutura de dependência espacial utilizam-se os critérios de informação onde a avaliação do ajuste é penalizada em função do número de parâmetros. Vale ressaltar que é necessário ainda levar em consideração o número de parâmetros independentes ao se incluir funções espaciais nos modelos (CÂMARA; MONTEIRO, 2001). Existem vários métodos para verificar a qualidade do ajuste do modelo aos dados experimentais.

Na validação do desempenho dos modelos, o Critério de Informação de Akaike-Akaike's Information Criterion (AIC) tem sido bastante utilizado para diferentes estruturas de covariâncias. Conforme Akaike (1992), Akaike em 1973 relacionou a discrepância, medida que existe entre o modelo verdadeiro e o modelo aproximado, com a máxima verossimilhança, que é o que possui melhor ajuste para os dados observados.

O critério de informação de Akaike é expresso por:

$$AIC = -2 \times (\log L(\theta; y)) + 2p \quad (3.15)$$

Em que, $L(\theta; y)$ é o logaritmo da função de máxima verossimilhança maximizado e p é o número de parâmetros envolvidos no modelo. Segundo este critério, o melhor modelo é o que possui menor valor de *AIC*.

3.0.15 Critério de Informação de Bayesiana (BIC)

Conforme Emiliano et al. (2010) não existe modelos verdadeiros. Porém há apenas modelos que se aproximam da realidade, que causam perda, ou seja, dentre os modelos ajustados é necessário fazer seleção do “melhor” modelo para explicar o fenômeno em estudo. O critério BIC impõem penalidades de acordo com número de parâmetros a ser estimado, ou seja, o modelo que apresentar o menor valor de BIC é considerado o que obteve melhor ajuste e pode ser obtido através da equação (3.16) (THOLON; QUEIROZ, 2008).

$$BIC = -2 \times \text{Log}(L) + p \times \log(N - r(\mathbf{X})) \quad (3.16)$$

em que p é o número de parâmetro estimado; N é o número de observação; $r(\mathbf{X})$ é o posto da matriz de incidência dos efeitos fixos do modelo; e $\text{Log}L$ é o logaritmo da função de máxima verossimilhança restrita.

4 Modelagem geoestatística da precipitação pluvial no Estado da Paraíba

A Tabela 4.1 exibe os resultados da análise descritiva das médias mensais de precipitação pluvial do Estado da Paraíba. Como pode-se observar por meio dessa Tabela, os meses de dezembro a abril apresentaram coeficiente de curtose ($Cu < 0,263$), ou seja, a distribuição é do tipo leptocúrtica. Esse tipo de achatamento é maior nas laterais da curva produzindo uma curva mais afilada no centro da distribuição. Enquanto que os meses de maio a novembro o coeficiente de curtose apresentou valores ($Cu > 0,263$), esse tipo de comportamento é semelhante ao anterior, porém o achatamento da curva é menos acentuado nas laterais, e mais concentrado na parte de cima da curva. De acordo com Oliveira (1999) esse tipo de curva é chamada de platicúrtica. A sétima coluna da Tabela (4.1) apresenta coeficientes de assimetria ($As > 0$) para todos os meses analisados, esse tipo de assimetria é chamado de assimetria a direita por Fonseca e Martins (1993), ou seja, a moda é maior que a mediana e a média, afastando-se mais para a esquerda da distribuição. Os coeficientes de variação ($CV > 20\%$) implicam em alta variabilidade espacial e temporal da precipitação pluvial para todos os meses analisados, pois os mesmos encontram-se bastante afastados da média. Os meses de junho a setembro foram os que apresentaram os maiores valores de CV , isso por que os maiores valores de precipitação pluvial encontram-se na região do Litoral, arrastando a média para um dos lados da distribuição.

Tabela 4.1: Estatísticas descritivas da precipitação pluvial do Estado da Paraíba no período de 1962 a 2010

Meses	Média	Mediana	S	Var	Cu	As	CV(%)	Mínimo	Máximo
janeiro	73,87	66,59	34,84	1213,74	-0,52	0,65	47,16	23,82	154,48
fevereiro	101,27	101,23	42,25	1785,24	-0,98	0,32	41,72	35,24	194,26
março	159,08	160,63	53,01	2810,51	-1,05	0,05	33,32	63,81	256,33
abril	149,92	145,97	47,90	2294,47	-0,59	0,30	31,95	71,85	273,58
maio	86,15	77,07	46,21	2135,80	8,81	2,59	53,65	36,87	287,73
junho	65,93	37,53	66,39	4407,51	7,50	2,64	100,69	18,50	341,74
julho	53,00	26,91	60,65	3678,50	5,61	2,35	114,44	10,21	291,97
agosto	26,03	10,41	36,94	1364,61	6,12	2,47	141,89	2,49	176,14
setembro	14,54	5,73	20,55	422,28	5,18	2,35	141,35	1,16	96,20
outubro	10,11	7,42	8,94	80,00	8,89	2,81	88,48	1,94	48,29
novembro	11,61	9,58	9,09	82,64	4,32	1,80	78,27	1,37	48,74
dezembro	30,24	27,41	13,65	186,35	0,09	0,77	45,14	7,76	70,67

S: desvio-padrão; CV: coeficiente de variação; Cs: coeficiente de assimetria; Ck: coeficiente de curtose

4.0.16 Análise variográfica da precipitação pluvial do Estado da Paraíba

A escolha dos modelos de variogramas ajustados e o índice de dependência espacial (IDE) das médias de precipitação pluvial são apresentados nas Tabelas (4.2), (4.3), (4.4) e (4.5). A escolha dos modelos foi verificado pelos menores valores de (AIC) e (BIC). Para o cálculo do IDE o critério adotado foi o de Zimback (2001), para os respectivos alcances gerados pelos modelos de semivariogramas. As estimativas dos parâmetros $\hat{\beta}_0, \hat{\beta}_1, \hat{\beta}_2, \hat{\beta}_3, \hat{\beta}_4, \hat{\beta}_5$ das superfícies mostram tendências linear e quadrática das funções de correlações, onde os meses de outubro a março apresentaram tendências lineares, esse meses corresponde ao período chuvoso no Estado inteiro, enquanto que os meses de abril a setembro apresentaram tendências quadráticas e que corresponde ao período chuvoso na região da Borborema. Os parâmetros dos semivariogramas $\hat{\sigma}^2, \hat{\phi}, \hat{\tau}^2$ indicam os valores do efeito pepita, do alcance e da contribuição dos semivariogramas ajustados à médias mensais de precipitação pluvial.

Pode-se observar por meio das Tabelas (4.2), (4.3), (4.4) e (4.5) que a precipitação pluvial apresentou forte dependência espacial ($IDE > 75\%$) para os meses de janeiro a agosto, assim como para o mês de outubro que também apresentou forte índice de dependência espacial ($IDE > 75\%$). Essa dependência foi maior para pequenas distâncias.

Este fato indica que quanto maior a distância, maior a variabilidade da precipitação no Estado, conseqüentemente menor a dependência entre os índices de precipitação pluvial. De acordo com os resultados apresentados na Tabela (4.4) e (4.5), os meses de setembro, novembro e dezembro apresentaram valores de ($25\% < IDE < 75\%$), ou seja, dependência moderada com maiores distâncias para os meses de novembro e dezembro. Os meses de setembro e outubro são meses em que os índices de precipitação são bastante reduzidos comparado aos outros meses, pois se trata de meses de transição, ou seja, da passagem do período chuvoso da região do Agreste e Litoral e início do período chuvoso na região do Sertão. Após esse período é comum a atuação de alguns sistemas meteorológico como Zona de Convergência Intertropical (ZCIT) e Vórtice Ciclônico de Altos Níveis (VCAN) que atuam principalmente na região do semiárido Nordeste, conseqüentemente, também no Estado da Paraíba (NÓBREGA, 2012). Esse comportamento pode ser verificado através dos mapas de krigagem ordinária apresentadas nas Figuras (4.3) e (4.4).

Tabela 4.2: Estimativa dos parâmetros associados as funções de correlações dos semivariogramas por meio da função de máxima verossimilhança, assumindo-se a média da precipitação constante e com efeitos linear e quadráticos em seus respectivos meses

Meses	Modelo	$\hat{\beta}_0$	$\hat{\beta}_1$	$\hat{\beta}_2$	$\hat{\beta}_3$	$\hat{\beta}_4$	$\hat{\beta}_5$	$\hat{\sigma}^2$	$\hat{\phi}$	$\hat{\tau}^2$	AIC	BIC	IDE(%)
Janeiro	matérn($\kappa = 0,5$)	5,7798	-0,0023	0,0009	-	-	-	0,312	91,770	0,000	573,2	586,6	100
	matérn($\kappa = 1,0$)	5,7278	-0,0016	0,0009	-	-	-	0,361	100,000	0,052	574,8	588,2	87
	esférico	5,7249	-0,0027	0,0013	-	-	-	0,276	153,900	0,009	572,4	585,8	97
	powered.exponencial	5,9557	-0,0024	0,0008	-	-	-	0,762	1927,000	0,000	580,4	593,8	100
	circular	5,6962	-0,0026	0,0014	-	-	-	0,258	144,000	0,018	571,4	584,8	94
	gaussiano	5,5301	-0,0013	0,0015	-	-	-	0,312	136,500	0,068	572,1	585,5	82
	cúbico	5,807	-0,0035	0,0014	-	-	-	0,242	89,570	0,014	582,2	595,6	95
cauchy	5,6599	-0,0008	0,0011	-	-	-	0,784	148,100	0,068	575,3	588,7	92	
Fevereiro	matérn($\kappa = 0,5$)	10,5855	-0,0047	0,0034	-	-	-	1,649	98,240	0,000	601,0	614,4	100
	matérn($\kappa = 1,0$)	10,691	-0,0065	0,0041	-	-	-	1,379	33,370	0,000	600,0	613,4	100
	esférico	10,0869	-0,0014	0,0019	-	-	-	2,977	300,600	0,000	600,2	613,6	100
	powered.exponencial	10,9488	-0,0051	0,0034	-	-	-	3,835	1838,000	0,000	610,1	623,5	100
	circular	10,9001	-0,0085	0,005	-	-	-	1,041	69,640	0,000	609,0	622,4	100
	gaussiano	10,0456	-0,001	0,0032	-	-	-	2,363	150,700	0,333	600,8	614,2	88
	cúbico	10,8871	-0,0081	0,0043	-	-	-	1,207	86,040	0,026	602,9	616,3	98
cauchy	10,7348	-0,0061	0,0036	-	-	-	1,501	26,820	0,000	599,7	613,1	100	
Março	matérn($\kappa = 0,5$)	248,5029	-0,8774	0,0016	-	-	-	1190,000	50,180	0,0	653,9	667,3	100
	matérn($\kappa = 1,0$)	255,013	-0,9026	0,0016	-	-	-	1078,000	24,320	41,250	653,9	667,4	96
	esférico	268,3263	-0,9784	0,0017	-	-	-	921,200	62,700	0,000	655,4	668,8	100
	powered.exponencial	243,1525	-0,8659	0,0016	-	-	-	1874,000	259,300	0,000	658,8	672,2	100
	circular	269,2482	-0,9883	0,0017	-	-	-	922,300	55,210	0,000	653,6	667,0	100
	gaussiano	233,4309	-0,8126	0,0016	-	-	-	1059,000	114,300	454,200	656,3	669,7	70
	cúbico	265,2153	-0,9607	0,0016	-	-	-	912,400	78,120	114,900	654,4	667,9	89
cauchy	248,672	-0,8774	0,0016	-	-	-	1218,000	22,870	81,050	654,5	667,9	94	

$\hat{\tau}^2$ é o efeito pepita; $\hat{\sigma}^2$ é o valor da contribuição; $\hat{\phi}$ é o alcance (km); AIC é o Critério de Informação de Akaike; BIC é o Critério de Informação Bayesiana; IDE é o índice de dependência espacial

Tabela 4.3: Estimativa dos parâmetros associados as funções de correlações dos semivariogramas por meio da função de máxima verossimilhança, assumindo-se a média da precipitação constante e com efeitos linear e quadráticos em seus respectivos meses

Meses	Modelo	$\hat{\beta}_0$	$\hat{\beta}_1$	$\hat{\beta}_2$	$\hat{\beta}_3$	$\hat{\beta}_4$	$\hat{\beta}_5$	$\hat{\sigma}^2$	$\hat{\phi}$	$\hat{\tau}^2$	AIC	BIC	IDE(%)
Abril	matérn($\kappa = 0,5$)	138,6547	-0,7608	0,6977	0,0022	-0,0008	-0,0011	1417,000	59,970	0,000	663,2	683,3	100
	matérn($\kappa = 1,0$)	143,6332	-0,7779	0,7439	0,0021	-0,0009	-0,0012	1286,000	27,000	29,590	662,7	682,8	98
	esférico	149,3034	-0,7916	0,7405	0,0021	-0,0009	-0,0011	1333,000	91,680	0,000	666,0	686,1	100
	powered.exponencial	140,2108	-0,7402	0,6528	0,0021	-0,0008	-0,0009	2435,000	411,700	0,000	669,8	689,9	100
	circular	156,1669	-0,7898	0,6798	0,002	-0,0007	-0,0011	1247,000	75,250	38,790	668,1	688,2	97
	gaussiano	113,241	-0,6607	0,6606	0,0023	-0,0004	-0,0013	1527,000	130,100	481,400	666,8	686,9	76
Maio	cúbico	163,0691	-0,8587	0,719	0,0021	-0,001	-0,001	1023,000	82,570	137,400	666,0	686,1	88
	cauchy	136,429	-0,7514	0,7604	0,0021	-0,001	-0,0011	1486,000	25,410	68,260	663,1	683,2	96
	matérn($\kappa = 0,5$)	2,1839	-0,0012	0,0006	0,0000	0,0000	0,0000	0,004	53,510	0,000	601,6	621,7	100
	matérn($\kappa = 1,0$)	2,1942	-0,0012	0,0006	0,0000	0,0000	0,0000	0,004	26,180	0,000	598,5	618,6	100
	esférico	2,2156	-0,0014	0,0005	0,0000	0,0000	0,0000	0,004	88,890	0,000	601,0	621,1	100
	powered.exponencial	2,1913	-0,0011	0,0004	0,0000	0,0000	0,0000	0,007	300,400	0,000	610,4	630,5	100
Junho	circular	2,2191	-0,0014	0,0005	0,0000	0,0000	0,0000	0,004	76,160	0,000	601,9	622,0	100
	gaussiano	2,2393	-0,0014	0,0004	0,0000	0,0000	0,0000	0,003	36,440	0,000	601,3	621,4	89
	cúbico	2,2408	-0,0015	0,0004	0,0000	0,0000	0,0000	0,004	89,710	0,000	602,1	622,2	90
	cauchy	2,1730	-0,0011	0,0007	0,0000	0,0000	0,0000	0,005	23,700	0,000	598,8	618,9	100
	matérn($\kappa = 0,5$)	1,0899	-0,0001	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,000	26,460	0,000	579,1	599,2	100
	matérn($\kappa = 1,0$)	1,0904	-0,0001	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,000	15,240	0,000	578,9	599,0	100
Junho	esférico	1,0921	-0,0001	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,000	71,350	0,000	579,3	599,4	100
	powered.exponencial	1,0909	-0,0001	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,000	25,700	0,000	583,8	603,9	100
	circular	-0,0001	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	59,540	0,000	579,2	599,3	100	
	gaussiano	1,918	-0,0001	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,000	43,490	0,000	579,3	599,4	50
	cúbico	1,0929	-0,0001	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,000	50,940	0,000	581,7	601,8	100
	cauchy	1,0879	-0,0001	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,000	13,360	0,000	580,5	600,6	100

$\hat{\tau}^2$ é o efeito pepita; $\hat{\sigma}^2$ é o valor da contribuição; $\hat{\phi}$ é o alcance (km); AIC é o Critério de Informação de Akaike; BIC é o Critério de Informação Bayesiana; IDE é o índice de dependência espacial

Tabela 4.4: Estimativa dos parâmetros associados as funções de correlações dos semivariogramas por meio da função de máxima verossimilhança, assumindo-se a média da precipitação constante e com efeitos linear e quadráticos em seus respectivos meses

Meses	Modelo	$\hat{\beta}_0$	$\hat{\beta}_1$	$\hat{\beta}_2$	$\hat{\beta}_3$	$\hat{\beta}_4$	$\hat{\beta}_5$	$\hat{\sigma}^2$	$\hat{\phi}$	$\hat{\tau}^2$	AIC	BIC	IDE(%)
Julho	matérn($\kappa = 0, 5$)	1,4180	-0,0002	-0,0003	0,0000	0,0000	0,0000	0,003	23,980	0,000	561,4	581,5	100
	matérn($\kappa = 1, 0$)	1,4174	-0,0002	-0,0003	0,0000	0,0000	0,0000	0,003	14,720	0,000	560,9	581,0	100
	esférico	1,4198	-0,0002	-0,0003	0,0000	0,0000	0,0000	0,002	62,440	0,000	560,6	580,7	84
	powered.exponencial	1,4294	-0,0002	-0,0005	0,0000	0,0000	0,0000	0,003	16,000	0,000	565,6	585,7	100
	circular	1,4186	-0,0002	-0,0003	0,0000	0,0000	0,0000	0,002	58,410	0,001	560,5	580,6	76
	gaussiano	1,4212	-0,0002	-0,0004	0,0000	0,0000	0,0000	0,002	33,240	0,001	561,0	581,1	64
Agosto	cúbico	1,4211	-0,0002	-0,0004	0,0000	0,0000	0,0000	0,002	78,080	0,001	560,9	581,0	64
	cauchy	1,4064	-0,0001	-0,0003	0,0000	0,0000	0,0000	0,003	12,670	0,000	563,3	583,4	100
	matérn($\kappa = 0, 5$)	1,3527	-0,0008	-0,0010	0,0000	0,0000	0,0000	0,050	19,430	0,000	481,2	501,3	100
	matérn($\kappa = 1, 0$)	1,3623	-0,0008	-0,0010	0,0000	0,0000	0,0000	0,050	11,920	0,000	480,9	501,0	100
	esférico	1,4009	-0,0010	-0,0013	0,0000	0,0000	0,0000	0,049	39,720	0,000	482,6	502,7	100
	powered.exponencial	1,3711	-0,0007	-0,0014	0,0000	0,0000	0,0000	0,051	12,640	0,000	484,7	504,8	100
Setembro	circular	1,4278	-0,0011	-0,0016	0,0000	0,0000	0,0000	0,048	32,740	0,000	482,6	502,7	100
	gaussiano	1,3477	-0,0007	-0,0011	0,0000	0,0000	0,0000	0,023	37,690	0,027	481,5	501,6	47
	cúbico	1,4132	-0,0010	-0,0014	0,0000	0,0000	0,0000	0,049	43,590	0,000	481,5	501,7	100
	cauchy	1,3136	-0,0005	-0,0007	0,0000	0,0000	0,0000	0,057	9,880	0,000	482,9	503,0	100
	matérn($\kappa = 0, 5$)	2,4614	-0,0091	-0,0087	0,0000	0,0000	0,0000	0,091	16,270	0,000	405,2	425,3	100
	matérn($\kappa = 1, 0$)	2,4538	-0,0091	-0,0086	0,0000	0,0000	0,0000	0,077	11,750	0,014	405,1	425,2	85
Outubro	esférico	2,4658	-0,0093	-0,0087	0,0000	0,0000	0,0000	0,090	33,320	0,000	406,6	426,7	100
	powered.exponencial	2,4850	-0,0092	-0,0088	0,0000	0,0000	0,0000	0,090	6,758	0,000	407,6	427,7	100
	circular	2,4749	-0,0093	-0,0088	0,0000	0,0000	0,0000	0,090	29,490	0,000	406,6	426,7	100
	gaussiano	2,4556	-0,0091	-0,0086	0,0000	0,0000	0,0000	0,041	32,220	0,050	405,0	425,1	45
	cúbico	2,4701	-0,0093	-0,0087	0,0000	0,0000	0,0000	0,091	38,140	0,000	406,5	426,6	100
	cauchy	2,4646	-0,0089	-0,0087	0,0000	0,0000	0,0000	0,100	7,428	0,000	407,3	427,4	100

$\hat{\tau}^2$ é o efeito pepita; $\hat{\sigma}^2$ é o valor da contribuição; $\hat{\phi}$ é o alcance (km); AIC é o Critério de Informação de Akaike; BIC é o Critério de Informação Bayesiana; IDE é o índice de dependência espacial

Tabela 4.5: Estimativa dos parâmetros associados as funções de correlações dos semivariogramas por meio da função de máxima verossimilhança, assumindo-se a média da precipitação constante e com efeitos linear e quadráticos em seus respectivos meses

Meses	Modelo	$\hat{\beta}_0$	$\hat{\beta}_1$	$\hat{\beta}_2$	$\hat{\beta}_3$	$\hat{\beta}_4$	$\hat{\beta}_5$	$\hat{\sigma}^2$	$\hat{\phi}$	$\hat{\tau}^2$	AIC	BIC	IDE(%)
Outubro	matém($\kappa = 0,5$)	2,3513	-0,0096	0,0000	-	-	-	0,099	14,920	0,000	379,3	392,7	100
	matém($\kappa = 1,0$)	2,4059	-0,0103	0,0000	-	-	-	0,000	0,000	0,098	383,5	396,9	0
	esférico	2,3737	-0,0099	0,0000	-	-	-	0,096	37,210	0,000	377,0	390,4	100
	powered.exponencial	2,4059	-0,0103	0,0000	-	-	-	0,000	0,000	0,098	383,5	396,9	0
	circular	2,3801	-0,0100	0,0000	-	-	-	0,095	31,940	0,000	376,4	389,8	100
	gaussiano	2,4059	-0,0103	0,0000	-	-	-	0,000	0,000	0,098	383,5	396,9	0
	cúbico	2,3699	-0,0099	0,0000	-	-	-	0,099	44,390	0,000	376,0	389,4	100
cauchy	2,3025	-0,0091	0,0000	-	-	-	0,114	8,169	0,000	381,4	394,8	100	
Novembro	matém($\kappa = 0,5$)	3,8683	-0,0192	0,0000	-	-	-	0,517	23,840	0,000	417,9	431,3	100
	matém($\kappa = 1,0$)	3,9432	-0,0200	0,0000	-	-	-	0,511	13,630	0,000	417,9	431,3	100
	esférico	3,6044	-0,0164	0,0000	-	-	-	0,286	171,100	0,271	417,8	431,2	51
	powered.exponencial	3,7641	-0,0183	0,0000	-	-	-	0,551	26,270	0,000	419,4	432,9	100
	circular	3,5506	-0,0158	0,0000	-	-	-	0,316	159,900	0,266	417,1	430,5	54,3
	gaussiano	3,4854	-0,0153	0,0000	-	-	-	0,270	109,100	0,332	418,5	431,9	45
	cúbico	3,4920	-0,0153	0,0000	-	-	-	0,267	249,000	0,327	418,2	431,6	45
cauchy	3,8060	-0,0186	0,0000	-	-	-	0,568	11,250	0,000	418,1	431,5	100	
Dezembro	matém($\kappa = 0,5$)	6,7180	-0,0184	0,0000	-	-	-	0,456	35,430	0,028	489,6	503,0	94
	matém($\kappa = 1,0$)	6,7530	-0,0186	0,0000	-	-	-	0,388	22,750	0,089	489,7	503,1	81
	esférico	6,8796	-0,0196	0,0000	-	-	-	0,438	60,880	0,019	490,1	503,5	96
	powered.exponencial	6,6365	-0,0184	0,0000	-	-	-	0,591	69,150	0,000	491,7	505,1	100
	circular	6,5336	-0,0166	0,0000	-	-	-	0,358	163,600	0,189	489,0	502,4	65
	gaussiano	6,5156	-0,0170	0,0000	-	-	-	0,292	106,900	0,258	490,4	503,8	53
	cúbico	6,8517	-0,0194	0,0000	-	-	-	0,357	78,400	0,110	490,0	503,4	76
cauchy	6,6845	-0,0184	0,0000	-	-	-	0,441	20,470	0,096	490,3	503,7	82	

$\hat{\tau}^2$ é o efeito pepita; $\hat{\sigma}^2$ é o valor da contribuição; $\hat{\phi}$ é o alcance (km); AIC é o Critério de Informação de Akaike; BIC é o Critério de Informação Bayesiana; IDE é o índice de dependência espacial

Dando continuidade as análises, pode-se observar por meio da Figura (4.1) e (4.2) os modelos de variograma ajustados às médias mensais da precipitação para todos os meses analisados, como pode-se observar o modelo circular foi o que obteve um melhor ajuste para os meses de janeiro, março, julho, novembro e dezembro. De acordo com Fallas (2007) esse tipo de variograma é um dos mais utilizados, seu comportamento é linear para pequenos espaços, perto da origem e tende a achatar com o aumento da distância. Os meses de abril, maio, junho e agosto apresentaram o mesmo modelo de variograma (matérn $\kappa = 1,0$).

De acordo com Conceição (2013) a partir da função Matérn é possível derivar outros modelos, a exemplo do modelo exponencial quando ($\kappa = 0,5$). Para os meses de fevereiro, setembro e outubro, os variogramas que melhor se ajustaram aos dados foram os modelos (cauchy, gaussiano e cúbico), esses meses são meses de transição, ou seja, são meses no qual se inicia um novo ciclo, final do período chuvoso na região do Sertão e começo do período chuvoso na região do Litoral. Conforme Landim (2003) a curva do variograma gaussiano é parabólica junto à origem e a tangente nesse ponto é horizontal, o qual indica pouca variabilidade para pequenas distâncias. Outro modelo de variograma com curvatura inversa próximo a origem é o modelo cúbico (WEBSTER; OLIVER, 2007).

Outros modelos de variogramas ajustados à variáveis climáticas foram encontrados por Sartori et al. (2010), onde de acordo com os resultados encontrados o modelo que melhor se ajustou aos dados de Temperatura, Precipitação e Umidade relativa foi o modelo esférico. Dados pluviométricos de 292 locais foram analisados por Vieira e Neto (1995) onde de acordo com os resultados os modelos de variogramas que melhor se ajustaram a erosividade das chuvas no período seco foi o modelo exponencial, enquanto que para o período das chuvas foi o modelo esférico.

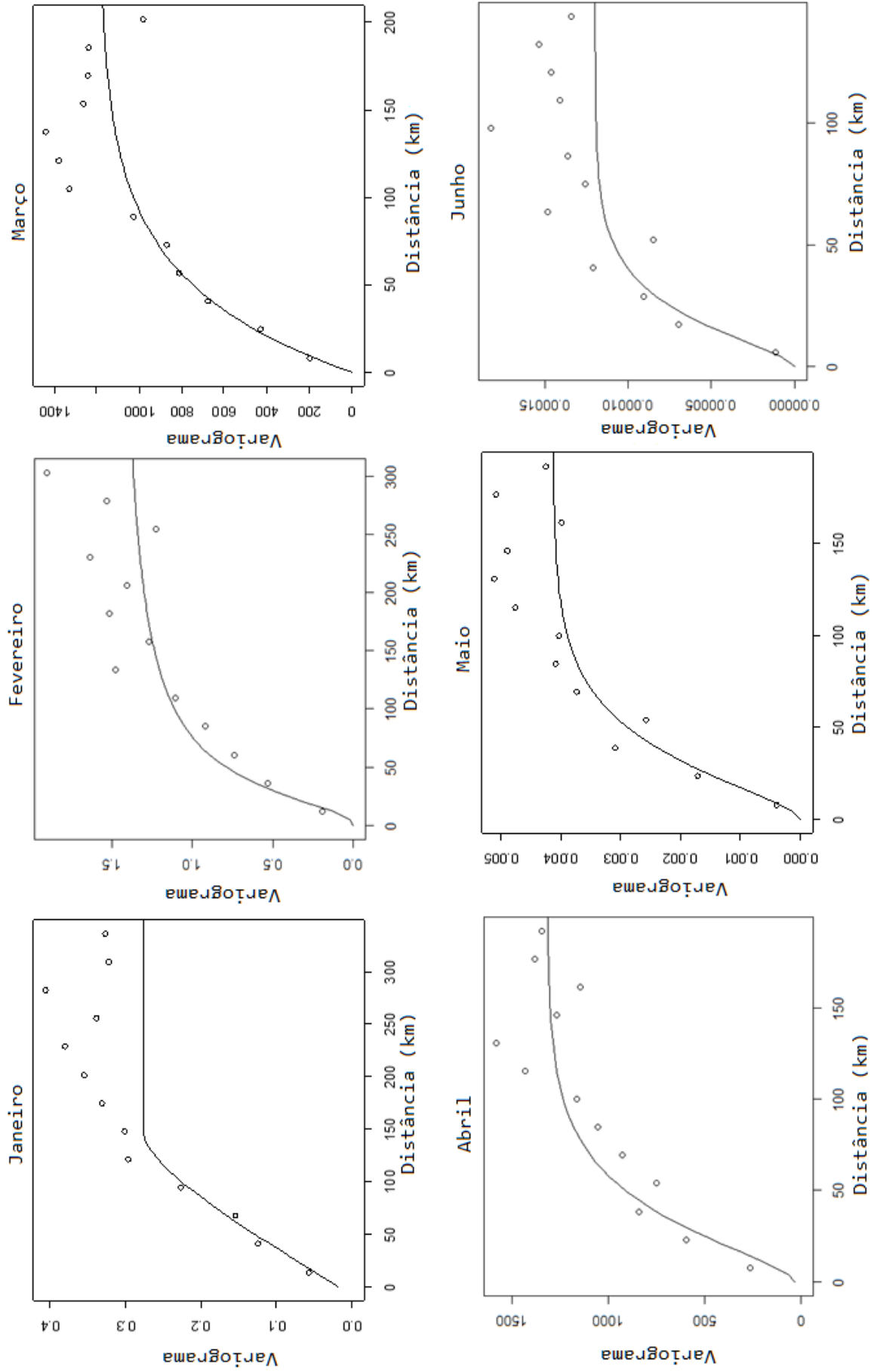


Figura 4.1: Funções de correlação ajustadas aos semivariogramas referentes à precipitação pluviométrica média mensal do estado da Paraíba no período de 1962 a 2010 para os respectivos meses em estudo

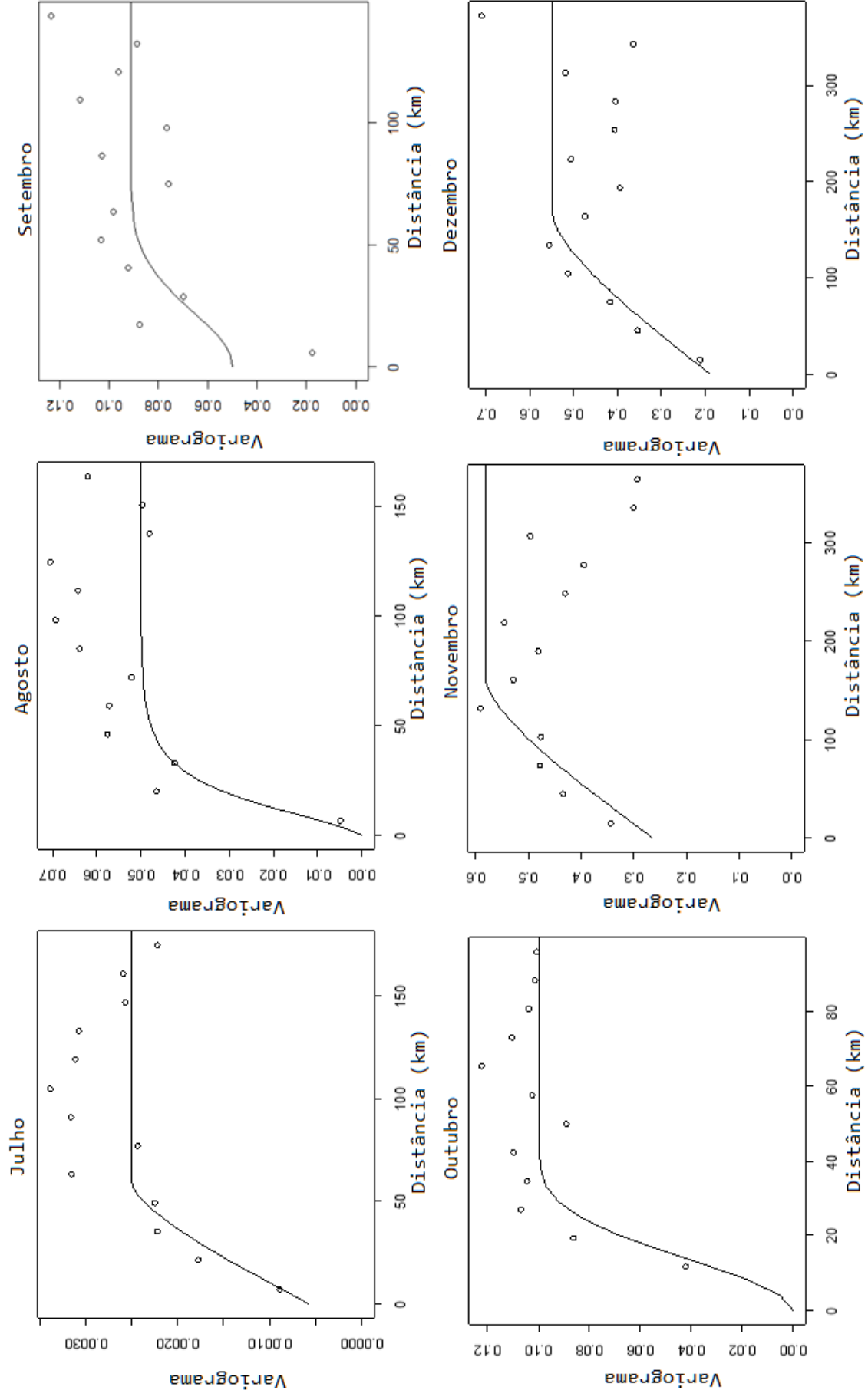


Figura 4.2: Funções de correlação ajustadas aos semivariogramas referentes à precipitação pluviométrica média mensal do estado da Paraíba no período de 1962 a 2010 para os respectivos meses em estudo

4.0.17 Krigagem ordinária das médias mensais da precipitação pluvial do Estado da Paraíba

As Figuras (4.3) e (4.4) apresentam os mapas de interpolação pelo método da krigagem ordinária ajustado de acordo com os modelos de semivariogramas que apresentaram os menores valores de (AIC) para cada mês analisado. Conforme Landim (2003) o método de krigagem é capaz de interpolar valores de precipitação pluvial, tanto para um ponto, como um bloco, ou até mesmo uma área.

De acordo com os mapas apresentados nas Figuras (4.3) e (4.4), observa-se o comportamento anual e intra-anual da precipitação no Estado, como pode-se observar através dos valores das probabilidades marginais para valores prefixados (médias das médias). Essa dependência aumenta em direção a região do Sertão no período de outubro a abril e diminui no período de maio a setembro. Esse aumento de outubro a abril, está relacionado ao período chuvoso nessa região associado a vários sistemas meteorológicos atuantes, tais como: vórtice ciclônicos de ar superior (VCAN), entrada de frentes frias, zona de convergência intertropical (ZCIT) dentre outras que variam de um ano para outro.

Por consequência dos valores de precipitação estarem bastante concentrados nessas região, a dependência espacial aumenta devido a similaridade dos valores de precipitação. De acordo com Silva et al. (2009) essa variação é menor nos períodos chuvosos do que em períodos secos. Durante o período de maio a setembro ocorre o processo inverso, ou seja, os índices de precipitação pluvial aumentam em direção ao Litoral e Agreste, influenciados por outros sistemas meteorológicos como: Brisas marítimas e Terrestres, Linhas de instabilidades, Orografia dentre outros.

Silva et al. (2011) também utilizou a técnica da krigagem no estudo da precipitação pluvial no período de 1977 a 2006 de 110 postos pluviométricos no Estado do Espírito Santo, onde de acordo com os resultados obtidos, os modelos de semivariogramas utilizados foram os modelos exponencial, esférico e linear, por meio da validação cruzada, onde o método da krigagem foi o mais eficiente para a interpolação espacial da precipitação, no Estado do Espírito Santo, em comparação ao método de interpolação Inverso da Potência da Distância (IPD).

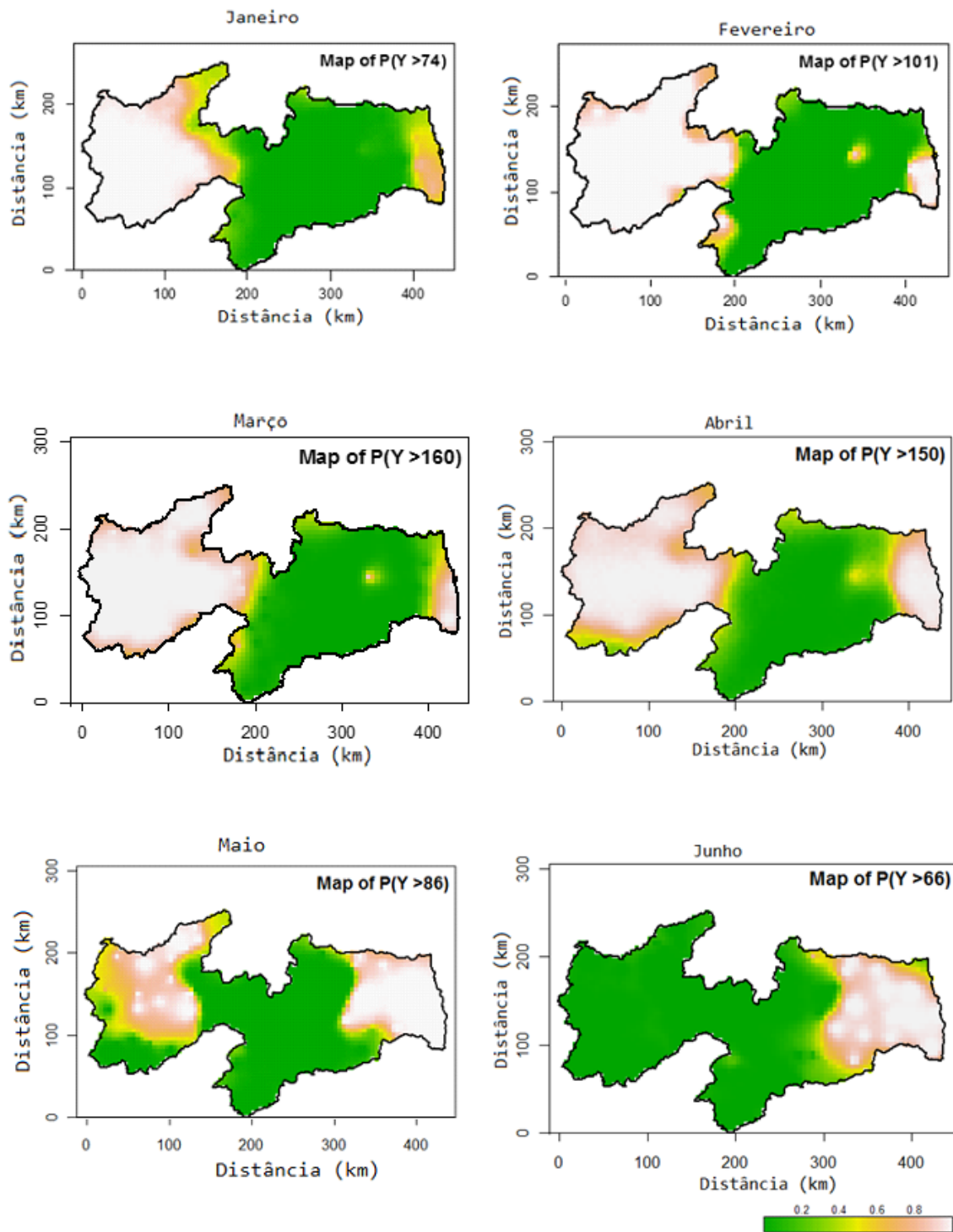


Figura 4.3: Gráficos de previsões espaciais por meio da krigagem ordinária, referentes as médias mensais da precipitação pluviométrica no Estado da Paraíba no período de 1962 a 2010.

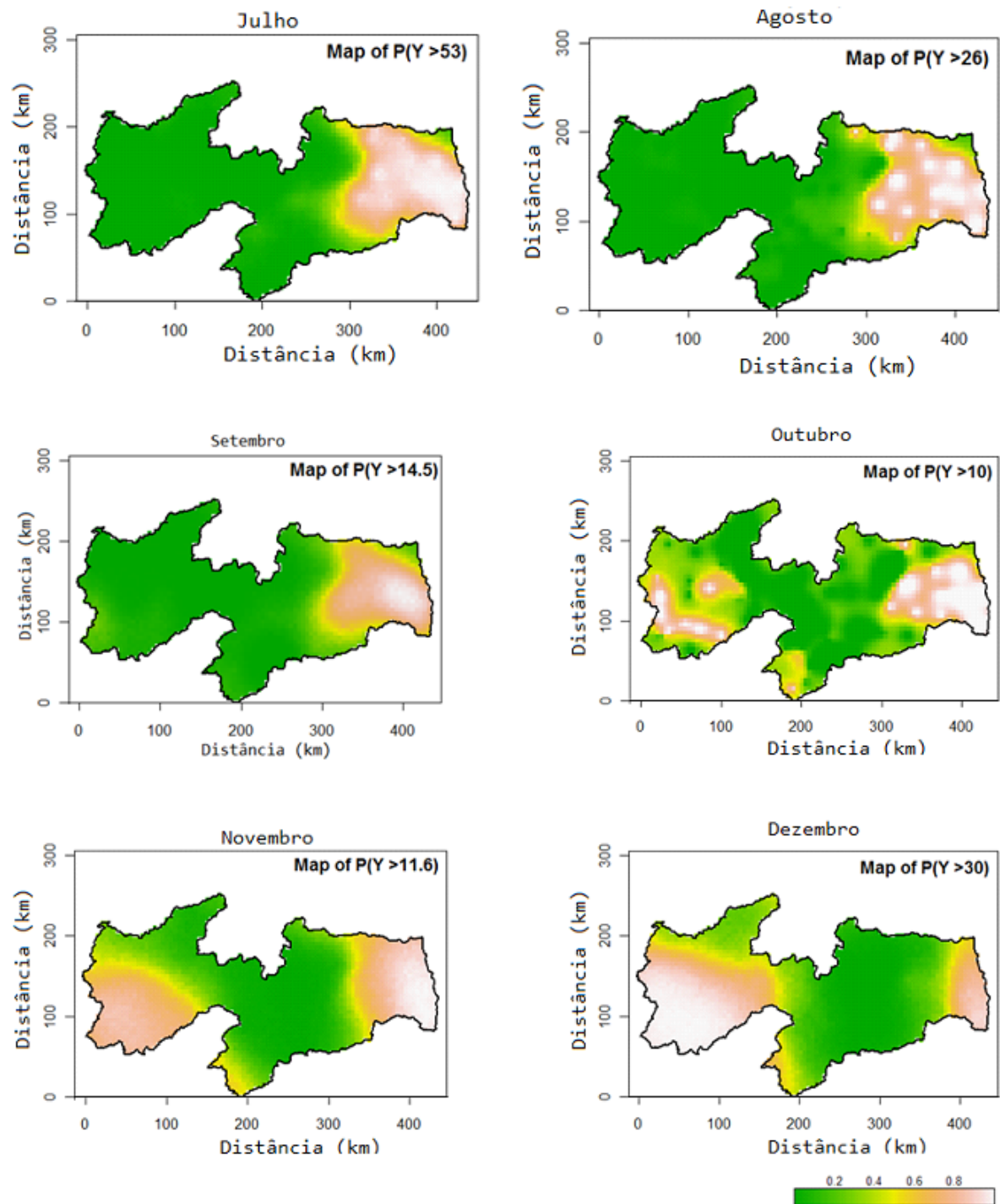


Figura 4.4: Gráficos de previsões espaciais por meio da krigagem ordinária, referentes as médias mensais da precipitação pluviométrica no Estado da Paraíba no período de 1962 a 2010.

5 Análise de superfície de tendência da precipitação pluvial no Estado da Paraíba

Pode-se observar por meio da Tabela (5.1), a porcentagem de ajuste das superfícies de tendência, através do coeficiente de determinação ajustado (R_a^2), aplicado aos dados mensais de precipitação pluvial do Estado da Paraíba. De acordo com os resultados obtidos, as superfícies que apresentaram uma melhor qualidade de ajuste aos dados observados foram as superfícies cúbicas (junho e agosto) e as de 4º grau (janeiro, fevereiro, março, abril, maio, julho, setembro, outubro, novembro e dezembro). Entretanto, adotando-se o Critério de Informação de Akaike (AIC), esses resultados divergem entre os meses de maio, julho e setembro (Tabela 5.2).

De acordo com Drapper e Smith (1998), o R_a^2 usado para julgar a qualidade do ajuste de modelos de regressão polinomial possui, porém, as mesmas limitações do R^2 , no que se refere a sua aplicação como critério único de seleção de modelos lineares e não lineares. A partir das limitações do coeficiente de determinação ajustado torna-se interessante considerar abordagens distintas de seleção de modelos para a análise de superfície de tendência (HEIKKINEN; KURIMO, 2014).

Uma possível alternativa é o da abordagem das discrepâncias entre dois modelos, ou seja, o critério de AIC. Uma vantagem deste critério é que ele é útil não apenas no caso do desempenho do modelo em termos de previsões dentro da amostra, mas também para previsões fora da amostra. E também pode ser empregado em modelos encaixados e não encaixados (GUJARATI, 2006).

Tabela 5.1: Coeficientes de determinação ajustado (R_a^2) referentes a superfície de tendência aplicado a dados mensais de precipitação pluvial do Estado da Paraíba.

Mês	Coeficiente de determinação ajustado				
	$R_a^2(1^\circ \text{ grau})$	$R_a^2(2^\circ \text{ grau})$	$R_a^2(3^\circ \text{ grau})$	$R_a^2(4^\circ \text{ grau})$	$R_a^2(5^\circ \text{ grau})$
Janeiro	54,84	79,73	83,81	85,45¹	85,34
Fevereiro	60,02	71,66	80,36	81,67¹	81,63
Março	47,64	53,69	68,91	70,54¹	69,98
Abril	22,42	34,53	60,65	61,74¹	60,98
Maio	16,03	48,42	71,22	71,88¹	71,23
Junho	45,99	72,87	78,04¹	78,02	77,52
Julho	56,29	77,91	79,67	79,95¹	79,57
Agosto	49,69	70,13	71,71¹	71,69	71,16
Setembro	45,73	74,80	76,73	77,36¹	76,92
Outubro	16,26	55,12	63,01	65,69¹	65,33
Novembro	6,77	44,57	52,33	55,97¹	55,35
Dezembro	17,24	55,54	60,01	59,95¹	59,80

maiores valores do coeficiente de determinação ajustado encontram-se em negrito

Adotando-se o critério de AIC (Tabela 5.2), as superfícies que apresentaram um melhor ajuste para os meses de maio, julho e setembro foram as superfícies cúbicas. Para o restante dos meses o AIC corroborou com o R_a^2 . Segundo Forster (2000), o AIC é particularmente útil por fornecer critérios de seleção relativos, parcimoniosos e aplicáveis a diferentes relações funcionais, ampliando assim, a liberdade do pesquisador e evitando os problemas de super ajuste. Por outro lado, segundo o mesmo autor, modelos mais complexos tendem à apresentar maior incerteza na estimativa dos seus parâmetros, ou seja, tendem à apresentar maior discrepância na estimação. Outro critério de seleção de modelos que será utilizado neste trabalho é a análise de variância por meio do teste F.

Tabela 5.2: Critério de informação de Akaike (AIC) para escolha do tipo de superfície que melhor se ajusta aos dados observados

Mês	Superfície de Tendência				
	<i>linear</i>	<i>quadrática</i>	<i>cúbica</i>	<i>4ª grau</i>	<i>5ª grau</i>
Janeiro	442,57	370,99	347,11	342,14²	350,03
Fevereiro	458,35	422,34	374,62	371,20²	378,99
Março	500,92	486,52	437,78	430,59²	437,10
Abril	516,19	498,13	435,74	434,86²	443,90
Maio	519,15	472,64	412,99²	418,21	418,93
Junho	532,99	465,94	434,25²	438,25	435,70
Julho	511,89	453,04	441,29²	447,99	447,16
Agosto	448,79	397,13	388,05²	393,66	393,81
Setembro	376,27	309,36	299,27²	305,82	308,01
Outubro	295,43	238,92	221,61	217,88²	226,94
Novembro	306,24	254,72	242,01²	242,26	249,81
Dezembro	345,04	299,64	283,08²	283,22	287,42

(2) menores valores do AIC encontram-se em negrito

Na análise dos coeficientes de regressão do ajuste das superfícies de tendência, visto através da análise de variância (ANOVA), apresentados nas Tabelas (5.3) e (5.4), pode-se observar a relação entre as variáveis independentes com a variável dependente (observações mensais de precipitação pluvial do Estado da Paraíba) foi verificado, inicialmente, pelo teste F e, depois, esta análise indicou quais coeficientes foram significativos. Com base nos valores críticos do teste F as superfícies que melhor se ajustaram aos dados observados foram as superfícies cúbicas (de maio a setembro) e as superfícies de 4ª grau (restante dos meses), confirmando os resultados obtidos pelo critério de informação de Akaike (AIC).

Tabela 5.3: Análise de variância para verificação da superfície de tendência do modelo de regressão polinomial ajustada às médias mensais de precipitação pluviométrica do estado da Paraíba.

Fonte de Variação (Janeiro)	GLR	SQR	Df	SQ	F	Pr(>F)
regressão polinomial(1ª Ordem)	66	38610				
regressão polinomial(2ª Ordem)	63	12542	3	26067,9	69,6027	< 0,001***
regressão polinomial(3ª Ordem)	59	7901	4	4641,10	9,29	< 0,001***
regressão polinomial(4ª Ordem)	54	6361	5	1540,30	2,47	0,04*
regressão polinomial(5ª Ordem)	48	5992	6	368,60	0,49	0,81
Fonte de Variação (Fevereiro)	GLR	SQR	Df	SQ	F	Pr(>F)
regressão polinomial(1ª Ordem)	66	48527				
regressão polinomial(2ª Ordem)	63	26398	3	22128,50	38,83	< 0,001***
regressão polinomial(3ª Ordem)	59	11772	4	14626,30	19,25	< 0,001***
regressão polinomial(4ª Ordem)	54	9692	5	2079,60	2,19	0,07
regressão polinomial(5ª Ordem)	48	9118	6	573,90	0,50	0,80
Fonte de Variação (Março)	GLR	SQR	Df	SQ	F	Pr(>F)
regressão polinomial(1ª Ordem)	66	89936				
regressão polinomial(2ª Ordem)	63	66913	3	23023,00	17,40	< 0,001***
regressão polinomial(3ª Ordem)	59	29403	4	37511,00	21,27	< 0,001***
regressão polinomial(4ª Ordem)	54	22920	5	6483,00	2,94	0,02*
regressão polinomial(5ª Ordem)	48	21166	6	1755,00	0,66	0,68
Fonte de Variação (Abril)	GLR	SQR	Df	SQ	F	Pr(>F)
regressão polinomial(1ª Ordem)	66	112212				
regressão polinomial(2ª Ordem)	63	79183	3	33030,00	22,62	< 0,001***
regressão polinomial(3ª Ordem)	59	28548	4	50635,00	26,01	< 0,001***
regressão polinomial(4ª Ordem)	54	24381	5	4166,00	1,71	0,15
regressão polinomial(5ª Ordem)	48	23360	6	1021,00	0,35	0,91
Fonte de Variação (Maio)	GLR	SQR	Df	SQ	F	Pr(>F)
regressão polinomial(1ª Ordem)	66	117126				
regressão polinomial(2ª Ordem)	63	54723	3	62402,00	61,38	< 0,001***
regressão polinomial(3ª Ordem)	59	20530	4	34193,00	25,22	< 0,001***
regressão polinomial(4ª Ordem)	54	19154	5	1376,00	0,81	0,55
regressão polinomial(5ª Ordem)	48	16268	6	2887,00	1,42	0,23
Fonte de Variação (Junho)	GLR	SQR	Df	SQ	F	Pr(>F)
regressão polinomial(1ª Ordem)	66	143139				
regressão polinomial(2ª Ordem)	63	49662	3	93477,00	72,10	< 0,001***
regressão polinomial(3ª Ordem)	59	27937	4	21726,00	12,57	< 0,001***
regressão polinomial(4ª Ordem)	54	25611	5	2326,00	1,08	0,39
regressão polinomial(5ª Ordem)	48	20742	6	4868,00	1,88	0,10

GLR é grau de liberdade dos resíduos; **SQR** é a soma de quadrado dos resíduos; **Df** é o grau de liberdade das diferenças dos graus de liberdade dos resíduos; **SQ** é a soma de quadrado; **F** é a estatística de Fisher; **Pr** é o nível de significância da estatística F de Fisher

Tabela 5.4: Análise de variância para verificação da superfície de tendência do modelo de regressão polinomial ajustada às médias mensais de precipitação pluviométrica do estado da Paraíba.

Fonte de Variação (Julho)	GLR	SQR	Df	SQ	F	Pr(>F)
regressão polinomial(1ª Ordem)	66	105436				
regressão polinomial(2ª Ordem)	63	41192,00	3	64245,00	41,97	< 0,001***
regressão polinomial(3ª Ordem)	59	30937,00	4	10255,00	5,03	0,002**
regressão polinomial(4ª Ordem)	54	29494,00	5	1443,00	0,57	0,73
regressão polinomial(5ª Ordem)	48	24489,00	6	5004,00	1,63	0,16
Fonte de Variação (Agosto)	GLR	SQR	Df	SQ	F	Pr(>F)
regressão polinomial(1ª Ordem)	66	42252,00				
regressão polinomial(2ª Ordem)	63	18319,00	3	23933,20	33,88	< 0,001***
regressão polinomial(3ª Ordem)	59	14302,00	4	4017,00	4,26	0,005**
regressão polinomial(4ª Ordem)	54	13421,00	5	880,90	0,75	0,59
regressão polinomial(5ª Ordem)	48	11303,00	6	2117,70	1,50	0,20
Fonte de Variação (Setembro)	GLR	SQR	Df	SQ	F	Pr(>F)
regressão polinomial(1ª Ordem)	66	14769,00				
regressão polinomial(2ª Ordem)	63	5134,40	3	9634,70	47,29	< 0,001***
regressão polinomial(3ª Ordem)	59	3950,40	4	1184,00	4,36	0,004**
regressão polinomial(4ª Ordem)	54	3757,20	5	193,20	0,57	0,72
regressão polinomial(5ª Ordem)	48	3259,50	6	497,70	1,22	0,31
Fonte de Variação (Outubro)	GLR	SQR	Df	SQ	F	Pr(>F)
regressão polinomial(1ª Ordem)	66	4576,90				
regressão polinomial(2ª Ordem)	63	1849,70	3	2727,14	43,35	< 0,001***
regressão polinomial(3ª Ordem)	59	1281,80	4	567,89	6,77	< 0,001***
regressão polinomial(4ª Ordem)	54	1050,50	5	231,33	2,21	0,07
regressão polinomial(5ª Ordem)	48	1006,70	6	43,84	0,35	0,91
Fonte de Variação (Novembro)	GLR	SQR	Df	SQ	F	Pr(>F)
regressão polinomial(1ª Ordem)	66	5352,60				
regressão polinomial(2ª Ordem)	63	2325,70	3	3026,91	34,54	< 0,001***
regressão polinomial(3ª Ordem)	59	1722,60	4	603,08	5,16	0,001**
regressão polinomial(4ª Ordem)	54	1495,60	5	227,01	1,55	0,19
regressão polinomial(5ª Ordem)	48	1402,20	6	93,38	0,53	0,78
Fonte de Variação (Dezembro)	GLR	SQR	Df	SQ	F	Pr(>F)
regressão polinomial(1ª Ordem)	66	9393,00				
regressão polinomial(2ª Ordem)	63	4459,30	3	4933,70	32,64	< 0,001***
regressão polinomial(3ª Ordem)	59	3123,80	4	1335,50	6,63	< 0,001***
regressão polinomial(4ª Ordem)	54	2707,90	5	415,90	1,65	0,16
regressão polinomial(5ª Ordem)	48	2418,60	6	289,30	0,96	0,46

GLR é grau de liberdade dos resíduos; **SQR** é a soma de quadrado dos resíduos; **Df** é o grau de liberdade das diferenças dos graus de liberdade dos resíduos; **SQ** é a soma de quadrado; **F** é a estatística de Fisher; **Pr** é o nível de significância da estatística F de Fisher

De acordo com Câmara e Monteiro (2001), a grande vantagem das superfícies de tendência é sua simplicidade e facilidade de cálculo. No entanto, a suposição implícita do modelo, em negligenciar a variabilidade local, não é realista para a maior parte dos dados naturais. Adicionalmente, os parâmetros estimados são muito sensíveis aos valores extremos *outliers*. Apesar destes problemas, as superfícies de tendência são úteis para remover efeitos de primeira ordem, quando a média varia de forma consistente no espaço. Outros usos importantes são a análise dos resíduos de estimação; tais resíduos também são bastante informativos, pois mostram a existência de sub-regiões que apresentam diferenças significativas na tendência geral.

Sendo assim, o ajuste da regressão polinomial aos dados é considerado significativo. Isso indica que o modelo pode ser utilizado nas estimativas de precipitação média mensal para locais desconhecidos dentro da região de estudos, ou para locais circunvizinhos das estações, onde os resultados seriam mais precisos.

5.1 Ajuste de superfície de tendência das médias mensais da precipitação pluvial do Estado da Paraíba

As Figuras (5.1) e (5.2) apresentam os ajustes das superfícies calculadas aos dados observados. Pode-se observar que, em alguns locais, os valores estimados se aproximaram consideravelmente dos valores observados, ou seja, algumas localidades apresentam valores estimados próximos dos observados, indicando que, nesses locais, a superfície escolhida pode ser ainda mais precisa para se obter estimativas da precipitação mensal. Este fato deve-se às características regionais, pois nesses locais o regime de chuva é bastante similar durante alguns meses do ano, ocasionando-se numa maior uniformidade de chuva na região, principalmente na faixa central do Estado.

A região localizada entre o agreste e o baixo Sertão apresenta essas características, pois a influência de alguns sistemas meteorológicos como: Zona de Convergência Intertropical (ZCIT), Vórtice Ciclônico de Ar Superior (VCAN) e Brisas Marítimas e Terrestre são menos intensa nessas localidades.

De acordo Rodriguez (2012a) o período de estiagem pode se estender por mais de 7 meses, em alguns dos municípios do Seridó, Cariri e Curimataú, os quais são isolados por todos os lados dos ventos formadores de chuva, além do alto índice de evaporação que provoca deficiência hídrica durante todo ano.

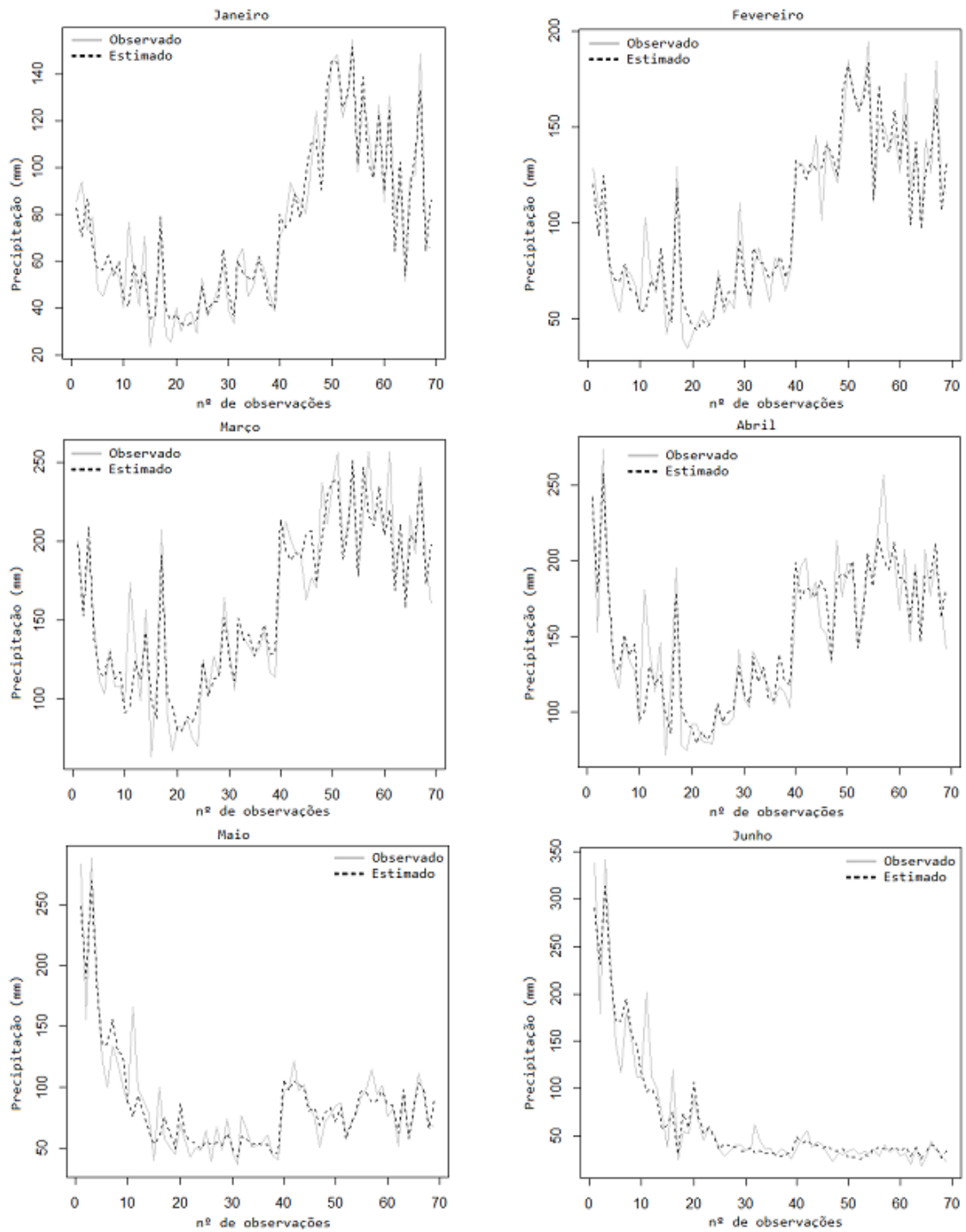


Figura 5.1: Comparação entre os valores observados e os valores estimados pelas superfícies de tendência cúbica e quadrática em diferentes meses do ano (linha cheia corresponde aos valores observados e a linha pontilhada aos valores estimados). Os números apresentados nos eixos das ordenadas (x) correspondem aos números atribuídos a cada posto pluviométrico ou estação meteorológica.

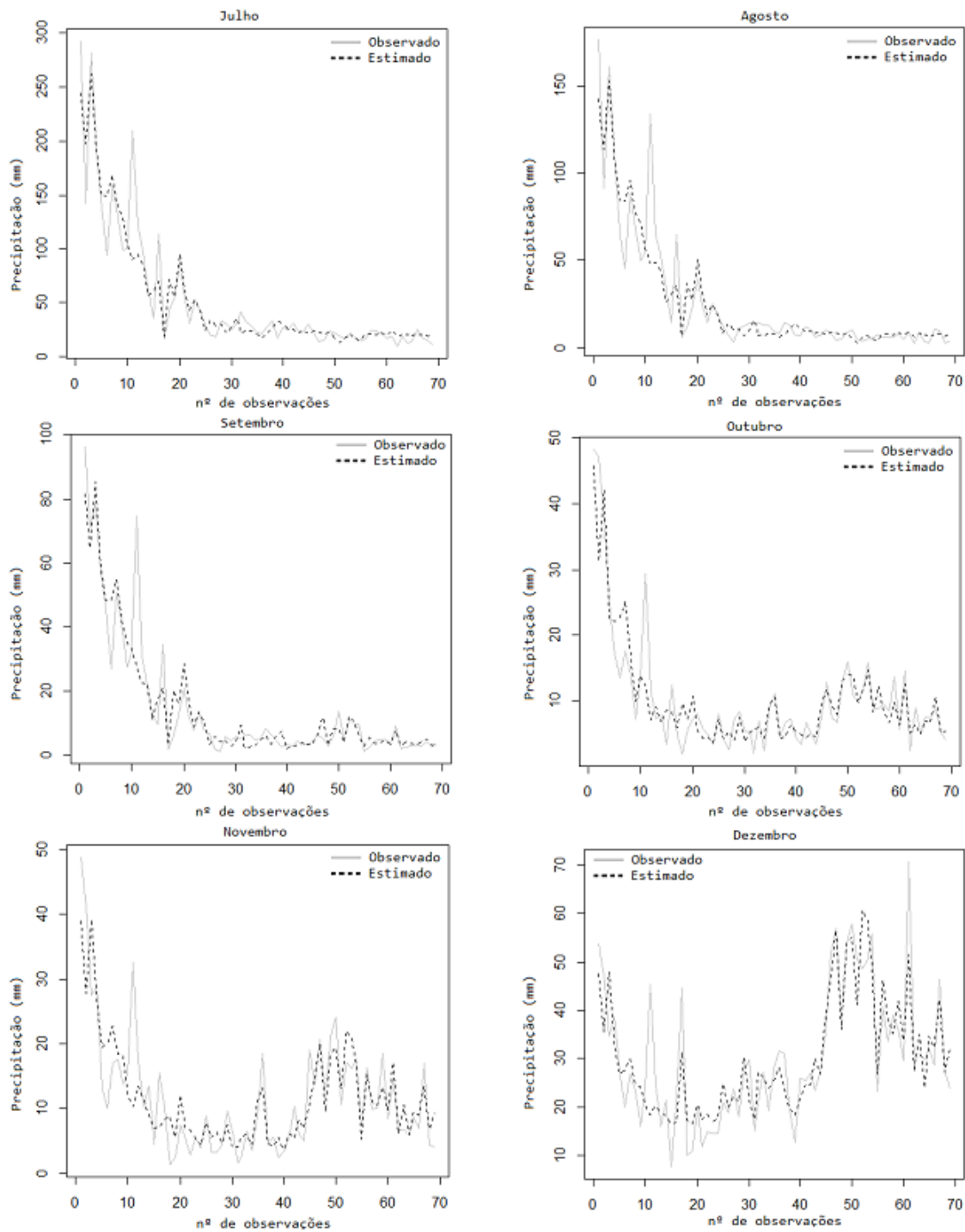


Figura 5.2: Comparação entre os valores observados e os valores estimados pelas superfícies de tendência cúbica e quadrática em diferentes meses do ano (linha cheia corresponde aos valores observados e a linha pontilhada aos valores estimados). Os números apresentados nos eixos das ordenadas (x) correspondem aos números atribuídos a cada posto pluviométrico ou estação meteorológica.

5.2 Estimativas das superfícies calculadas as médias mensais da precipitação pluvial do Estado da Paraíba

Os mapas das Figuras (5.3) e (5.4) apresentam os valores estimados pelas superfícies de tendência cúbica e de 4º grau em diferentes meses do ano. Observa-se que para os meses de dezembro, janeiro, fevereiro, março e abril a região apresenta os maiores valores de precipitação pluvial, pois durante esse período é comum a atuação de alguns sistemas meteorológicos como Zona de Convergência Intertropical (ZCIT) e Vórtices Ciclônicos de Altos Níveis (VCAN), pois se trata do período chuvoso nessa região.

Durante os meses de maio a setembro a região que apresenta os maiores índices de precipitação pluvial é a região do Litoral, pois se trata do seu período chuvoso, sob a atuação de vários sistemas meteorológicos como: brisas marítimas e terrestres, ondas de leste, linhas de instabilidades dentre outros. A região central da Paraíba compreendida entre Agreste e Cariri do Estado apresenta os menores índices de precipitação pluvial durante os meses de outubro a janeiro, pois corresponde ao período seco nessa região e por sofrerem pouca influência dos sistemas meteorológicos já citados. Portanto as estimativas pelas superfícies foram bastante consistentes quanto ao comportamento da precipitação pluvial no Estado.

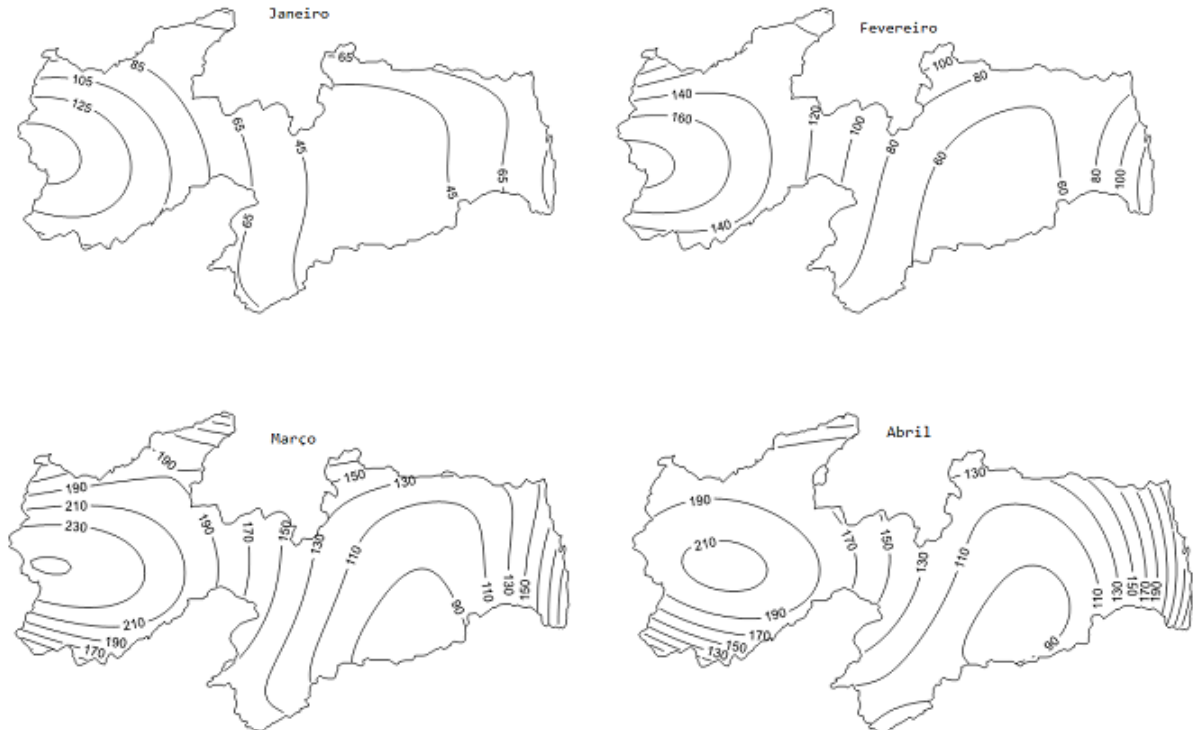


Figura 5.3: Mapas dos valores estimados pelas superfícies de tendência cúbica e quadrática em diferentes meses do ano para a precipitação pluvial do Estado da Paraíba.

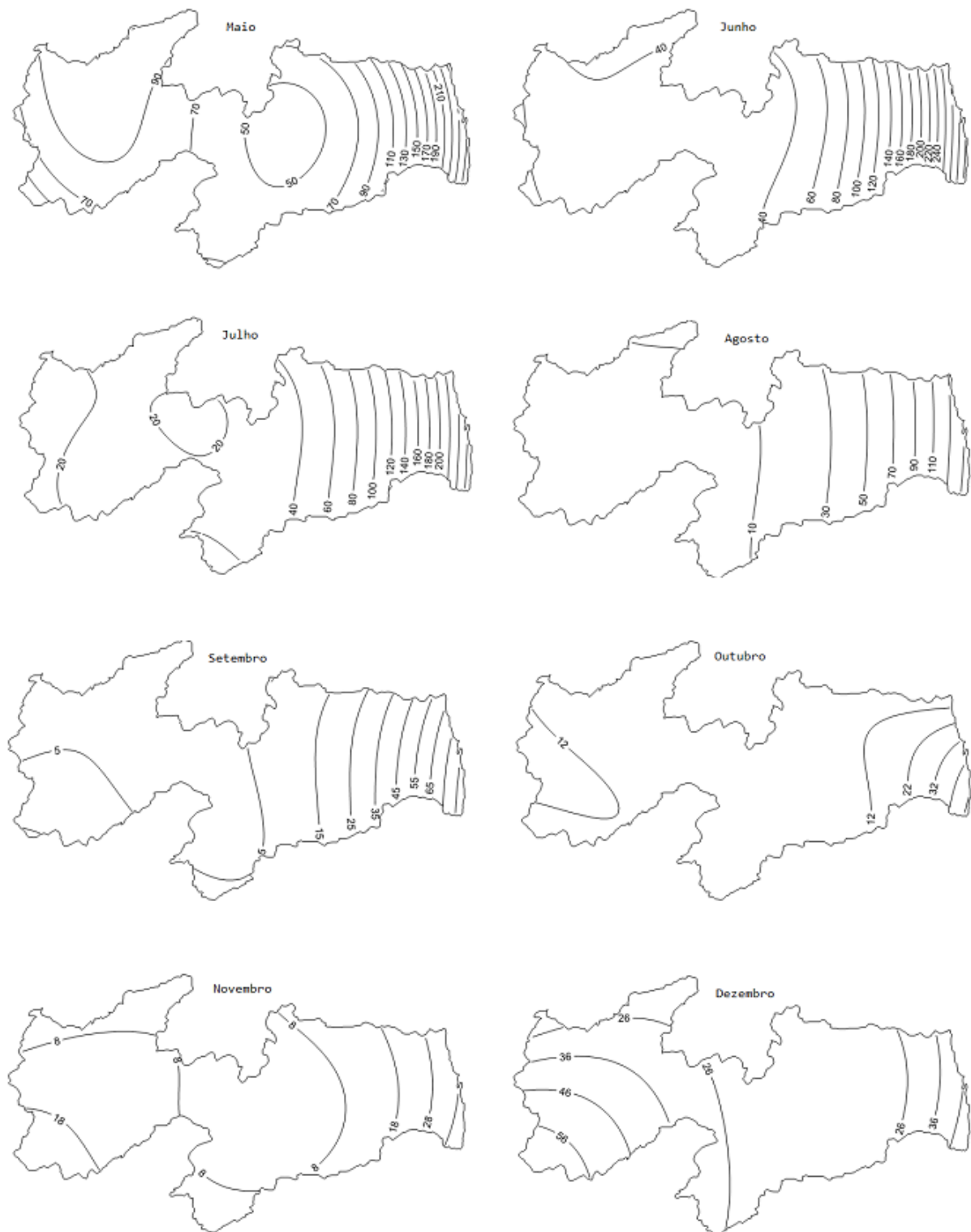


Figura 5.4: Mapas dos valores estimados pelas superfícies de tendência cúbica e quadrática em diferentes meses do ano para a precipitação pluvial do Estado da Paraíba.

5.3 Análise residual das superfícies calculadas as médias mensais da precipitação pluvial do Estado da Paraíba

Os mapas dos resíduos padronizados apresentado nas Figuras (5.5), (5.6) e (5.7), indicam os locais onde ocorreram as maiores e menores diferenças entre os valores observados e estimados pela regressão polinomial de 3ª e 4ª ordem, pode-se observar que as partes brancas dos mapas estão compreendidas entre -2 a 2 desvio em torno da média, as áreas com tons de cinza mais escuro dos mapas correspondem a valores acima de 2, enquanto que tons de cinza mais claro correspondem a valores abaixo de -2, isto significa que algumas estações meteorológicas apresentaram valores de precipitação muito acima ou muito abaixo das estações vizinhas, causando superestimativa ou subestimativa pelo modelo de regressão.

Durante os meses de dezembro a abril é comum a região do Sertão Paraibano apresentar valores de precipitação pluvial maior do que o restante do território, pois se trata do período chuvoso nessa região, já durante o restante dos meses é comum a região do Litoral e Brejo paraibano apresentar valores de precipitação mais elevados, por se tratar também do período chuvoso nessa região, portanto a região central do Estado compreendido entre o Agreste e Cariri do Estado apresenta baixo índice de precipitação quando comparado com as outras regiões do Estado.

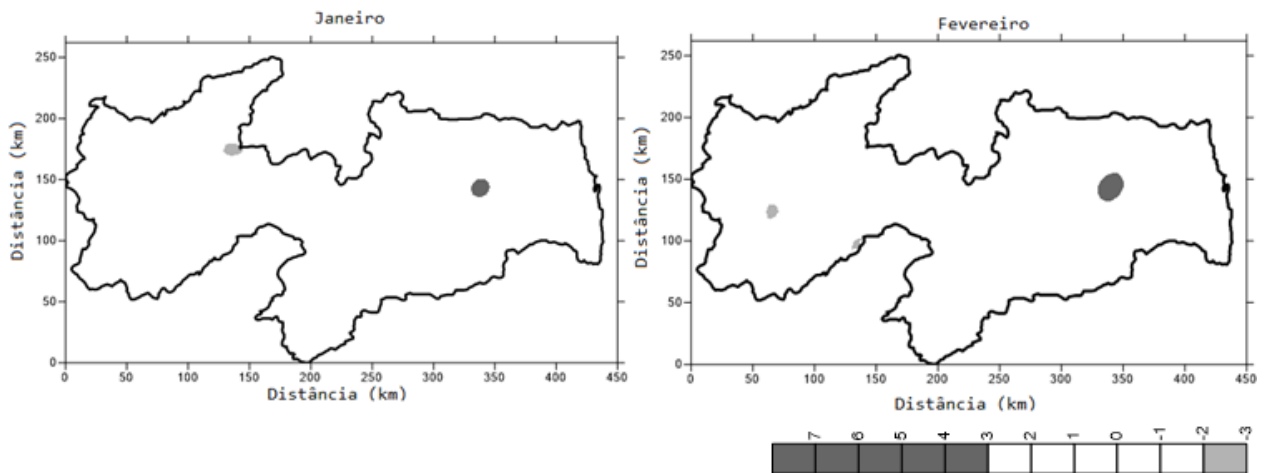


Figura 5.5: Mapas dos resíduos padronizados das diferenças entre os valores observados e estimados pelas superfícies de 3ª e 4ª ordem da precipitação pluvial do Estado da Paraíba.

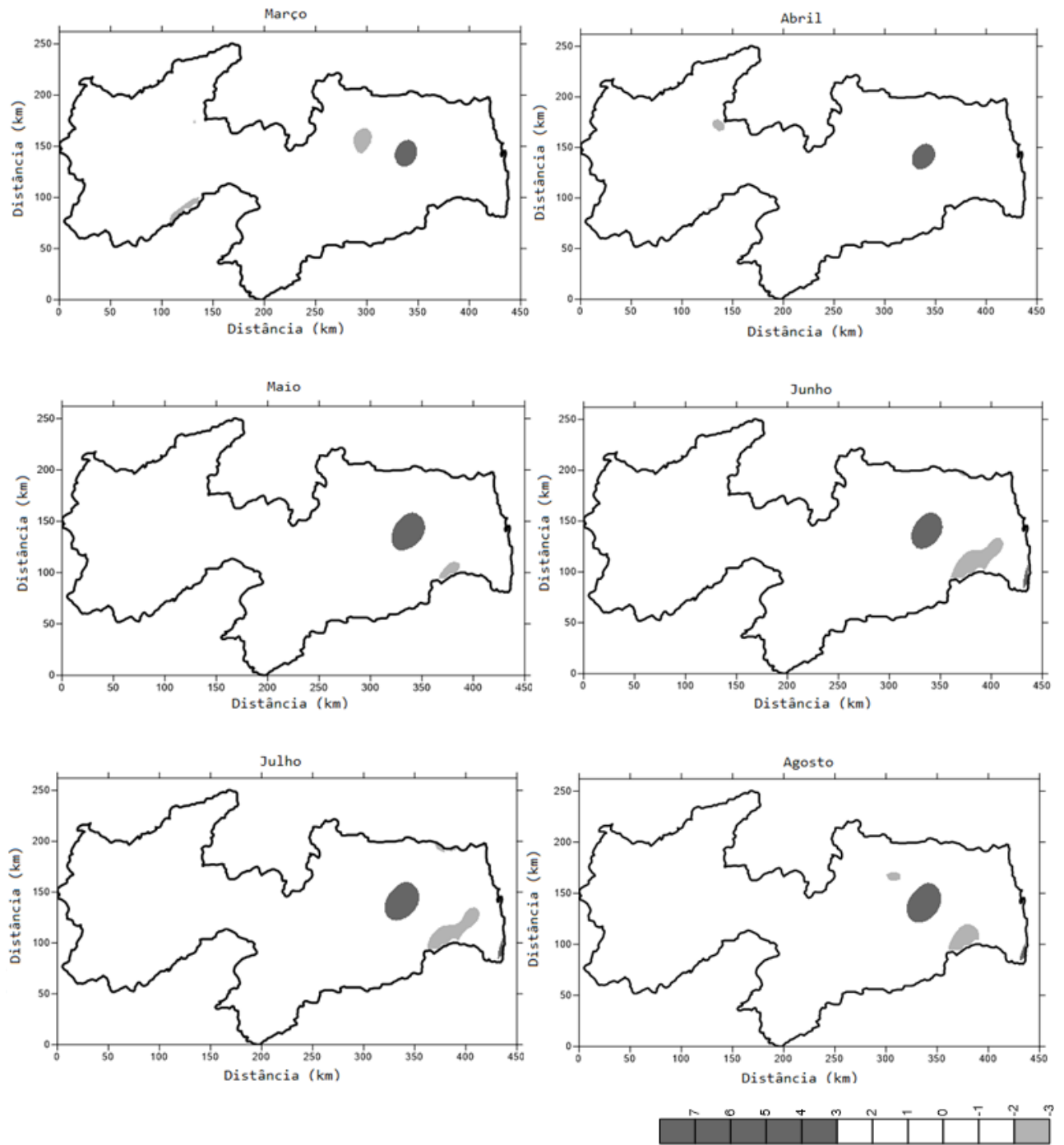


Figura 5.6: Mapas dos resíduos padronizados das diferenças entre os valores observados e estimados pelas superfícies de 3^a e 4^a ordem da precipitação pluvial do Estado da Paraíba.

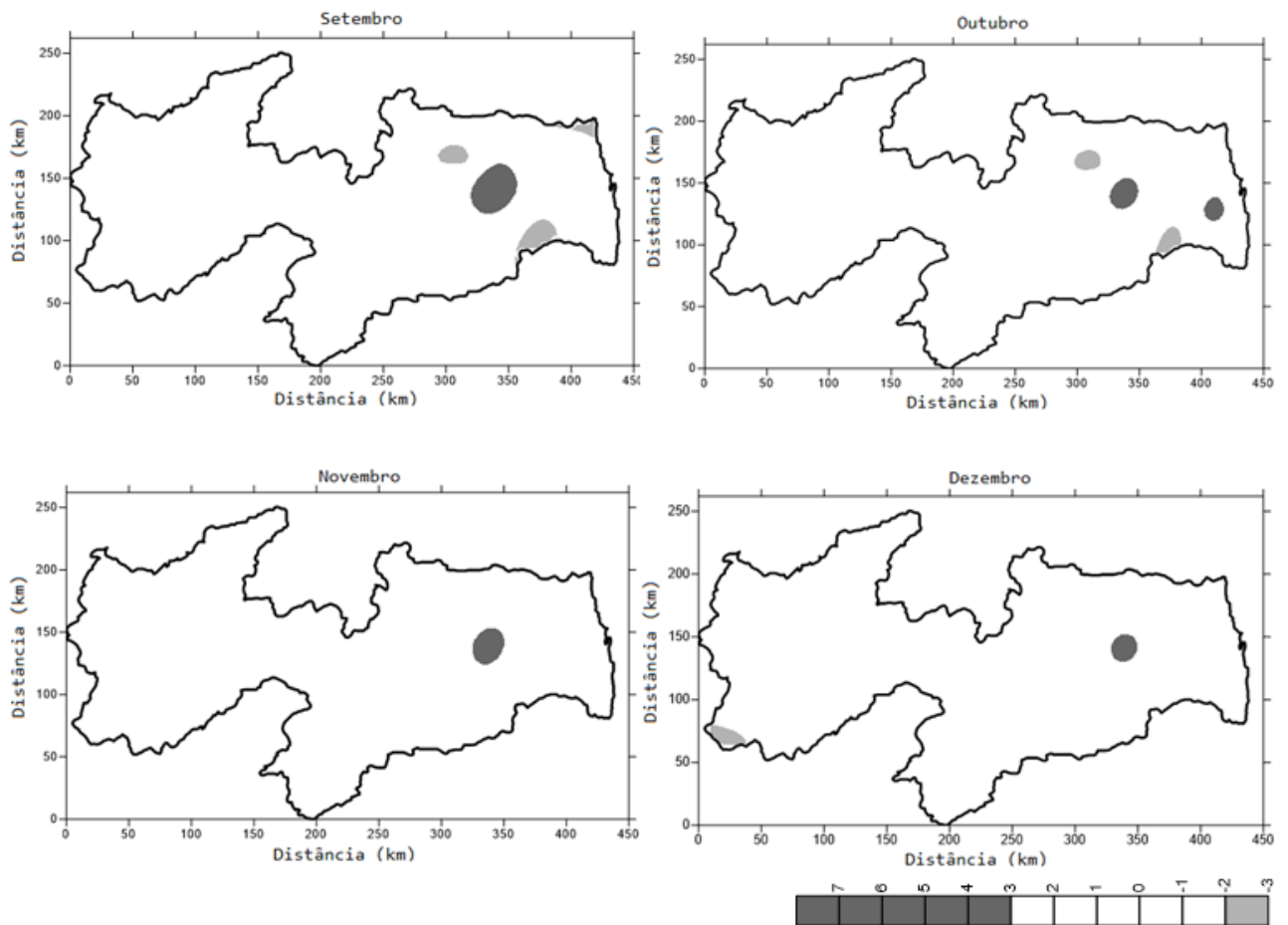


Figura 5.7: Mapas dos resíduos padronizados das diferenças entre os valores observados e estimados pelas superfícies de 3^a e 4^a ordem da precipitação pluvial do Estado da Paraíba.

Por motivo de algumas estações meteorológicas apresentarem valores de precipitação pluvial bastante discrepantes em relação a estações vizinhas, por anomalias locais ou por motivos desconhecidos, isto pode causar a não normalidade dos resíduos, quando aplicado os testes para verificar a normalidade dos resíduos, porém a quantidade de estações que apresenta esse comportamento é inferior a 5% em relação a quantidade de estações analisadas. Portanto recomenda-se que seja feito um estudo a parte nesses locais, afim de verificar por qual motivo os mesmos apresentam comportamento tão diferentes dos demais durante os períodos analisados.

6 Conclusão

A aplicação da geoestatística foi de suma importância para estudar a variabilidade espacial da precipitação pluvial mensal no Estado da Paraíba. Portanto através da mesma, foi possível verificar a dependência espacial da precipitação pluvial, assim como fazer interpolação espacial da precipitação para locais ainda não amostrados, verificar locais que apresentaram anomalias locais através dos mapas dos resíduos. De acordo com os resultados obtidos houve uma maior dependência espacial (IDE) para pequenas distâncias, algumas estações meteorológicas apresentaram valores de precipitação bastantes discrepantes em relação as estações vizinhas, vistas através dos mapas de resíduos, dificultando assim os ajustes dos modelos de regressão polinomial. A utilização de alguns critérios de seleção de modelos como, análise de variância, o critério de Akaike (AIC) e o critério de informação bayesiana (BIC) foram de grande importância na escolha dos modelos de variogramas, assim como verificar os tipos de superfícies que melhor se ajustou aos dados observados. Portanto, a geoestatística revelou-se como uma importante ferramenta para verificar o comportamento espacial da precipitação pluvial, assim como suprir a carência de dados em locais não amostrados.

Referências Bibliográficas

- AKAIKE, H. Information theory and an extension of the maximum likelihood principle. In: **Breakthroughs in statistics**. [S.l.]: Springer, 1992. p. 610–624.
- ANDRIOTTI, J. L. S. **Fundamentos de Estatística e Geoestatística**. São Leopoldo: Unisinos, 2004. 165 p.
- CÂMARA, G.; MONTEIRO, A. M. V. Conceitos básicos em ciência da geoinformação. **Câmara G, Davis C, Monteiro AMV, organizadores. Introdução à ciência da geoinformação**. [acessado 2005 Out 19]. Disponível em: [http://www.dpi.inpe.br/gilberto/livro/introd\[Links\]](http://www.dpi.inpe.br/gilberto/livro/introd[Links]), 2001.
- CARVALHO, J. R. P.; ASSAD, E. D. Análise espacial da precipitação pluviométrica no estado de são paulo: Comparação de métodos de interpolação. **Revista Engenharia Agrícola**, v. 25, n. 2, p. 377–384, 2005.
- CHORLEY, R. J.; HAGGETT, P. Trend-surface mapping in geographical research. **Transactions of the Institute of British Geographers**, p. 47–67, 1965.
- CONCEIÇÃO, S. F. **Discussão sobre a obtenção de funções semivariograma a partir de distribuições de probabilidade**. Dissertação (Mestrado) — Universidade de Brasília, 2013.
- DESSAINT, F.; CAUSSANEL, J.-P. Trend surface analysis: a simple tool for modelling spatial patterns of weeds. **Crop Protection**, v. 13, n. 6, p. 433–438, 1994.
- DRAPPER, N. R.; SMITH, H. **Applied Regression Analysis**. 3^a. ed. New York: Wiley, 1998. 706 p.
- DRUCK, S. A geoestatística e os sistemas de informação geográfica. **Revista Espaço & Geografia**, v. 5, n. 1, p. 1–15, 2002.
- EMATER. **Empresa de Assistência Técnica e Extensão Rural da Paraíba**. 2014. Disponível em <<http://br.viarural.com/servicos/instituicoes/emater-paraiba/default.htm>> Acesso em 12 de junho de 2014.
- EMIDIO, Z. P. O.; LANDIM, P. M. B. Análise de superfície de tendência aplicada á chuva, medida por radar meteorológico, nas regiões de Assis e Piracicaba, SP. **Geociências**, v. 27, n. 4, p. 439 – 449, 2008.
- EMILIANO, P. C. et al. Critérios de informação de akaike versus bayesiano: Análise comparativa. **19º Simpósio Nacional de Probabilidade e Estatística**, 2010.
- FALLAS, J. **Modelos digitales de elevación: Teoría, métodos de interpolación y aplicaciones**. 2007. Disponível em <http://www.mapealo.com/costaricageodigital/documentos/al_fabetizacion/mde_teoría_2007.pdf> Aceso em: 25 de março de 2013.

- FERREIRA, A. G. **Meteorologia Prática**. São Paulo: oficina de textos, 2006. 188 p.
- FERREIRA, A. G.; MELLO, N. G. da S. Principais sistemas atmosféricos atuantes sobre a região nordeste do Brasil e a influência dos oceanos Pacífico e Atlântico no clima da região. **Revista Brasileira de Climatologia**, v. 1, n. 1, p. 14, 2005.
- FONSECA, J. S. da; MARTINS, G. de A. **Curso de Estatística**. 4. ed. São Paulo: atlas, 1993. 317 p.
- FORSTER, M. R. Key concepts in model selection: Performance and generalizability. **Journal of Mathematical Psychology**, v. 44, n. 1, p. 205–231, 2000.
- GUIMARÃES, E. C. **Geoestatística Básica e Aplicada**. Fevereiro 2004. Disponível em: <www.ufu.famat.br/prof/ednaldo/ednaldo.htm> Acessado em 27 de Abril de 2014.
- GUJARATI, D. N. **Econometria básica**. [S.l.]: Elsevier Brasil, 2006.
- HEIKKINEN, O.; KURIMO, H. The postglacial history of Kitkajärvi, north-eastern Finland, as indicated by trend-surface analysis and radio-carbon dating. **Fennia-International Journal of Geography**, v. 153, n. 1, 2014.
- HOFFMANN, R. **Análise de Regressão: Uma Introdução à Econometria**. São Paulo: HUCITEC, 2006. 378 p.
- IBGE. **Censo demográfico**. 2010. Disponível em <www.ibge.gov.br/estadosat/perfil.php?sigla=pb> Acesso em: 11 de janeiro de 2013.
- LANDIM, P. M. B. **Análise estatística de dados geológicos**. 2. ed. São Paulo: Unesp, 2003.
- LANDIM, P. M. B. **Análise estatística de dados geológicos multivariados**. São Paulo: oficina de textos, 2011. 208 p.
- LANDIM, P. M. B.; CORSI, A. C. **Cálculo de superfície de tendência, por regressão polinomial, pelo SURFER 6**. DGA, IGCE, UNESP/Rio Claro, Lab. Geomatemática, Texto Didático 05, 11p. Rio Claro, 2001. Disponível em <<http://www.solos.ufmt.br/docs/geoestatistica/calctendsurfer.pdf>> Acesso em 03 de Outubro. 2011.
- LANDIM, P. M. B.; MONTEIRO, R. C.; CORSI, A. C. Introdução à confecção de mapas pelo software Surfer. **Geomática. Texto didático**, v. 8, 2002.
- LANDIM, P. M. B.; STURARO, J. R.; MONTEIRO, R. C. **Krigagem ordinária para situações com tendência regionalizada**. DGA, IGCE, UNESP/Rio Claro, Lab. Geomatemática, Texto Didático 06, 12 pp. 2002. Disponível em: <<http://www.rc.unesp.br/igce/aplicada/textodi.html>>. Acesso em: 03 de janeiro de 2014.
- LUTGENS, F. K.; TARBUCK, E. J. **The Atmosphere: An introduction to Meteorology**. 12. ed. [S.l.]: PEARSON, 2013. 506 p.
- MANFRÉ, L. A.; URBAN, R. C.; SILVA, A. M. da. Análise de superfície de tendência de variáveis de solo como subsídio ao planejamento ambiental de uma bacia hidrográfica rural. **XV Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, Curitiba - PR, Brasil**, 2011.

NÓBREGA, J. N. D. **EVENTOS EXTREMOS DE PRECIPITAÇÃO NAS MESORREGIÕES DO ESTADO DA PARAÍBA E SUAS RELAÇÕES COM A TSM DOS OCEANOS ATLÂNTICO E PACÍFICO**. Dissertação (Mestrado) — UNIVERSIDADE FEDERAL DE CAMPINA GRANDE-UFCG, Campina Grande-PB, 2012.

OLIVEIRA, F. E. M. de. **Estatística e Probabilidade**. 2. ed. São Paulo: atlas, 1999. 221 p.

PEDROZA, I. C. B. **Estimativa da Climatologia Diária da Precipitação e Investigação de Possíveis Influências das Fases da Lua nas Chuvas no Estado da Paraíba**. Dissertação (Mestrado) — Universidade Federal de Campina Grande, Campina Grande, 2009.

PERTERNELLI, L. A.; MELLO, M. P. **Conhecendo o R: Uma visão estatística**. Viçosa, MG: UFV, 2011. 478 p.

RODRIGUEZ, J. L. **Atlas Escolar Paraíba**. 4. ed. [S.l.]: Grafset, 2012.

RODRIGUEZ, J. L. **Atlas Escolar Paraíba: Espaço Geo-Histórico e Cultural**. 4. ed. João Pessoa: grafset, 2012. 192 p.

SALGUEIRO, J. H. P. B.; MONTENEGRO, S. M. G. L. Análise da distribuição espacial da precipitação na bacia do rio pajeú em pernambuco segundo método geoestatístico. **Revista Tecnologia**, v. 29, n. 2, p. 174–185, 2008.

SARTORI, A. A. C. et al. Variabilidade temporal e mapeamento dos dados climáticos de botucatu-sp. **Revista Irriga**, v. 15, n. 2, p. 131–139, 2010.

SILVA, K. R. et al. Interpolação espacial da precipitação no estado do espírito santo. **Floresta e Ambiente**, v. 18, n. 4, p. 417–427, 2011.

SILVA, V. et al. Estudo da variabilidade anual e intra-anual da precipitação e do número de dias chuvosos no estado da paraíba. **Revista Ciência da Vida**, v. 29, n. 1, p. 50–62, 2009.

SILVA, V. P. R. et al. Análises da precipitação pluvial no estado da paraíba com base na teoria da entropia. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v. 7, n. 2, p. 269–274, 2003.

SOARES, A. **geoestatística para as ciências da terra e do ambiente**. 2. ed. Lisboa: IST Press, 2006.

SRIVASTAVA, E. H. I. R. M. **An Introduction to Applied Geostatistics**. [S.l.]: Oxford, 1989.

THOLON, P.; QUEIROZ, S. A. de. Utilização de diferentes estruturas de variância residual em modelos de regressão aleatória para descrição da curva de crescimento de perdzizes (*rhynchotus rufescens*) criadas em cativeiro. **Revista Caatinga**, v. 21, n. 2, 2008.

THOMAS, C. et al. Comparação de equações volumétricas ajustadas com dados de cubagem e análise de tronco. **Ciência Florestal**, v. 16, n. 3, p. 319–327, 2006.

TORRES, F. T. P.; MACHADO, P. J. de O. **Introdução á Climatologia**. São Paulo: Cengage Learning, 2011.

URBAN, R. C. et al. Análise de superfície de tendência de variáveis de solo em ambiente prioritariamente urbano. **Anais XV Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto - SBSR, Curitiba, PR, Brasil**, 2011.

VIEIRA, S. R.; NETO, F. L. Variabilidade espacial do potencial de erosão das chuvas do estado de são paulo. SciELO Brasil, 1995.

WEBSTER, R.; OLIVER, M. A. **Geostatistics for Environmental Scientists**. 2^a. ed. [S.l.]: WILEY, 2007.

YAMAMOTO, J. K.; LANDIM, P. M. B. **Geoestatística conceitos e aplicações**. São Paulo: oficina de textos, 2013. 215 p.

ZIMBACK, C. R. L. **Análise espacial de atributos químicos de solos para fins de mapeamento da fertilidade do solo**. Tese (Doutorado) — Faculdade de Ciências Agronômicas, Universidade Estadual Paulista, Botucatu, 2001.