

Distribuição espaço-temporal de variáveis meteorológicas no estado de Rondônia por meio de técnicas de geoestatística e álgebra de mapas

Ranieli dos Anjos de Souza Muler ¹

¹ Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais – INPE
Divisão de Sensoriamento Remoto - DSR
Avenida dos Astronautas, 1.758 - Jd. Granja CEP 12227-010
ranieli@dsr.inpe.br

Abstract – Drought is a decrease in precipitation in different time scales, and can be differentiated according to their effect on the socioeconomic and environmental factors. The objective of this study was to analyze the spatial-temporal variability of hydrological drought in the Rondônia state, Brazil, using the Standardized precipitation index (SPI) and to model the spatial distribution of SPI-12 with geo-statistical approach and test of hypothesis that the low precipitation region has more hydrological drought. For this, we used a series of rainfall data (1983 to 2014) one of them obtained in the system of the National Agency for Water and the other obtained in the system of the International Research Institute for Climate and Society, in order to calculate the Standardized precipitation index (SPI) in the range of 12 months. The spatial modeling of the SPI-12 was conducted through the geo-statistical procedure known as ordinary kriging method. Through this method the years identified as the driest one were 1984; 1992; 1998; 2000 and 2003, in which the drought was distributed variously across territorial extension of the state.

Key words: SPI-12; hydrological droughts; Kriging; precipitation.

Introdução

A seca é entendida como uma característica temporal do clima, registrada sempre que a chuva ou a umidade disponível se desvia abaixo da normal independente do regime regional de temperatura e umidade. É, ainda, um processo de início lento e geograficamente abrangente, que normalmente atinge grandes áreas. Estas características dificultam a sua detecção e predição, o que faz com que, frequentemente, a seca só seja reconhecida quando os seus efeitos já estão sendo sentidos. Desta forma, por maiores que sejam elevados os valores médios de precipitação em uma dada região, ela sempre será suscetível a reduções temporárias e recorrentes dos volumes de precipitação, ou seja, por mais úmida que seja a região, estará ainda, sujeita a ocorrência de secas (SANTOS, 2011).

O histórico de secas na Amazônia é bem conhecido, contudo, elas variam segundo as causas, a área de abrangência e o período do ano em que ocorrem. Em geral, as secas na Amazônia são atribuídas ao aquecimento anômalo das TSM's do Oceano Pacífico, também conhecidas como eventos de El Niño. No entanto, as secas mais recentes ocorridas na região, tais como a seca de 2005 e 2010, foram atribuídas a um aquecimento anômalo da TSM do oceano Atlântico Tropical (MARENGO *et al.*, 2008; LEWIS *et al.*, 2011). Enquanto as secas de El Niño atingem, principalmente, as regiões norte e nordeste da Amazônia, as secas decorrentes do AMO (*Atlantic Multi Decadal Oscillation*) atingiram as regiões sul, sudeste e sudoeste da bacia amazônica (LEWIS *et al.*, 2011).

Sobre essa temática, pesquisas têm se apoiado em índices padronizados para investigar eventos de seca. O *Standardized Precipitation Index* (SPI) desenvolvido por McKee *et al.* (1993) tem sido um dos mais utilizados por se basear na probabilidade de ocorrência de seca em qualquer escala de tempo.

Análises pontuais ou regionais de valores do índice SPI em diversos postos fornecem informações locais dos impactos de diferentes tipos de seca. De acordo com Pires (2003), os primeiros efeitos são oriundos da seca meteorológica, que aponta déficits da precipitação em relação a valores normais, mostrando um desequilíbrio entre a precipitação e a evaporação. Depois ocorre a seca agrícola que reduz a disponibilidade hídrica no solo, prejudicando as culturas existentes. Quando a duração aumenta surge a seca hidrológica, que se relaciona com os níveis médios de água nos reservatórios superficiais, subterrâneos e depleção de água no solo.

Os tipos de secas estão associados diretamente às escalas temporais do SPI, quanto maior a duração, maior o déficit hídrico e conseqüentemente maiores os prejuízos econômicos e sociais. SPI até 3 meses reflete as condições de água no solo em curto e médio prazos e fornece a estimativa da precipitação sazonal, é também sensível às grandes variações na magnitude da chuva em regiões e períodos do ano em que a precipitação é muito reduzida ou muito elevada, sendo assim torna-se indispensável à climatologia da região. A informação do SPI-6 meses está associada às anomalias das reservas de água e às vazões dos rios. O SPI-9 meses fornece indicação de padrões de precipitação, uma vez que as secas podem demorar uma estação do ano ou mais para ocorrerem. O SPI-12 meses está diretamente associado à escassez de água em forma de vazão, e aos níveis de água dos lençóis subterrâneos (DOMINGOS, 2006).

O SPI utiliza como dados de entrada valores de precipitação que são, frequentemente, obtidos em estações pluviométricas pontuais, o que torna necessário a utilização de métodos de interpolação espacial para o mapeamento desta variável. Diversos autores têm utilizado a geoestatística para estimar a variabilidade espacial da seca, como os trabalhos realizados por Akhtari *et al.* (2009), Karavitis *et al.* (2011) e Portela *et al.* (2012).

Entre as análises geoestatísticas existentes, a *krigeagem* tem sido amplamente aplicada para investigar fenômenos ambientais. Esta abordagem apresenta a vantagem de determinar e considerar a correlação espacial do fenômeno pela análise do semivariograma e, ainda, permitir avaliar as direções de continuidade e as estatísticas do erro (CAMARGO *et al.* 2001).

Baseado nestes pressupostos, este estudo tem como objetivo analisar a variabilidade espaço-temporal da seca hidrológica (SH) no estado de Rondônia (de 1983 a 2014) e testar a hipótese de que as regiões de baixa precipitação são mais susceptíveis à ocorrência da SH.

2. Metodologia

Para efeito de realização do presente trabalho foram usados dados de precipitação estimados pelo *National Oceanic and Atmospheric Administration* (NOAA) disponibilizados na base de dados da plataforma do *International Research Institute for Climate and Society* (IRI), para avaliação do índice de seca (SPI-12) no estado de Rondônia. Na Figura 1 observa-se o modelo OMT-G das etapas executadas para obtenção dos resultados.

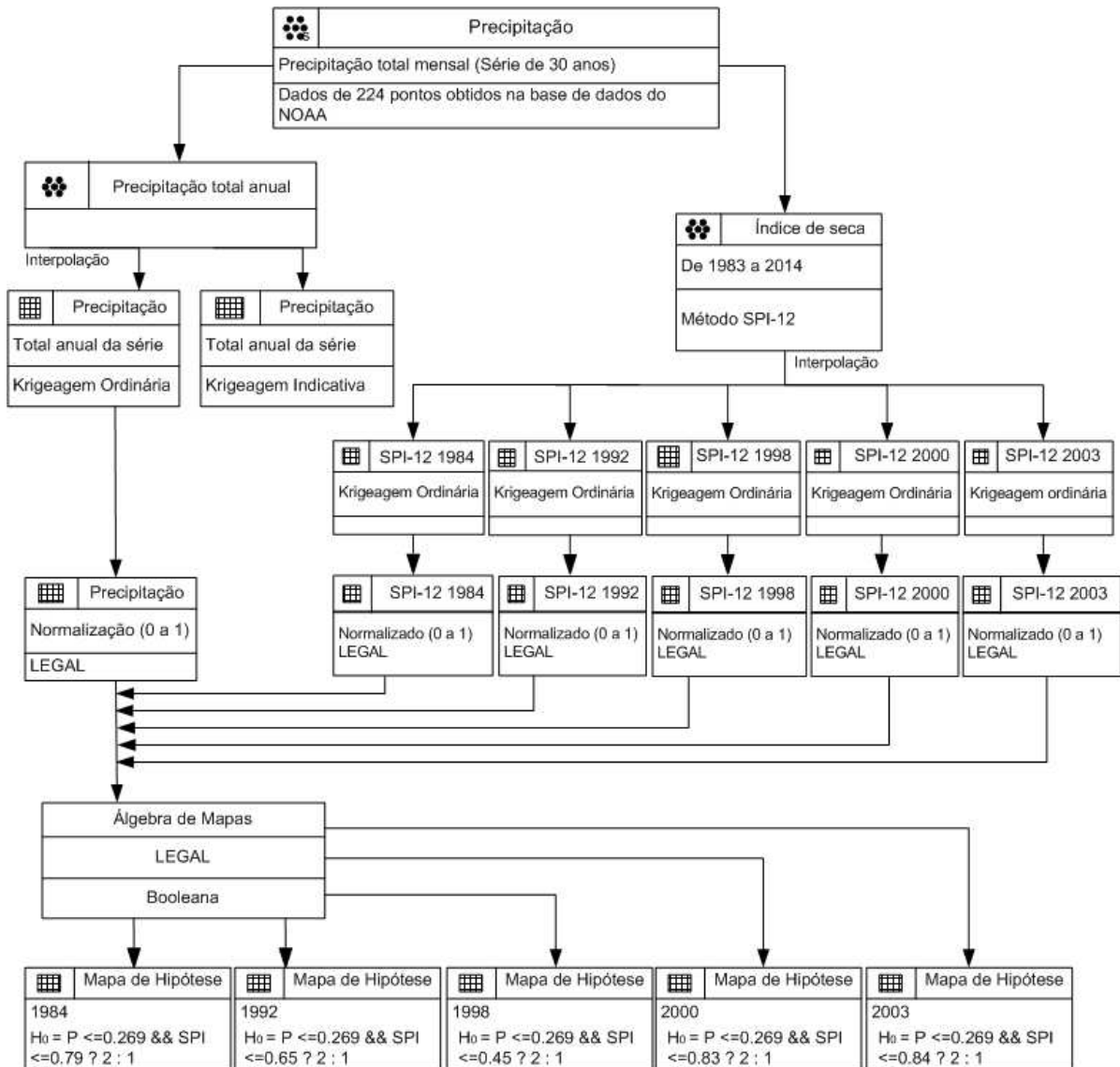


Figura 1. Modelo OMT-G.

2.1 Área de estudo

O estado de Rondônia está localizado na porção Ocidental da Amazônia, faz divisa com a Bolívia ao sul e oeste, com os estados do Acre e Amazonas ao norte e Mato Grosso na porção sul e leste. Possui uma área territorial de 237.590,54 km² (Figura 2).

A precipitação total anual média, com base nos dados deste estudo, avaliados entre os anos de 1983 e 2014 é de 1933 mm.

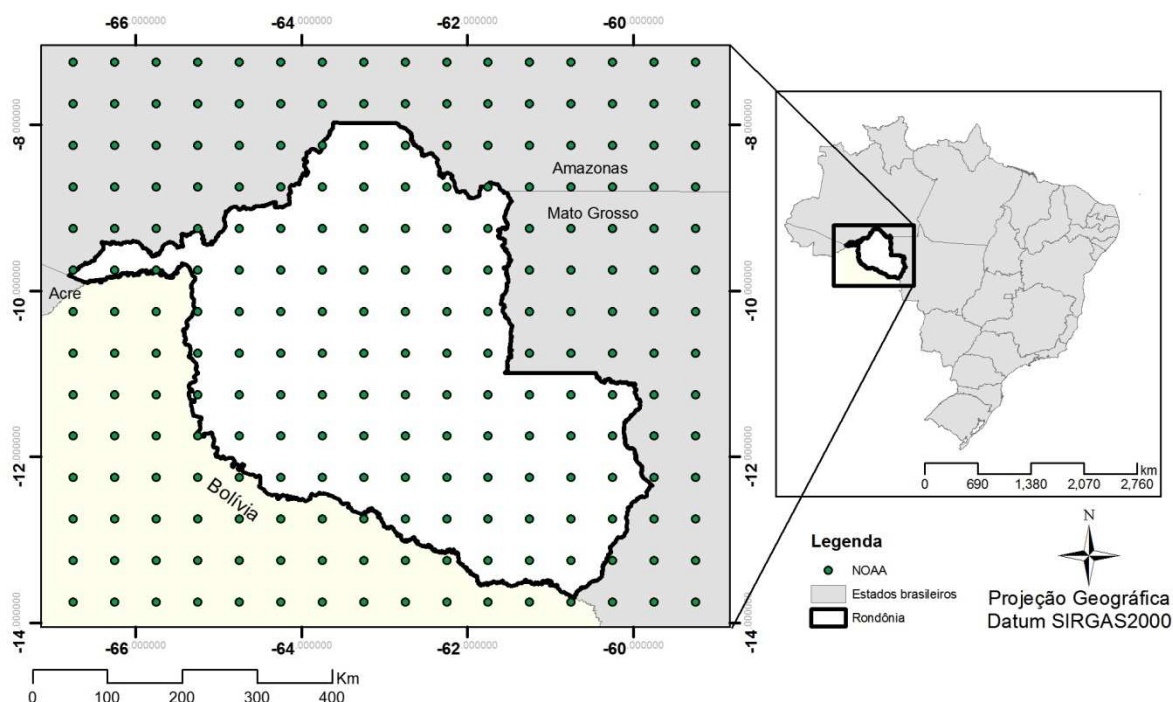


Figura 2. Localização da área de estudo. (1983-2013).

2.2 Dados utilizados

Os dados de precipitação mensal proveniente do *National Oceanic and Atmospheric Administration* (NOAA), foram adquiridos em pontos de grade entre os anos 1983 e 2014.

Os dados globais de precipitação do NOAA são oriundos de cerca de 17.000 estações recolhidos pelo *Global Historical Climatology Network* (GHCN) do *National Oceanic and Atmospheric Administration/National Climatic Data Center* NOAA/NCDC e pelo *Climate Anomaly Monitoring System* (CAMS) do NOAA/CPC (*Climate Prediction Center*) utilizando o algoritmo de interpolação ótima (OI). Estes, são disponibilizados na plataforma do *International Research Institute for Climate and Society* (IRI), que possui um conjunto de dados de precipitação mensal global construído em grades de latitude/longitude de 2.5°, 1° e 0.5° por um período a partir de 1960 até o presente. Neste trabalho foi utilizada a resolução espacial de 0.5°.

2.3 Precipitação média anual (histórica)

A precipitação média anual (histórica) foi gerada para estabelecer as regiões de baixa à alta umidade no estado de Rondônia. Para isso, utilizou-se dados de precipitação anual total de uma série histórica de 1983 a 2014 proveniente do

NOAA. O procedimento baseou-se na aplicação da média simples em cada um dos 224 pontos (na grade) conforme equação 1.

$$P_i = \frac{\sum_{i=1}^N (p_i(x_i, y_i))}{N} \quad \text{Eq. 1}$$

Em que, P_i é a precipitação média anual em cada ponto x_i, y_i ; N é o número de anos da série histórica; p_i é o valor de precipitação anual coletado nos pontos x_i, y_i .

A média anual histórica calculada nos pontos x_i, y_i da grade do NOAA foi espacializada por meio da *Krigeagem* ordinária e indicativa a fim de gerar uma superfície contínua dos dados e fatiada em 3 (três) classes de acordo com o intervalo interquartil.

1º quartil: $P \leq 1711$ mm/ano – baixa umidade

2º e 3º quartil: 1711 mm/ano $> P \leq 2182$ mm/ano – normal

3º quartil (limiar): $P > 2182$ mm/ano – alta umidade

2.4 Aplicação do *Standard Precipitation Index* (SPI)

A seca hidrológica ocorre quando a oferta de recursos hídricos superficiais e subsuperficiais é significativamente menor do que o normal disponível para usos estabelecidos em um sistema de recursos hídricos (MISHRA e SINGH, 2010). Neste caso, o SPI na escala de 12 meses é indicado para refletir padrões de precipitação de longo prazo.

Para o cálculo do SPI é necessário uma série de dados mensais de precipitação com no mínimo trinta anos. O índice é determinado a partir das funções de densidade de probabilidade que descrevem as séries históricas de precipitação em diferentes escalas de tempo.

O SPI baseia-se na padronização da precipitação, correspondendo ao desvio da precipitação em relação à média para um período de tempo específico, dividido pelo desvio padrão do período a que diz respeito (MCKEE *et al.*, 1993), ou seja, representa o número de desvios padrão que o valor observado se desvia em relação à média, para uma variável aleatória normalmente distribuída. Seu cálculo envolve as seguintes etapas (SANTOS, 2011):

- ✓ Determinação da função de densidade de probabilidade que descreve a série de tempo: ajuste a uma função de densidade de probabilidade gama, a uma dada distribuição de frequência do total de precipitação para uma estação;
- ✓ Cálculo da probabilidade cumulativa da quantidade de precipitação observada: Os parâmetros resultantes são utilizados para determinar a probabilidade cumulativa de um evento de precipitação observado para um determinado mês e para a escala de tempo desejada para certa estação.
- ✓ Padronização dos cálculos do SPI: transformar a função de probabilidade cumulativa gama, numa variável aleatória normalizada (Z) com média 0 e desvio padrão 1. Deste modo obtém-se uma nova variável e a transformação é

efetuada de maneira que cada valor da quantidade de precipitação na função gama, irá ter um valor correspondente na nova função Z.

Como os valores do índice SPI representam precipitações padronizadas, um valor do índice igual a zero é indicativo de que não houve desvios nos valores da precipitação relativos à precipitação média no período analisado. Valores positivos indicam que a precipitação é superior à média e os negativos indicam que a precipitação é inferior, neste último caso é quando se identifica ocorrência de seca (SANTOS, 2011).

Keyantash e Dracup (2002) testaram a robustez de dezoito indicadores de seca tendo concluído que o SPI é o melhor indicador climático para identificar e quantificar a intensidade, duração e extensão espacial de secas, o que justifica a sua ampla utilização em mais de 50 países, tanto no âmbito da investigação associada ao tema, como no monitoramento de secas (TADESSE, 2006).

A classificação do SPI se baseou nos critérios definidos pelo *National Climate Data Center* (NCDC) (Tabela 3).

Tabela 3. Intervalos do SPI.

Grau	Intervalo
Extraordinariamente úmido	$SPI \geq 2,0$
Extremamente úmido	$1,60 \leq SPI \leq 1,99$
Severamente úmido	$1,30 \leq SPI \leq 1,59$
Moderadamente úmido	$0,80 \leq SPI \leq 1,29$
Anormalmente úmido	$0,51 \leq SPI \leq 0,79$
Normal	$-0,50 \leq SPI \leq 0,50$
Anormalmente seco	$-0,79 \leq SPI \leq -0,51$
Moderadamente seco	$-1,29 \leq SPI \leq -0,80$
Severamente seco	$-1,59 \leq SPI \leq -1,30$
Extremamente seco	$-1,99 \leq SPI \leq -1,60$
Extraordinariamente seco	$SPI \leq -2,0$

Para estabelecer as classes utilizadas neste trabalho, considerou-se como período úmido as regiões que apresentaram valores de SPI-12 acima de 0.51, como normal os valores entre -0.50 e 0.50 e, como seca SPI-12 abaixo de -0.51.

2.5 Krigagem

Quando a variação dos dados de uma certa variável é muito alta, funções simples podem não representar adequadamente o comportamento espacial do fenômeno, para isso, funções estocásticas como os métodos de *Krigagem* podem melhor descrever a variação dos dados (BURROUGH e MCDONNELL, 1998).

Existem diversos tipos de *krigagem* e cada método com diferentes opções, escolher a mais adequada é uma estratégia necessária para um bom estudo geoestatístico, principalmente para os casos de precipitação. No presente estudo,

aplicou-se a *Krigeagem* ordinária e indicativa para a modelagem espacial dos dados de precipitação e do SPI-12.

A Geoestatística baseia-se na análise prévia da (auto)correlação espacial de um conjunto de amostras pontuais que visa representar a variabilidade e a dependência espacial do atributo em uma região geográfica, representada por um modelo de semivariograma (FELGUEIRAS et al., 2014). O semivariograma descreve em termos de variância como a variabilidade espacial muda em função da distância e direção (ISAAKS e SRIVASTAVA, 1989).

A função de semivariância $\gamma(\mathbf{h})$ é definida como sendo a esperança matemática do quadrado da diferença entre os valores de pontos no espaço, separados por uma distância \mathbf{h} . Para a determinação experimental do semivariograma, para cada valor de \mathbf{h} , considera-se todos os pares de amostras $z(\mathbf{x})$ e $z(\mathbf{x}+\mathbf{h})$, conforme equação 2.

$$\hat{\gamma}(\mathbf{h}) = \frac{1}{2N(\mathbf{h})} \sum_{i=1}^{N(\mathbf{h})} [z(\mathbf{x}_i) - z(\mathbf{x}_i + \mathbf{h})]^2 \quad \text{Eq. 2}$$

Em que $\hat{\gamma}(\mathbf{h})$ é o semivariograma estimado; $N(\mathbf{h})$ é o número pares de valores medidos; $z(\mathbf{x}_i)$ e $z(\mathbf{x}_j)$ são valores da i -ésima observação da variável regionalizada, coletados nos pontos \mathbf{x}_i e $\mathbf{x}_j + \mathbf{h}$ ($i = 1, \dots, n$) separado por uma distância \mathbf{h} .

O ajuste do modelo matemático a uma função define os parâmetros do semivariograma, que são: efeito *pepita* (C_0), que é o valor quando $\mathbf{h}=0$; quando \mathbf{h} aumenta frequentemente, aumenta até uma distância 'a', chamada de alcance (a) da dependência espacial; e a partir da qual (\mathbf{h}) neste ponto é chamado de patamar ($C+C_0$), cujo valor é aproximadamente igual à variância dos dados, obtido pela soma do efeito *pepita* e a variância estrutural (C) (CAMARGO, 1998).

As etapas do processo de *Krigeagem* aplicadas aos dados de Precipitação e SPI-12 seguiram os seguintes procedimentos:

- ✓ Análise exploratória dos dados e remoção de tendências;
- ✓ Verificação da anisotropia pela análise de semivariogramas de superfície;
- ✓ Geração do semivariograma experimental;
- ✓ Ajuste do semivariograma experimental (modelo teórico);
- ✓ Validação do modelo de ajuste;
- ✓ *Krigeagem*;
- ✓ Validação cruzada

Os fenômenos ambientais dificilmente se comportam igualmente em todas as direções, portanto, para os casos em que há uma direção preferencial é preciso ajustar o modelo teórico considerando a anisotropia na direção detectada. Após estabelecer o modelo teórico nas direções de mínima e máxima continuidade

especial do fenômeno, procede-se à modelagem da anisotropia, geométrica, zonal ou combinada, em um modelo único e consistente.

No presente trabalho, quando detectada a anisotropia, prevaleceu o caso 'combinado'. Para estabelecer um modelo teórico consistente para todas as direções, a anisotropia combinada foi decomposta graficamente em 4 parcelas de modo que cada faixa representasse somente a anisotropia geométrica, conforme técnica descrita por Almeida e Bettini (1994).

A 1ª parcela refere-se a um valor constante, o efeito *pepita* (C_0), definida pela Equação 4.

$$Y_1(\mathbf{h}) = C_0 \quad \text{Eq. 4}$$

A 2ª parcela foi decomposta conforme descrito na Equação 5.

$$\gamma_2(\mathbf{h}) = C \left[\text{Modelo} \left(\sqrt{\left(\frac{h_{\alpha_i}}{\varepsilon} \right)^2 + \left(\frac{h_{\alpha_j}}{a_j} \right)^2} \right) \right] \quad \text{Eq. 5}$$

Em que C é a contribuição dada pelo modelo único e consistente; 'Modelo' pode ser definido como gaussiano, esférico, exponencial ou potência (para aplicação no SPRING); h_{α_i} e h_{α_j} são os valores dos módulos das projeções de vetores na direção de anisotropia de maior e menor continuidade respectivamente; ε é o alcance infinitamente pequeno para a direção h_{α_i} ; a_j é o alcance para a direção h_{α_j} .

Na 3ª parcela a anisotropia geométrica foi obtida de forma direta conforme Equação 6.

$$\gamma_3(\mathbf{h}) = C \left[\text{Modelo} \left(\sqrt{\left(\frac{h_{\alpha_i}}{a_i} \right)^2 + \left(\frac{h_{\alpha_j}}{a_j} \right)^2} \right) \right] \quad \text{Eq. 6}$$

Em que a_i é o alcance na direção h_{α_i} e a_j é o alcance para a direção h_{α_j} .

Na 4ª parcela o modelo foi expresso conforme Equação 7.

$$\gamma_3(\mathbf{h}) = C \left[\text{Modelo} \left(\sqrt{\left(\frac{h_{\alpha_i}}{a_i} \right)^2 + \left(\frac{h_{\alpha_j}}{\infty} \right)^2} \right) \right] \quad \text{Eq. 7}$$

Em que a_i é o alcance na direção h_{α_i} e ∞ é o alcance infinitamente grande para a direção h_{α_j} .

Posteriormente o modelo completo e consistente para qualquer distância do vetor \mathbf{h} foi estabelecido de acordo com a Equação 8.

$$Y(\mathbf{h}) = Y_1(\mathbf{h}) + Y_2(\mathbf{h}) + Y_3(\mathbf{h}) + Y_4(\mathbf{h}) \quad \text{Eq. 8}$$

2.5.1 *Krigeagem Ordinária (KO)*

A *krigeagem* ordinária (KO) é uma forma básica da *Krigeagem* em que a correlação espacial, descrita pelo semivariograma, determina os pesos da estimativa. A KO concebe uma forma de estimação linear para uma variável regionalizada que atende à hipótese intrínseca, ou seja, não requer o conhecimento prévio da média e assume-se a hipótese de estacionariedade local. Assim, tem-se o conjunto de valores $\{z(\mathbf{x}_i), i=1, \dots, N\}$, em que \mathbf{x}_i identifica uma posição em duas dimensões representada pelos pares de coordenadas $(\mathbf{x}_i, \mathbf{y}_i)$. (LANDIM, 2003).

Na Equação 9 tem-se o estimador *krigeagem* ordinária em que $Z(\mathbf{x}_i)$ são os dados experimentais; λ_i , os ponderadores e n o número total de dados.

$$Z^*(x_0) = \sum_{i=1}^n \lambda_i Z(x_i) \quad \text{Eq. 9}$$

2.5.2 *Krigeagem Indicativa (KI)*

A *krigeagem* ordinária para estimativa de precipitação é limitada por diversos fatores. Primeiro, por promover uma ótima estimativa quando os dados são normais, contudo, a variável precipitação dificilmente possui uma distribuição gaussiana devido sua alta variabilidade (presença de valores zero durante o período de seca e muitos valores altos de chuva em períodos normais ou chuvosos). Segundo, a estimativa dos pesos e da variância independem do valor dos dados, o que pode causar superestimação em locais sem ocorrência de chuva (chuva zero) e subestimação em situações de alta precipitação (SUN et al., 2003). A variância obtida por meio da KO depende unicamente da geometria dos dados e não do valor do atributo em uma posição $\mathbf{x}_i, \mathbf{y}_i$, e uma variância com essas características pode não ser adequada para representar as incertezas da estimativa para o atributo (FELGUEIRAS et al., 2004).

Neste caso, a *Krigeagem* indicativa é um meio de superar tais limitações e tentar obter uma melhor estimativa da precipitação, baseada em procedimentos que permitem a definição de estimadores obtidos segundo a minimização de outras funções do erro inferencial e não apenas na minimização da variância do erro, como ocorre na *Krigeagem* ordinária (FELGUEIRAS et al., 2004).

Para aplicação da KI aos dados de precipitação, primeiro os valores foram transformados em variáveis binárias. A função indicadora $I(x_i)$ com corte zero do

valor de precipitação $z(\mathbf{x}_i)$ foi definida com três cortes (primeiro, segundo e terceiro quartil) e é dada pela Equação 10.

$$I(\mathbf{x}_i) = \begin{cases} 0 & Z < 1690 : 1 \\ 0 & Z < 1930 : 1 \\ 0 & Z < 2240 : 1 \end{cases} \quad \text{Eq. 10}$$

A *Krigeagem* indicativa é expressa pela Equação 11.

$$E^*[I_o | i] = E[I_o] + \sum_{j=1}^n \hat{W}_j (i_j - E[I_j]) \quad \text{Eq. 11}$$

Em que, $E^*[I_o | i]$ é a probabilidade de ocorrência espacial estimada; \hat{W}_j é o peso da KI; $E[I_o]$ é a probabilidade de ocorrência esperada.

Assim como na KO, foi realizada a análise estrutural e modelagem do semivariograma considerando a anisotropia.

2.6 Álgebra de mapas com LEGAL

O termo “álgebra de mapas” foi descrito por Tomlin (1990), para indicar o conjunto de procedimentos de análise espacial em Geoprocessamento para produzir novos dados, a partir de um conjunto de operações matemáticas sobre um ou mais mapas.

A álgebra de mapas foi implementada no software SPRING através do LEGAL (Linguagem Espacial para Geoprocessamento Algébrico), uma linguagem de consulta e manipulação espacial que realiza operações do tipo transformação, booleana, condicional, matemática, classificação contínua, vizinhança e reclassificação por atributos.

No presente estudo, uma vez gerados os mapas de Precipitação e SPI-12 pela *Krigeagem* procedeu-se à normalização dos mesmos para uma escala de 0 a 1 conforme Equação 12,

$$N_i = \frac{(x_i - x_{mi})}{(x_{mx} - x_{mi})} \quad \text{Eq. 12}$$

Em que, N_i é o valor da variável normalizada entre 0 e 1; x_i é o valor da variável no ponto \mathbf{x}_i , \mathbf{y}_i da imagem; x_{mi} é o valor mínimo; x_{mx} é o valor máximo.

Após a normalização dos mapas foi necessário estabelecer as classes para cada conjunto amostral (Tabela 1), visto que, cada ano possui um intervalo de distribuição dos dados diferente.

Tabela 1. Classes das variáveis normalizadas

Classe	Precipitação	SPI-12n 1984	SPI-12 1992	SPI-12 1998	SPI-12 2000	SPI-12 2003
Alta	0.758 a 1	-	0.94 a 1	0.97 a 1	-	-
Normal	0.270 a 0.757	0.80 a 1	0.66 a 0.93	0.46 a 0.96	0.84 a 1	0.85 a 1
Baixa	0 a 0.269	0 a 0.79	0 a 0.65	0 a 0.45	0 a 0.83	0 a 0.84

O mapa de hipótese foi obtido por uma expressão condicional a partir do resultado de uma expressão booleana, que produziu um mapa final de “confirma” e “não confirma” a hipótese nula. O intervalo em que a hipótese nula foi considerada aceita pode ser observado na Tabela 2.

Tabela 2. Intervalos para hipótese nula e alternativa.

Hipótese	1984	1992	1998	2000	2003
H_0	$P \leq 0.269 \ \&\& \text{SPI} \leq 0.79$	$P \leq 0.269 \ \&\& \text{SPI} \leq 0.65$	$P \leq 0.269 \ \&\& \text{SPI} \leq 0.45$	$P \leq 0.269 \ \&\& \text{SPI} \leq 0.83$	$P \leq 0.269 \ \&\& \text{SPI} \leq 0.84$
H_1	$!= H_0$	$!= H_0$	$!= H_0$	$!= H_0$	$!= H_0$

Nota: != (diferente); && ('e', comando interseção); P (precipitação média anual histórica normalizada de 0 a 1); SPI (Índice de seca para o respectivo ano normalizado de 0 a 1).

2.6 Recursos computacionais

SPI_SL_6.exe: utilizado para o cálculo do SPI-12, desenvolvido em linguagem C++, disponibilizado pelo *National Drought Mitigation Center* (NDMC).

RStudio 3.0: linguagem de programação utilizada para os procedimentos de tabulação de dados;

Excel: utilizado para tabulação dos dados e correção de dados do NOAA para os anos bissextos.

SPRING 5.2.7: utilizado no processo de *krigeagem*.

3. RESULTADOS E DISCUSSÕES

A etapa inicial consistiu na análise estatística dos dados para verificação de normalidade. Os anos 1998 e 2000 apresentaram amostragem do SPI-12 muito próxima de uma normal (Figura 3), portanto, não foi necessário proceder à remoção de tendência.

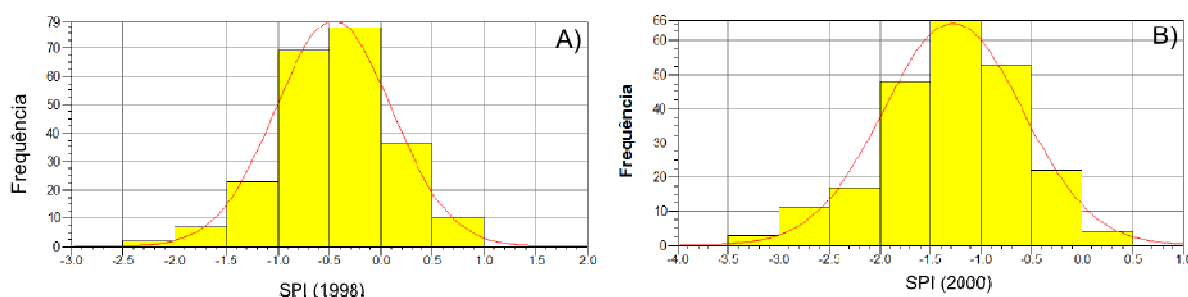


Figura .3 Histograma das amostras de SPI-12. (A) SPI de 1998 (média -0.45 e mediana -0.46); (B) SPI de 2000 (média -1.27 e mediana -1.22).

Nos anos 1984, 1992 e 2003 foi realizado a remoção de tendência com filtro da média para os dados de SPI e com o filtro da mediana para os dados de precipitação (Figura 4).

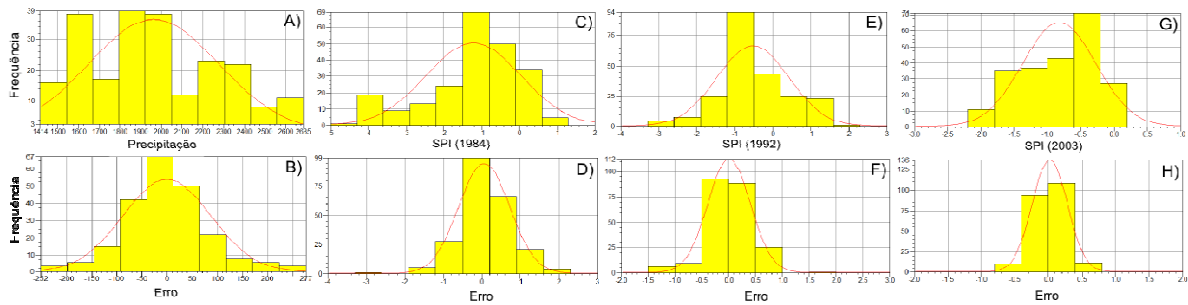


Figura 4. Histograma das amostras e histograma dos resíduos após retirada de tendência. (A) Precipitação; (B) Resíduos da precipitação (média 0.64 e mediana 0.0); (C) SPI de 1984; (D) Resíduos do SPI de 1984 (média 0.07 e mediana 0.06); (E) SPI de 1992; (F) Resíduos do SPI de 1992 (média 0.013 e mediana 0.004); (G) SPI de 2003; (H) Resíduos do SPI de 2003 (média 0.0025 e mediana 0.0022).

Após a remoção de tendência, dos anos evidenciados, os semivariogramas foram gerados e ajustados sobre os resíduos. Logo, procedeu-se a análise da anisotropia por meio dos mapas de superfície (Figura 5).

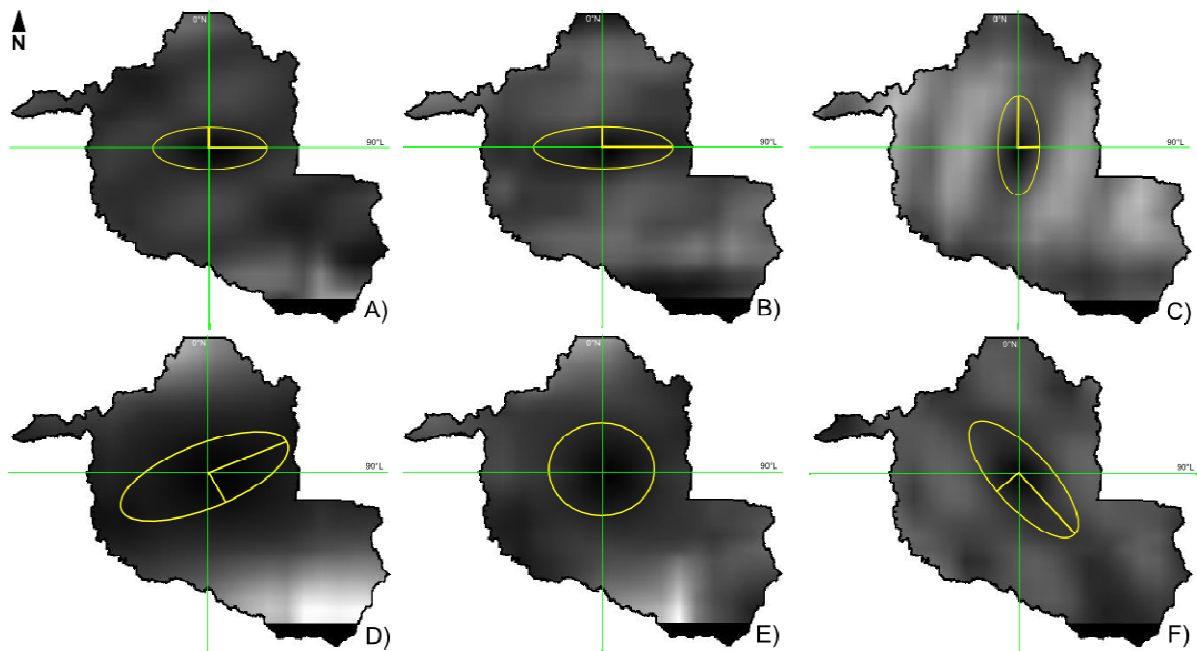


Figura 5. Mapas de superfície para verificação de anisotropia. (A) Mapa de superfície dos dados de precipitação, direção 90°; (B) Mapa de superfície dos dados do SPI do ano 1984, direção 90°; (C) Mapa de superfície dos dados do SPI do ano 1992, direção 0°; (D) Mapa de superfície dos dados do SPI do ano 1998, direção 65°; (E) Mapa de superfície dos dados do SPI do ano 2000, isotrópico; (F) Mapa de superfície dos dados do SPI do ano 2003, direção 140°.

3.1 Modelagem estrutural

3.1.1 Modelagem estrutural da Precipitação por *Krigeagem* ordinária

Verificada a ocorrência de anisotropia, os semivariogramas experimentais foram gerados considerando as direções de maior e menor continuidade. Para os dados de precipitação gerou-se o semivariograma experimental para as direções de 90°, com tolerância angular de 27°, número de lag 8, incremento 47000 e tolerância 23500; e na direção 180° com tolerância angular de 30°, lag 6, incremento 70000 e tolerância 35000. O erro médio da validação do modelo de ajuste foi 0.471, com desvio padrão 27.422 e variância 751.943 (Figura 6).

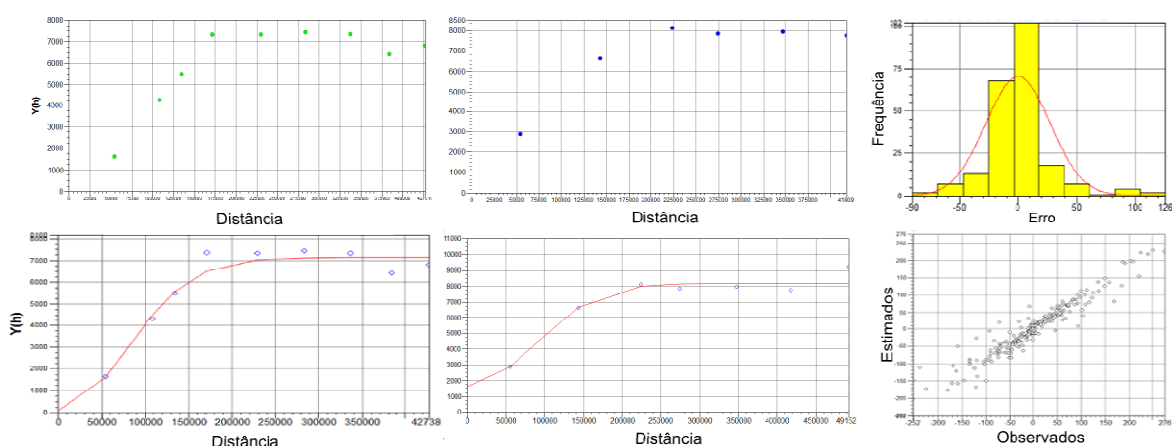


Figura 6. Modelagem estrutural das amostras de precipitação anual histórica. (A) Semivariograma experimental (90°); (B) Semivariograma teórico (90°) ajustado pelo modelo gaussiano; (C) Semivariograma experimental (180°); (D) Semivariograma teórico (180°) ajustado pelo modelo gaussiano; (E) Histograma do erro da validação do modelo (F) Diagrama de dispersão.

Os parâmetros do modelo teórico utilizado para modelar o semivariograma único e consistente estão apresentados na Tabela 3.

Tabela 3. Parâmetros do modelo teórico.

Amostra	Direção	Modelo	Efeito pepita	Contribuição	Alcance	Estruturas
Precipitação KO	90°	Gaussiano	50.978	7050.0	190244	3

3.1.2 Modelagem estrutural da Precipitação por *Krigeagem* Indicativa

Assim como na KO a modelagem estrutural da KI foi gerada sobre os resíduos dos dados de precipitação média anual histórica.

Para o primeiro corte (-50.12), correspondente ao primeiro quartil, o semivariograma experimental foi modelado com lag 8, incremento 35000, tolerância 17500, tolerância angular de 35° para a direção de 90° e 180°. O erro médio da validação do modelo de ajuste foi 0.302, com desvio padrão 32.54 e variância 1.059 (Figura 7).

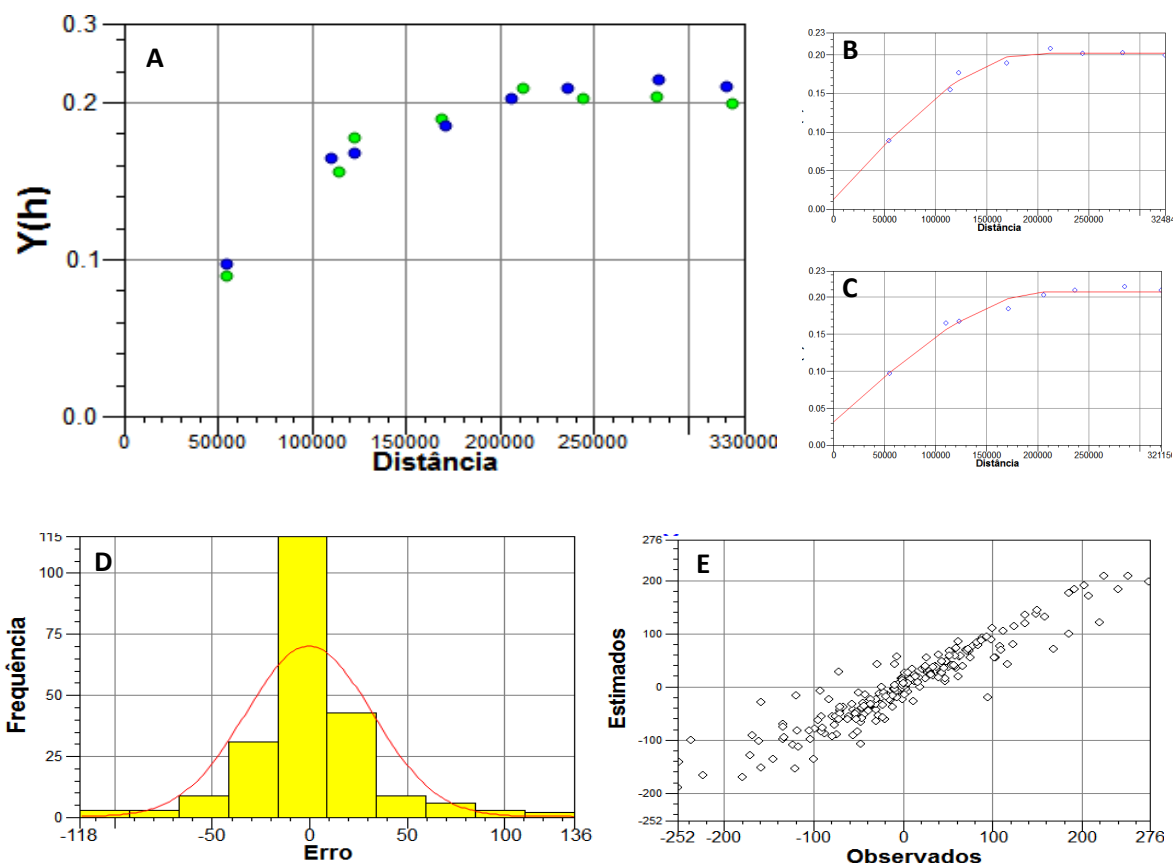


Figura 7. Modelagem estrutural das amostras de precipitação para os dados sem tendência do corte I (-50.12). (A) Semivariograma experimental indicativo na direção 90° (verde) e 180° (azul); (B) Semivariograma teórico ajustado pelo modelo esférico na direção 90°; (C) Semivariograma teórico ajustado pelo modelo esférico na direção 180°; (D) Histograma do erro da validação do modelo (E) Diagrama de dispersão do erro.

O semivariograma experimental indicativo para o segundo nível de corte (0), foi modelado com lag 7, incremento 40000, tolerância 20000, tolerância angular de 45° para a direção 90° e 30° para a direção 180°. O erro médio da validação do modelo de ajuste foi 0.140, com desvio padrão 33.65 e variância 1.132 (Figura 8).

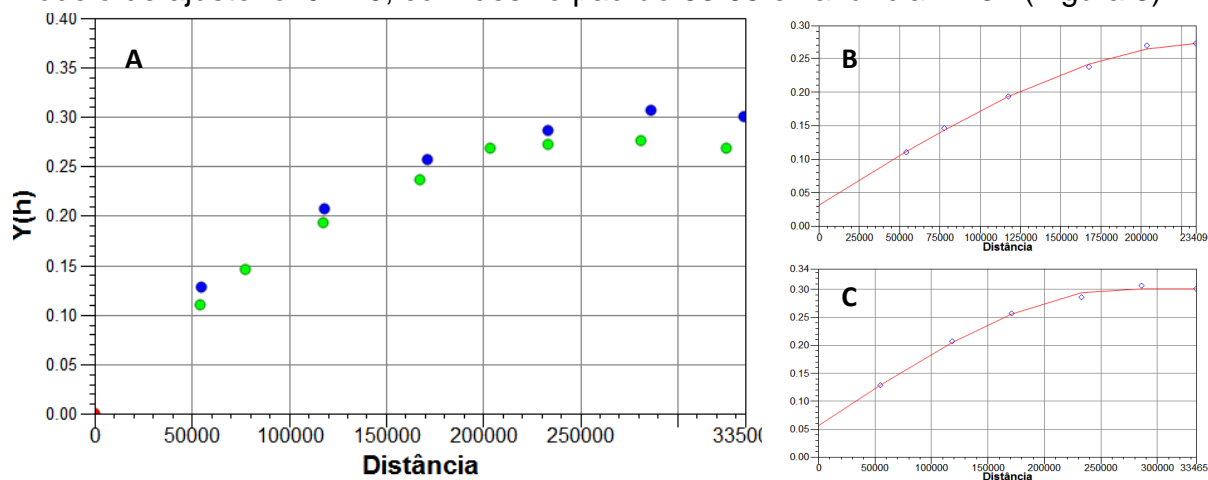


Figura 8. Modelagem estrutural das amostras de precipitação para os dados sem tendência do corte II (0). (A) Semivariograma experimental indicativo na direção 90° (verde) e 180° (azul); (B) Semivariograma teórico ajustado pelo modelo esférico na direção 90°; (C) Semivariograma teórico ajustado pelo modelo esférico na direção 180°.

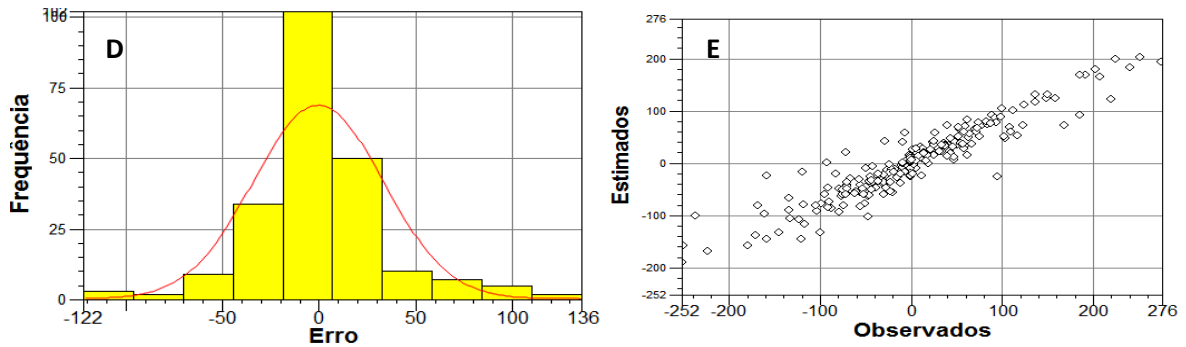


Figura 8. Modelagem estrutural das amostras de precipitação para os dados sem tendência do corte II (0). (D) Histograma do erro da validação do modelo (E) Diagrama de dispersão do erro.

Para o terceiro nível de corte (47.68) utilizou-se lag 8, incremento 39000, tolerância 19500, tolerância angular de 30° para a direção 90° e 45° para 180°. O erro médio da validação do modelo de ajuste foi 0.272, com desvio padrão 28.13 e variância 791 (Figura 9).

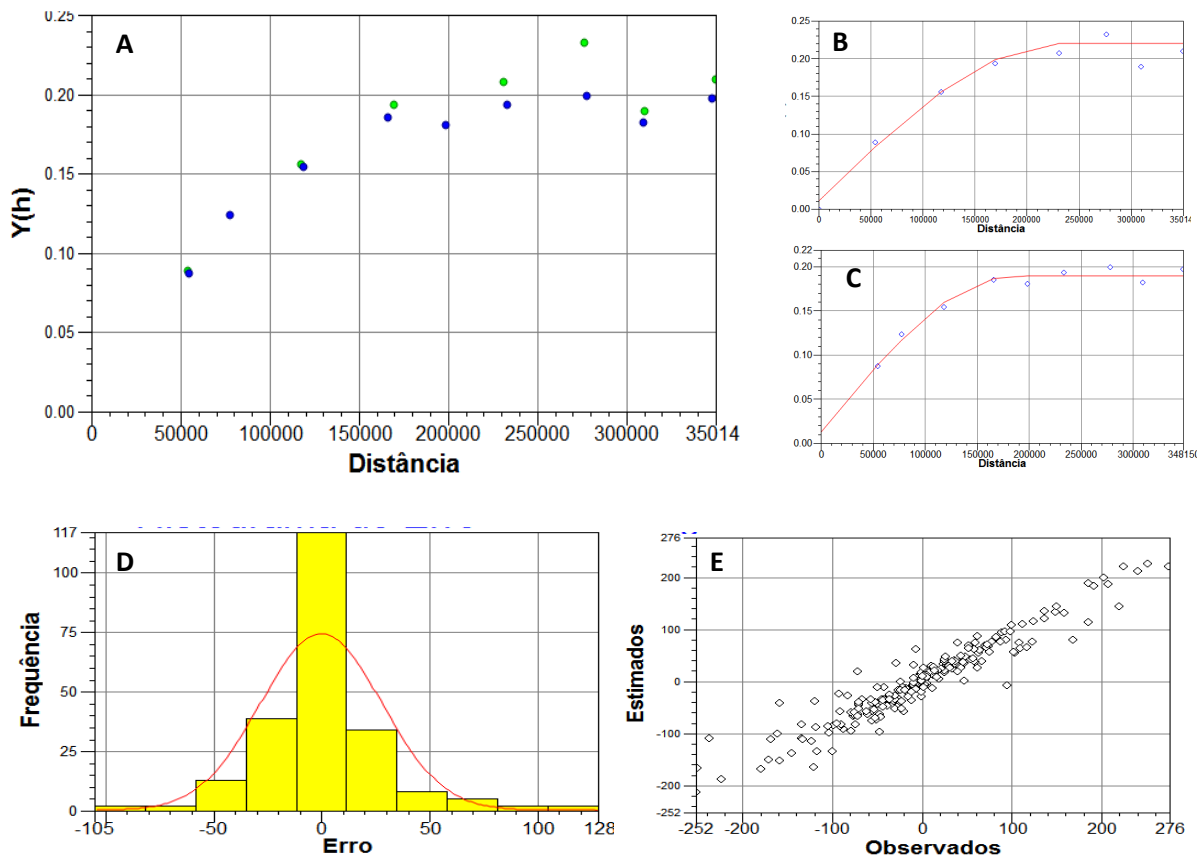


Figura 9. Modelagem estrutural das amostras de precipitação para os dados sem tendência do corte III (47.68). (A) Semivariograma experimental indicativo na direção 90° (verde) e 180° (azul); (B) Semivariograma teórico ajustado pelo modelo esférico na direção 90°; (C) Semivariograma teórico ajustado pelo modelo esférico na direção 180°; (D) Histograma do erro da validação do modelo; (E) Diagrama de dispersão do erro.

Após a modelagem estrutural sobre os dados de precipitação sem tendência, procedeu-se à modelagem do semivariograma para os dados originais, utilizando também o 1°, 2° e 3° quartil com níveis de corte. Para o primeiro corte

(1690), o semivariograma experimental foi modelado com lag 8, incremento 100000, tolerância 50000, tolerância angular de 35° para a direção de 90° e de 45° para a direção 180°. Para o segundo corte (1930) utilizou-se lag 9, incremento 80000, tolerância 40000, tolerância angular de 45° para a direção 90° e 54° para a direção 180°. No terceiro corte (2240) utilizou-se lag 6, incremento 100000, tolerância 50000, tolerância angular de 35° para a direção 90° e 180° (Figura 10).

Com o semivariograma experimental definido, a validação foi executada com os parâmetros gerados pela modelagem estrutural sobre as amostras sem tendência (Figura 10).

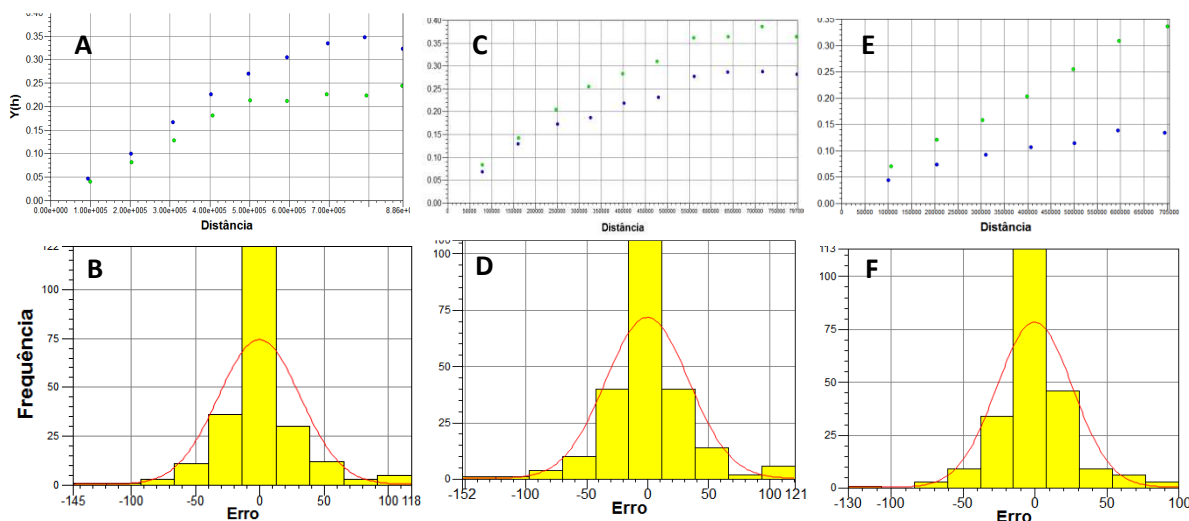


Figura 10. Semivariograma experimental indicativo para o corte 1690 (A); Histograma do erro de validação do ajuste para o corte 1690, média 0.369, desvio padrão 31.80 (B); Semivariograma experimental indicativo para o corte 1930 (C); Histograma do erro de validação do ajuste para o corte 1930, média 0.351, desvio padrão 34.14 (D); Semivariograma experimental indicativo para o corte 2240 (E); Histograma do erro de validação do ajuste para o corte 2240, média 0.319, desvio padrão 26.34 (F).

Considerou-se que o ajuste do modelo indicativo foi satisfatório, pois, os erros aproximaram-se de uma média zero. Assim, prosseguiu-se para a execução da *Krigeagem* indicativa. Os parâmetros de ajuste para cada nível de corte foram utilizados para modelar o semivariograma único e consistente em todas as direções e, posteriormente, para aplicar o estimador de *Krigeagem*, fixando as probabilidades 0.25, 0.50 e 0.75 para o corte I, II e III respectivamente (Tabela 4).

Tabela 4. Parâmetros do modelo teórico.

Nível de corte	Direção	Modelo	Efeito pepita	Contribuição	Alcance	Estruturas
1690	90°	Esférico	0.011	0.191	197159	3
	180°	Esférico	0.031	0.176	213097	
1930	90°	Esférico	0.030	0.242	242953	3
	180°	Esférico	0.055	0.245	274546	
2240	90°	Esférico	0.010	0.209	233505	3
	180°	Esférico	0.012	0.178	186209	

O mapa da distribuição espacial foi gerado pela média e a incerteza foi modelada por 1 desvio padrão.

3.1.3 Modelagem estrutural do SPI-12 por *Krigeagem ordinária*

O semivariograma dos dados de SPI-12 para o ano de 1984 foi gerado para as direções de 90°, com tolerância angular de 40° e 180° com tolerância angular de 35°, número de lag 6, incremento 54000 e tolerância 2700. O erro médio da validação do modelo de ajuste foi -0.023, com desvio padrão 0.310 e variância 0.096 (Figura 11).

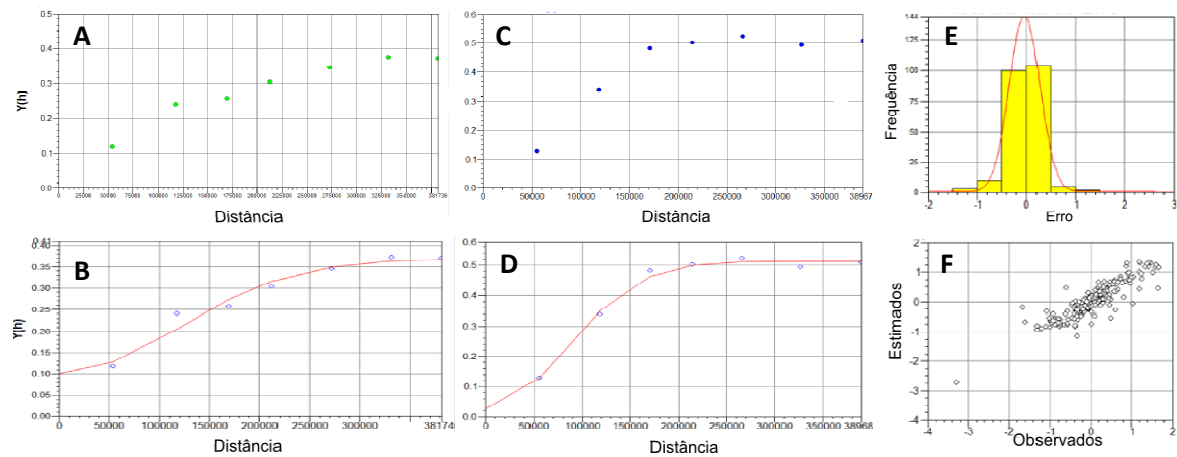


Figura 11. Modelagem estrutural das amostras do SPI-12 para o ano de 1984. (A) Semivariograma experimental (90°); (B) Semivariograma teórico (90°) ajustado pelo modelo gaussiano; (C) Semivariograma experimental (180°); (D) Semivariograma teórico (180°) ajustado pelo modelo gaussiano; (E) Histograma do erro da validação do modelo (F) Diagrama de dispersão.

Para o ano de 1992 o semivariograma dos dados de SPI-12 foi gerado para as direções de 0° com tolerância angular de 45°, número de lag 5, incremento 54000 e tolerância 27000; e na direção 90° com tolerância angular de 57°, lag 4, incremento 120000 e tolerância 60000. O erro médio da validação do modelo de ajuste foi 0.006, com desvio padrão 0.187 e variância 0.035 (Figura 12).

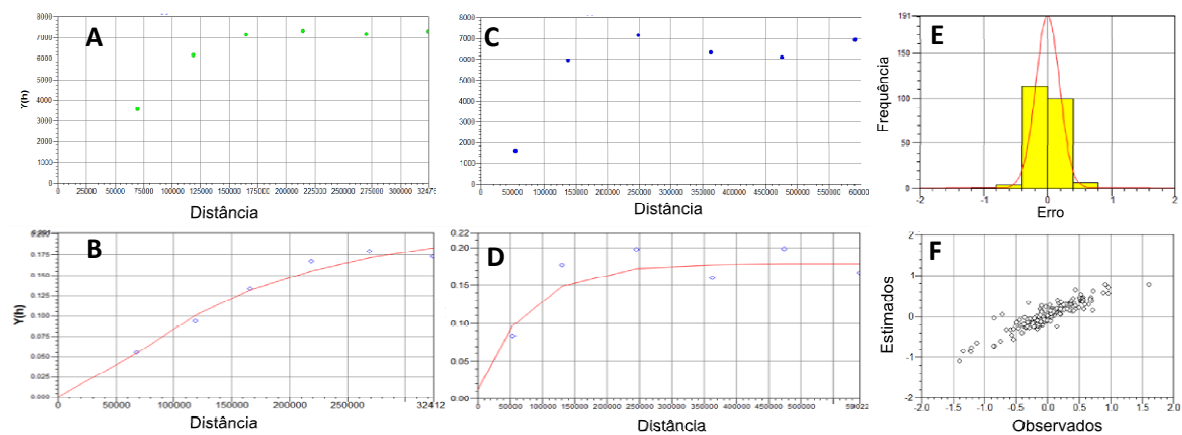


Figura 12. Modelagem estrutural das amostras do SPI-12 para o ano de 1992. (A) Semivariograma experimental (0°); (B) Semivariograma teórico (0°) ajustado pelo modelo exponencial; (C) Semivariograma experimental (90°); (D) Semivariograma teórico (90°) ajustado pelo modelo exponencial; (E) Histograma do erro da validação do modelo (F) Diagrama de dispersão.

Para o conjunto de dados do SPI-12 referente ao ano de 1998 gerou-se o semivariograma para as direções de 65° com tolerância angular de 45°, número de lag 7, incremento 57500 e tolerância 23750; e na direção 155° com tolerância angular de 54°, lag 15, incremento 25000 e tolerância 12500. O erro médio da validação do modelo de ajuste foi 0.0, com desvio padrão 0.154 e variância 0.024 (Figura 13).

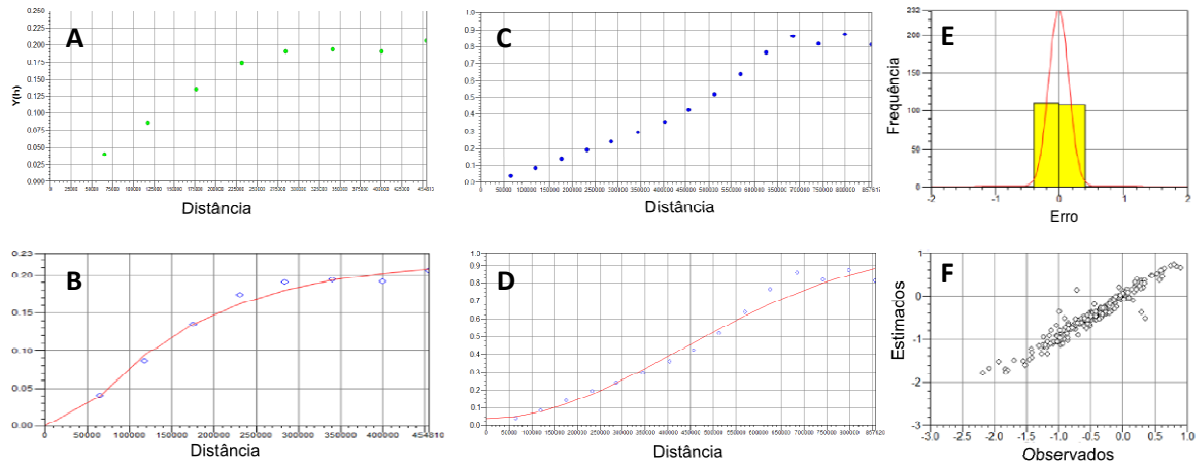


Figura 13. Modelagem estrutural das amostras do SPI-12 para o ano de 1998. (A) Semivariograma experimental (65°); (B) Semivariograma teórico (65°) ajustado pelo modelo gaussiano; (C) Semivariograma experimental (155°); (D) Semivariograma teórico (155°) ajustado pelo modelo gaussiano; (E) Histograma do erro da validação do modelo (F) Diagrama de dispersão.

O semivariograma dos dados de SPI-12 para o ano 2000 foi gerado considerando o fenômeno isotrópico, com número de lag 6, incremento 100000 e tolerância 50000. O erro médio da validação do modelo de ajuste 0.002, com desvio padrão 0.230 e variância 0.053 (Figura 14).

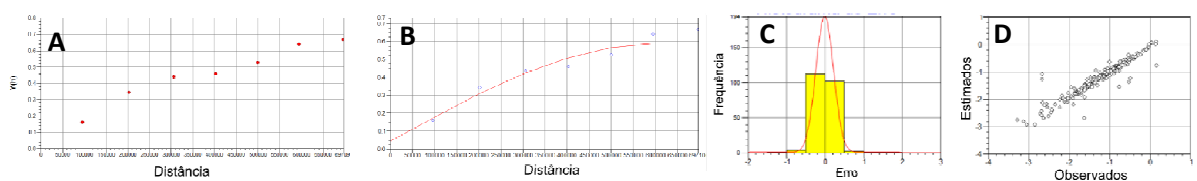


Figura 14. Modelagem estrutural das amostras do SPI-12 para o ano 2000. (A) Semivariograma experimental omnidirecional; (B) Semivariograma teórico ajustado pelo modelo esférico; (C) Histograma do erro da validação do modelo (D) Diagrama de dispersão.

Para o ano 2003 o semivariograma dos dados de SPI-12 foi gerado nas direções de 140° com tolerância angular de 35°, número de lag 4, incremento 100000 e tolerância 50000; e na direção 230° com tolerância angular de 35°, lag 4, incremento 54000 e tolerância 27000. O erro médio da validação do modelo de ajuste foi -0.011, com desvio padrão 0.151 e variância 0.023 (Figura 15).

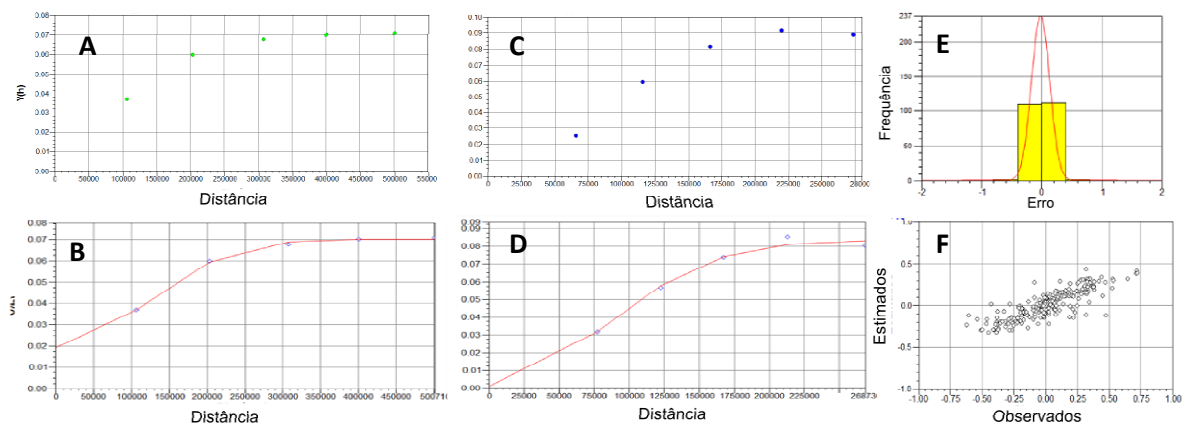


Figura 15. Modelagem estrutural das amostras do SPI-12 para o ano 2003. (A) Semivariograma experimental (140°); (B) Semivariograma teórico (140°) ajustado pelo modelo gaussiano; (C) Semivariograma experimental (230°); (D) Semivariograma teórico (230°) ajustado pelo modelo gaussiano; (E) Histograma do erro da validação do modelo (F) Diagrama de dispersão.

Na Tabela 5 observa-se os parâmetros gerados na etapa de ajuste do semivariograma utilizado para os casos em que houve necessidade de modelar a anisotropia combinada.

Tabela 5. Parâmetros do modelo teórico.

Amostra	Direção	Modelo	Efeito pepita	Contribuição	Alcance	Estruturas
SPI-12 (1984)	90°	Gaussiano	0.099	0.268	289522	3
	180°	Gaussiano	0.024	0.487	196927	
SPI-12 (1992)	0°	Exponencial	0.075	0.105	423004	3
	90°	Exponencial	0.011	0.167	229785	
SPI-12 (1998)	65°	Gaussiano	0.013	0.195	503910	3
	155°	Gaussiano	0.025	1.026	992268	
SPI-12 (2000)	Omni	Esférico	0.011	0.572	567591	-
SPI-12 (2003)	140°	Gaussiano	0.019	0.051	283635	3
	230°	Gaussiano	0.001	0.082	197171	

3.2 Mapeamento da distribuição espacial dos dados por *Krigeagem*

A KI possibilita uma melhor estimativa que a *Krigeagem* tradicional, por possibilitar uma análise baseada não só na geometria mas também nos valores das amostras. Contudo, neste estudo a KO apresentou uma performance mais acurada que a KI. Em todo caso, ambas destacaram a região norte como de alta precipitação, centro-sudeste como normal e oeste como de baixa precipitação.

Na aplicação do método de *Krigeagem* é gerado um mapa de predição e um mapa da variância. Está claro que, a variância da KO é incrementada em um raio

em torno dos pontos amostrados onde os valores locais são desconhecidos (Figura 16, 1a e 1b), enquanto na KI, a incerteza é menor nas localizações amostradas e maior nas zonas intermediárias entre as regiões mais homogêneas estimadas para a distribuição da precipitação (Figura 16, 2a e 2b).

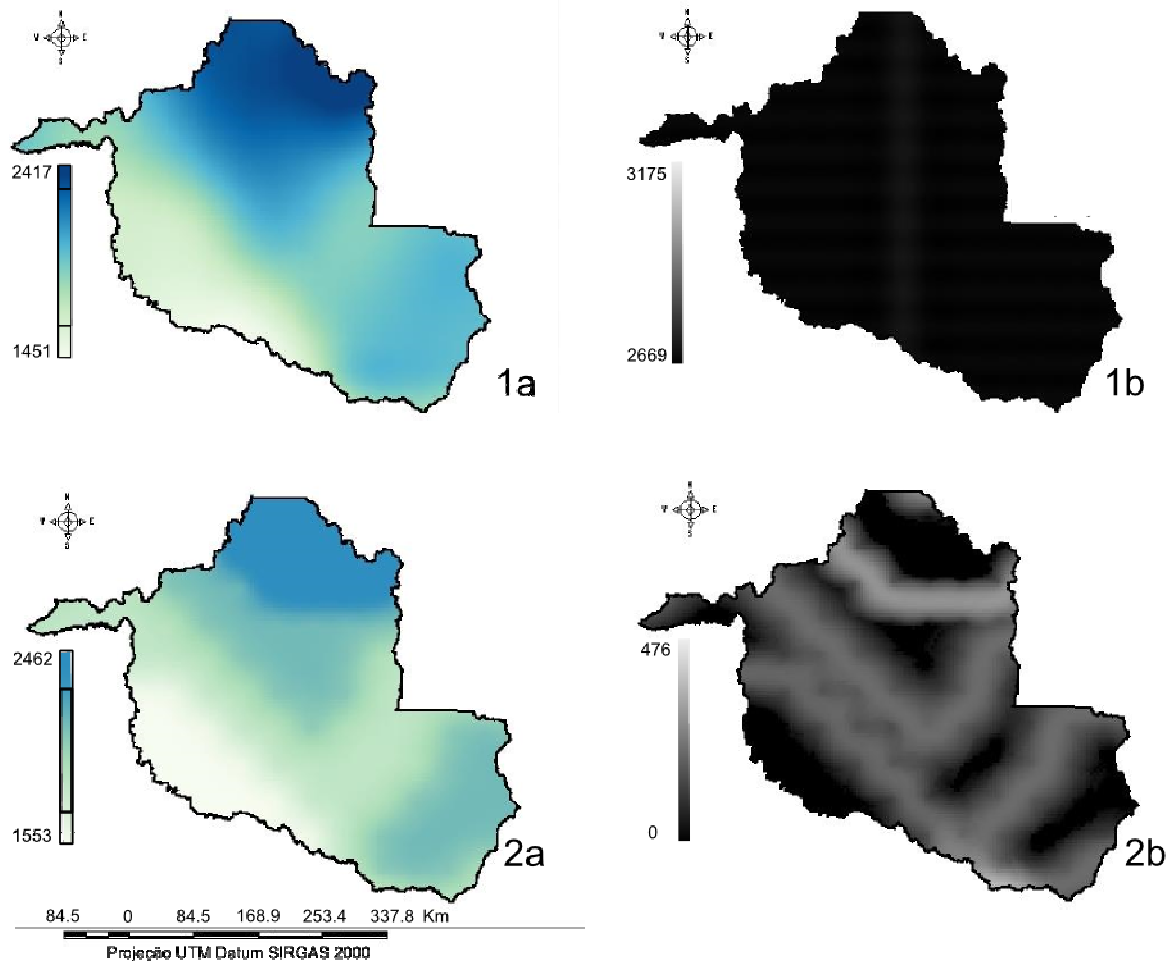


Figura 16. Mapa da distribuição espacial da precipitação por KO (1a); Mapa da variância da KO (1b); Mapa da distribuição espacial da precipitação por KI (2a); Mapa de incerteza da KI (2b).

A validação cruzada da *Krigeagem* ordinária e indicativa, aplicada para gerar um mapa da distribuição espacial dos dados de precipitação total anual histórica, utilizou como referência a própria grade do NOAA, devido não contar com outra base de dados externos para validação.

As médias próximas de zero mostram que os modelos aplicados nos fenômenos em estudo não apresentaram tendência (Tabela 6). O RMSE, que mede a magnitude média dos erros estimados, quanto mais próximo de zero fornece um bom indicador da qualidade dos valores estimados.

A análise estatística indica que o estimador de *Krigeagem* Ordinária foi mais acurado do que a Indicativa, aproximando-se mais da média dos valores observados e com menor desvio padrão e erro médio quadrático (RMSE) (Tabela 6).

Tabela 6. Parâmetros da validação cruzada da estimativa por *Krigeagem*.

Método	Média dos Dados Observados	Média dos Dados Estimados	Mínimo/ Máximo Observado	Mínimo/ Máximo Estimado	Erro médio	Desvio Padrão do Erro	RMSE
KO	1933.88	1924.34	1503 2418.34	1451.27 2417.43	-4.38	11.92	38.68
KI		1960.88		1553.11 2462	32.83	75.16	289.95

A espacialização dos dados de SPI-12 nos anos de ocorrência de seca hidrológica demonstra que em Rondônia este fenômeno foi intenso mais frequentemente na porção centro-sul do estado (Figura 17).

A validação cruzada da *Krigeagem* ordinária, aplicada para gerar um mapa da distribuição espacial dos dados de SPI-12 para os anos com ocorrência de seca hidrológica, foi realizada tendo como referência a própria grade do NOAA, visto que não se contava com outra base de dados externos para validação (Tabela 7).

Tabela 7. Parâmetros da validação cruzada da estimativa por *Krigeagem*.

Amostra	Média dos Dados Observados	Média dos Dados Estimados	Mínimo/ Máximo Observado	Mínimo/ Máximo Estimado	Erro médio	Desvio Padrão do Erro	RMSE
SPI-12 (1984)	-1.58	-1.54	-4.31 -0.02	-4.25 0.50	0.020	0.1276	0.17
SPI-12 (1992)	-0.96	-0.96	-3.19 0.73	-2.84 0.74	0.012	0.1122	0.11
SPI-12 (1998)	-0.26	-0.27	-1.20 0.46	-1.40 0.58	0.002	0.0368	0.02
SPI-12 (2000)	-1.18	-1.22	-2.41 -0.09	-2.63 -0.09	- 0.004	0.0246	0.04
SPI-12 (2003)	-1.13	-1.14	-1.96 -0.19	-1.83 -0.26	0.003	0.1069	0.03

As médias próximas de zero mostram que os modelos aplicados nos fenômenos em estudo não apresentaram tendência. O RMSE, que mede a magnitude média dos erros estimados quanto mais próximo de zero também fornece um bom indicador da qualidade dos valores estimados por meio da *Krigeagem*.

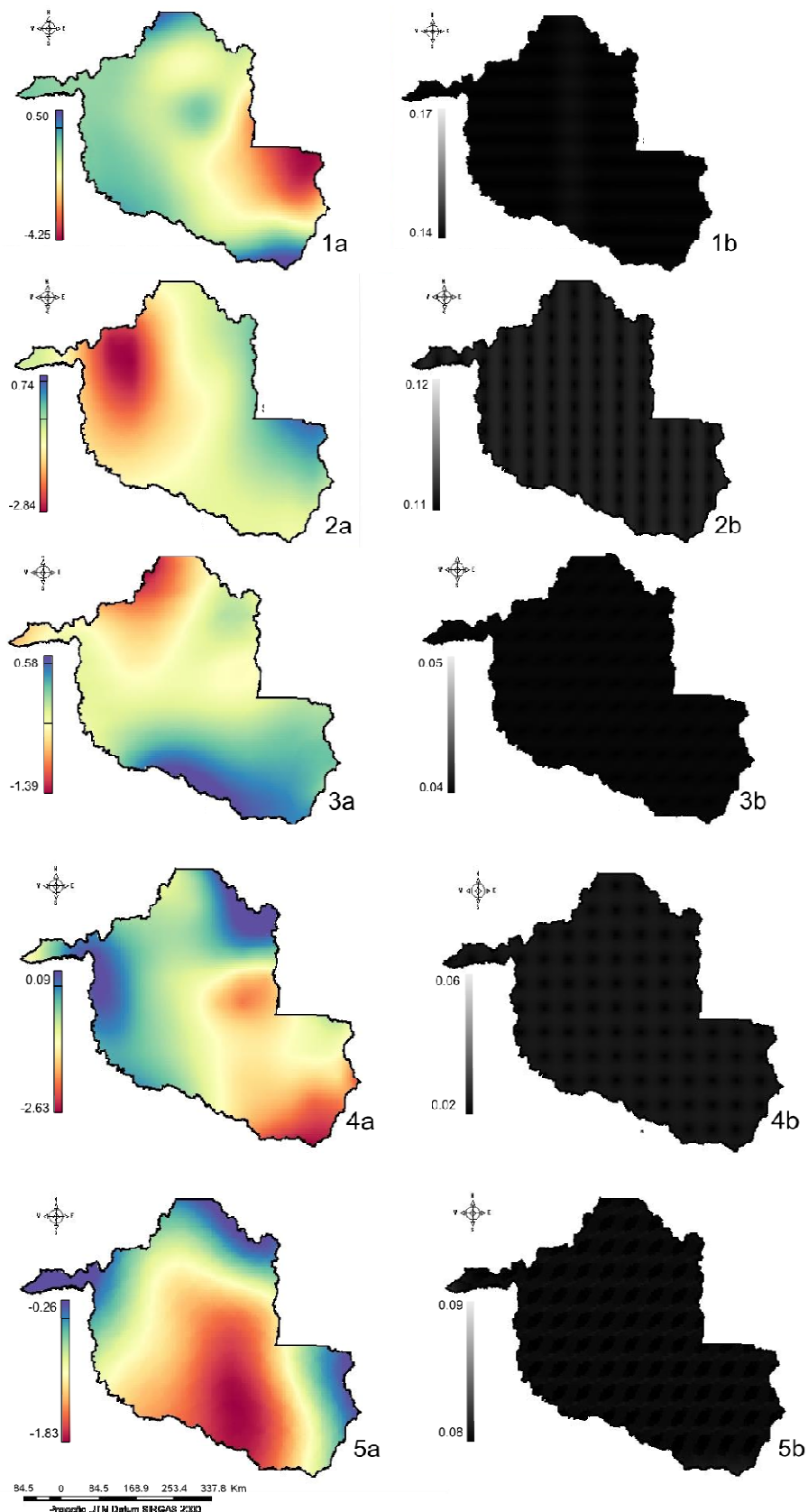


Figura 17. Mapa da distribuição espacial do SPI-12. 1a e 1b Estimativa do SPI-12 para o ano 1984 e Mapa da variância respectivamente; 2a e 2b Estimativa do SPI-12 para o ano 1992 e Mapa da variância respectivamente; 3a e 3b Estimativa do SPI-12 para o ano 1998 e Mapa da variância respectivamente; 4a e 4b Estimativa do SPI-12 para o ano 2000 e Mapa da variância respectivamente; 5a e 5b Estimativa do SPI-12 para o ano 2003 e Mapa da variância respectivamente.

3.3 Teste de hipótese

Sabe-se que a seca é um fenômeno que independe das condições climáticas de uma determinada região, partindo deste pressuposto, este trabalho buscou testar a hipótese de que as regiões de baixa precipitação anual no estado de Rondônia são locais propícios a ocorrência de seca, ao menos com maior frequência.

Os resultados apontam que, nos anos em que identificou-se eventos de seca hidrológica, a hipótese foi aceita em pelo menos 4 dos cinco anos de ocorrência, 1984, 1992, 2000 e 2003 (Figura 18).

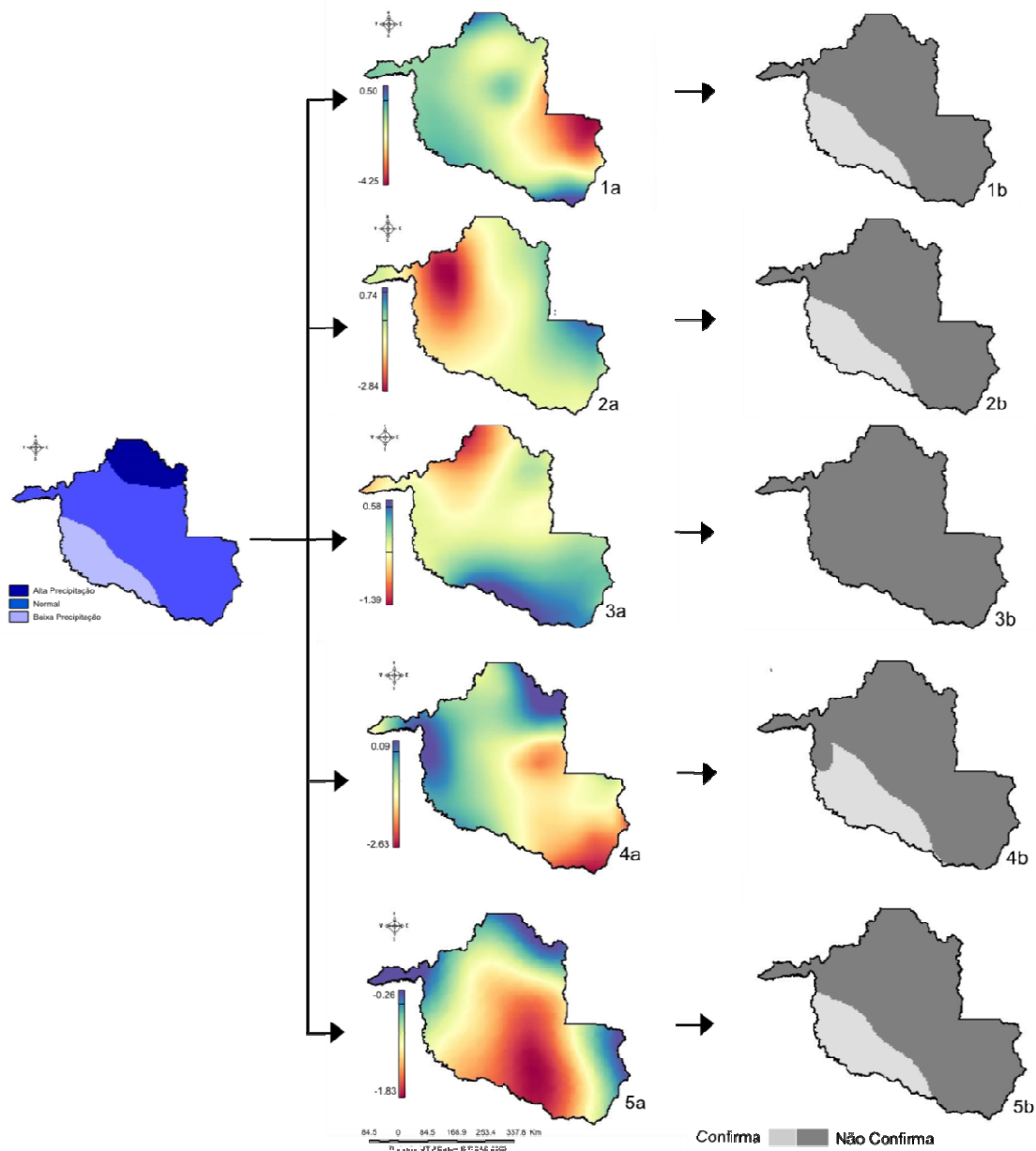


Figura 18. Álgebra de mapas entre Precipitação média histórica normalizada e SPI-12 normalizado dos anos com ocorrência de seca no estado de Rondônia. 1a e 1b Mapa de SPI-12 do ano 1984 e Mapa de hipótese respectivamente; 2a e 2b Mapa de SPI-12 do ano 1992 e Mapa de hipótese respectivamente; 3a e 3b Mapa de SPI-12 do ano 1998 e Mapa de hipótese respectivamente; 4a e 4b Mapa de SPI-12 do ano 2000 e Mapa de hipótese respectivamente; 5a e 5b Mapa de SPI-12 do ano 2003 e Mapa de hipótese respectivamente

Conclusão

A álgebra de mapas é uma técnica de simples manipulação e as ferramentas exploradas mostram o potencial do LEGAL para avaliar relações entre variáveis ambientais no espaço.

Entre os anos de SH identificados apenas em 1998 não houve hipótese confirmada em nenhuma área do estado. A área de baixa precipitação apresentou valores 58% menor em relação à área de alta precipitação.

A KO é relativamente fácil de ser implementada e no geral, produziu um resultado satisfatório para a espacialização da distribuição da precipitação, especialmente, quando considera-se o efeito da anisotropia. Contudo, trata-se de duas abordagens geoestatísticas diferenciadas que, em relação ao modelo de incerteza a KI possibilita uma boa análise considerando determinados intervalos de confiança.

Como o SPI é um índice normalizado, sugere-se explorar futuramente, expressões de hipótese para o caso de extremos de umidade em áreas de alta precipitação no estado.

BIBLIOGRAFIA

ALMEIDA, A. S.; BETTINI, C. **Curso de Geoestatística Aplicada**. Rio de Janeiro: UFRJ, 1994.

AKHTARI, Rouhangiz et al. Assessment of areal interpolation methods for spatial analysis of SPI and EDI drought indices. **Int. J. Climatol.** 29: 135–145, 2009.

BARNES, S. L. A technique for maximizing details in numerical weather map analysis. **J. Appl. Meteor.**, 3, 396–409, 1964.

BORMA, Laura S.; NOBRE, Carlos [org.]. **Secas na Amazônia: causas e conseqüências**. São Paulo: Oficina de textos, 2013.

BURROUGH, P.A.; MCDONNELL, R.A.. **Principles of Geographical Information Systems**. Oxford: Oxford University Press, 1998.

CAMARGO, E. C. G.; FUCKS, S.D.; CAMARA, G. Análise espacial de superfícies. In: DRUCK, S.; CARVALHO, M.S.; CÂMARA, G.; MONTEIRO, A.V.M. (eds) **Análise Espacial de Dados Geográficos**. Brasília, EMBRAPA, 2004 (ISBN: 85-7383-260-6). Disponível em: http://www.dpi.inpe.br/gilberto/tutoriais/gis_ambiente/5geoest.pdf. Acesso em 30 de mar. de 2015.

CAMARGO, Eduardo Celso Gerbi. **Geoestatística: Fundamentos e Aplicações**. 1998. Disponível em:

<http://www.dpi.inpe.br/gilberto/tutoriais/gis_ambiente/5geoest.pdf> Acesso em 22 de abr. de 2015.

CAMBARDELLA, C. A.; MOORMAN, T. B.; NOVACK, J. M.; et al. Field-scale variability of soil properties in central Iowa soils. **Soil Science Society America Journal**, v. 58, p. 1240-1248, 1994.

CARUSO, C.; QUARTA, F. Interpolation methods comparison. **Computers & Mathematics with Applications**. v. 35, n. 12, p. 109–126, 1998.

CHEN, M., et al. Global Land Precipitation: A 50-yr Monthly Analysis Based on Gauge Observations, **J. of Hydrometeorology**, 3, 249-266, 2002.

CRESSMAN, G. P. An operational objective analysis system. **Mon. Wea. Rev.**, 87, 367–374, 1959.

CREUTIN, J. D.; OBLED, C. Objective analysis and mapping techniques for rainfall fields : An objective comparison. **Water Resources Research**, 18(2) : 413-431., 1982.

DEUTSCH, C. V.; JOURNAL, A. G. GSLIB: **Geostatistical Software Library and User's Guide**. New York: Oxford University Press, Oxford, 340 p., 1992.

DOMINGOS, S. I. S. **Análise do índice de seca standardized precipitation index (SPI) em Portugal Continental e sua comparação com o Palmer drought severity index (PDSI)**. Tese (Licenciatura). Universidade de Lisboa, Portugal, 62p, 2006.

FELGUEIRAS, C. A.; DRUCK, S.; MONTEIRO, A. M. V. Análise espacial de superfícies: o enfoque da geoestatística por indicação. In: DRUCK, S.; CARVALHO, M.S.; CÂMARA, G.; MONTEIRO, A.V.M. (eds) **Análise Espacial de Dados Geográficos**. Brasília, EMBRAPA, 2004 (ISBN: 85-7383-260-6).

FELGUEIRAS, Carlos Alberto; CAMARGO, Eduardo Celso Gerbi; ORTIZ, Jussara de Oliveira. Geostatistical anisotropic modeling of carbon dioxide emissions in the Brazilian Negro basin, Mato Grosso do Sul. **Anais...** 5^o Simpósio de Geotecnologias no Pantanal, Campo Grande, MS, 22 a 26 de novembro 2014 Embrapa Informática Agropecuária/INPE, p. 896 896 -904, 2014.

GANDIN, L. S. Objective Analysis of Meteorological Fields. **Israel Program for Scientific Translations**, 242 pp., 1965.

GUEDES, L. P. et al. Anisotropia no estudo da variabilidade espacial de algumas o variáveis químicas do solo. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**. Viçosa, v. 32, n. 6, Nov./dez., 2008.

GUIMARÃES, E. C. **Variabilidade espacial da umidade e da densidade do solo em um Latossolo Roxo**. Campinas: 1993. 135 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Agrícola) - Faculdade de Engenharia Agrícola, Universidade Estadual de Campinas, Campinas, 1993.

ISAAKS, E. H.; SRIVASTAVA, R. M. **An introduction to applied geostatistics**. New York: Oxford university Press, 1989.

JONHSTON, K.; VER HOEF, J. M.; KRIVORUCHKO, K.; LUCAS, N. **Using Arcgis Geoestatistical Analyst**. Esri New York – USA, 300p., 2001.

KARAVITIS, Christos A. *et al.* Application of the Standardized Precipitation Index (SPI) in Greece. **Water**, 3, 787-805, 2011.

KEYANTASH, John; DRACUP, John A. The Quantification of Drought: An Evaluation of Drought Indices. **Bull. Amer. Meteor. Soc.**, 83, 1167–1180, 2002.

LANDIM, P. M. B. **Análise estatística de dados geológicos**. 2. ed. São Paulo: Unesp, 253 p., 2003..

LEWIS, S. L et al. The 2010 Amazon drought. **Science**, v. 331, n. 6017, p. 554-554, 2011.

MCKEE, T.B., DOESKEN, N.J. e KLEIST, J., **The relationship of drought frequency and duration to the time scales**. 8th Conference on Applied Climatology, pp.179-184, 1993.

MARENGO, J. A. et. al. The drought of Amazonia in 2005. **Journal of Climate**, v. 21, n. 3, p. 495-516, 2008.

MISHRA, A. K., SINGH, V. P. A review of drought concepts. **Journal of Hydrology**, v. 391, n. 1-2, p. 202-216, Set. 2010.

NDMC, National drought mitigation center. **What is drought? Undertanding and defining drought**. University of Nebraska-Lincoln, 2006.

PIRES, V. **Frequência e Intensidade de Fenómenos meteorológicos extremos associados a precipitação**. Dissertação (Mestrado em Ciências e Engenharia da Terra, Universidade de Lisboa, Portugal, pp.98, 2003

PORTELA, Maria Manuela *et al.* Superfícies de limiares de precipitação para identificação de secas em Portugal continental: uma aplicação complementar do índice de precipitação padronizada, SPI. **Revista Recursos Hídricos**. Volume 33, n. 02, ISSN 0870-1741, 2012.

REIS; D. S., Jr.; STEDINGER, J. R.; MARTINS, E. S. Bayesian GLS Regression with application to LP3 Regional Skew Estimation. **Water Resources Research**, v. 41, W10419, 2005.

SANTOS, Marcus Suassuna. **Caracterização espaço-temporal de secas utilizando ondaletas e o Standardized precipitation index: uma aplicação para a parcela mineira da bacia do Rio São Francisco**. 2011. Disponível em: <http://www.cprm.gov.br/publique/media/diss_marcos_santos.pdf>. Acesso em 10 de abr. de 2015.

SHEPARD, D. A two dimensional interpolation function for regularly spaced data. Proc. 23 d **National Conf. of the Association for Computing Machinery**, Princeton, NJ, ACM, 517–524, 1968.

SOARES, A. **Geoestatística para ciências da terra e do ambiente**. Lisboa: IST Press. 206 p., 2000.

SUN, X., MANTON, M.J.; EBERT, E.E. Regional rainfall estimation using double-kriging of rain gauge and satellite observations. **Bureau of Meteorology Research Centre**, n. 94, December, 2003.

TABACHNICK, B. G.; FIDELL, L. S. **Using multivariate statistics**. New York: HarperCollins, 1996.

TADESSE T. **Drought Indices: Overview and application**. National Drought Mitigation Center, University of Nebraska, Lincoln, USA, 2006.

TOMLIN, D. Geographic information systems and Cartographic Modeling. **Prentice Hall**, New York, 1990.

UVO, C. et. al. The relationships between tropical Pacific and Atlantic SST and northeast Brazil monthly precipitation. **Journal of Climate**, v. 11, p.551-562, 1998.

WMO, World Meteorological Organization. **International Cloud Atlas: Manual on the Observation of Clouds and Other Meteors**. Geneva, v. I, n. 407, 1975.