



**Universidade de Brasília
Instituto de Ciências Exatas
Departamento de Estatística**

**ESTIMAÇÃO DA TEMPERATURA DA
REGIÃO AMAZÔNICA VIA
INTERPOLADORES GEOESTATÍSTICOS**

Lana Torres Barreto 06/88606

Brasília

2011

Lana Torres Barreto

06/88606

**ESTIMAÇÃO DA TEMPERATURA DA
REGIÃO AMAZÔNICA VIA
INTERPOLADORES GEOESTATÍSTICOS**

Relatório apresentado à disciplina Estágio Supervisionado II do curso de graduação em Estatística, Departamento de Estatística, Instituto de Exatas, Universidade de Brasília, como parte dos requisitos necessários para o grau de Bacharel em Estatística.

Orientador: Prof. Dr. Alan Ricardo da Silva

Brasília

2011

Dedico este trabalho a meus pais pelo apoio, sacrifícios e todo amor dedicados à mim e por terem sido fundamentais para que eu pudesse me tornar a pessoa que sou. E ao amor da minha vida, sempre presente nos momentos cruciais dessa jornada.

Agradecimentos

Ao SAS *Institute* Brasil por possibilitar a utilização desse software por meio de parceria acadêmica com o Departamento de Estatística da UnB. Ao Instituto Nacional de Meteorologia - INMET pelo banco de dados sobre temperatura na Amazônia.

Agradeço primeiramente a Deus por me dar a oportunidade do estudo e forças me guiando e iluminando cada passo desse caminho. Aos meus pais, Wander e Rose, pela dedicação não só de pais mas também de amigos e verdadeiros professores sempre presentes nos momentos em que mais precisei e, principalmente pelo amor incondicional que me dedicam. Às minhas irmãs, Aline e Raquel, pela verdadeira amizade que me doam e por terem aguentado pacientemente meus momentos de stress durante a elaboração deste trabalho. À minha avó, Benedita pela torcida e orações, que mesmo de longe, me deram forças para seguir em frente. Ao meu namorado e futuro marido, Murilo, pelo amor, paciência e auxílio dedicados durante todos esses anos de estudo, sem sua presença tudo seria mais difícil. Ao meu orientador, professor Alan pelo ensinamento e dedicação dispensados no auxílio a concretização deste trabalho. E por fim, a todos os professores que tive durante a minha vida pelos conhecimentos transmitidos.

Lana Torres Barreto

Resumo

Estudos feitos pelo Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE) mostraram que a floresta amazônica vem absorvendo uma grande quantidade de dióxido de carbono proveniente de queimadas e transformações de áreas florestais em áreas de pastagens. A Amazônia é riquíssima em recursos naturais e hídricos e muito reconhecida pela sua enorme biodiversidade. Por isso, a floresta amazônica é foco de preocupação mundial principalmente no que diz respeito aos impactos nas mudanças climáticas.

Este trabalho busca estimar a temperatura média na região da Amazônia Legal durante as décadas de 1970 a 2010, utilizando a técnica geoestatística conhecida como krigagem e comparando com os resultados obtidos através do uso do modelo de tendência. Além disso, o trabalho propõe um algoritmo em SAS/IML que substitui as PROC's utilizadas no *Software SAS 9.2* objetivando assim a análise.

Os resultados obtidos mostraram que a temperatura na região aumentou em média 1°C durante o período investigado e que a região norte da Amazônia possui temperaturas mais altas que a região sul. Além disso verificou-se que o método da krigagem proporciona uma análise mais refinada que aquela obtida pelo modelo de tendência.

Sumário

RESUMO	iv
1 INTRODUÇÃO	1
1.1 OBJETIVOS	3
2 INTERPOLADORES GEOESTATÍSTICOS	4
2.1 INTRODUÇÃO	4
2.2 MODELO DE TENDÊNCIA	5
2.3 VARIOGRAMA	7
2.4 KRIGAGEM	12
2.4.1 Krigagem Simples	14
2.4.2 Krigagem Ordinária	16
2.4.3 Krigagem Universal	17
2.5 ANISOTROPIA	19
2.5.1 Modelagem Anisotrópica	22
3 MATERIAL E MÉTODOS	25
3.1 INTRODUÇÃO	25
3.2 ESTAÇÕES METEOROLÓGICAS	25

3.3	SISTEMAS DE COORDENADAS	28
3.3.1	Sistema Lat/Long	28
3.3.2	Sistema UTM	30
3.3.3	Sistema de Posicionamento Global (<i>Global Positioning System</i> - GPS)	31
3.4	ALGORITMO IML	32
3.4.1	Análise Variográfica e Macro Variogram	32
3.4.2	Interpolação e a Macro Krig	38
4	ANÁLISE DOS RESULTADOS	46
4.1	INTRODUÇÃO	46
4.2	ANÁLISE DESCRIPTIVA	46
4.3	ANÁLISE DE SUPERFÍCIE DE TENDÊNCIA	48
4.4	ANÁLISE UTILIZANDO O MÉTODO DA KRIGAGEM ORDINÁRIA	52
5	CONCLUSÕES	57
	Referências	60

Capítulo 1

INTRODUÇÃO

A Amazônia é alvo da ambição internacional e nacional por ser, segundo o Instituto Brasileiro do Meio Ambiente - IBAMA, um dos maiores biomas terrestres, devido a sua enorme biodiversidade, e por possuir a maior rede hidrográfica, a qual dispõe de um quinto da água doce do planeta. A denominada Amazônia Legal é composta por nove estados brasileiros; Acre, Amapá, Amazonas, Pará e Roraima, grande parte de Rondônia (98,8%), mais da metade de Mato Grosso (54%), além de parte de Maranhão (34%) e Tocantins (9%). Possui 60% de sua floresta no território brasileiro (IBGE).

A Floresta Amazônica é considerada um ecossistema auto-sustentável, isto é, um sistema que se mantém com seus próprios nutrientes em um ciclo permanente. Os ecossistemas amazônicos são sorvedouros de gás carbônico, ou seja, são responsáveis pela absorção do gás emitido na atmosfera, exercendo assim, um papel fundamental no equilíbrio climático, não só da região, mas também do planeta (IBAMA).

Segundo Fearnside (2005), no início da década de 1970 começou uma intensa ocupação da Amazônia com o objetivo de promover o desenvolvimento da região e integrá-la a outras áreas do país. Porém estas políticas de crescimento econômico

têm levado a um aumento progressivo do desmatamento na Amazônia até os dias atuais. Outro resultado dessa política de desenvolvimento são as intensas queimadas.

Por ser considerada uma estratégia barata de preparar a terra para o plantio de culturas e para a limpeza e renovação de pastagens, as queimadas estão largamente inseridas no processo produtivo da Amazônia e compõem um dos elementos que incentivam o desenvolvimento agrícola na região. Essa acelerada substituição de vastas áreas de floresta tropical por áreas de pastagens provoca alterações na produtividade do solo, mudanças no regime hidrológico, perda da biodiversidade, e aumento das emissões de gases do efeito estufa (Fearnside, 2005).

O efeito estufa é um fenômeno natural indispensável para manter a temperatura do planeta aquecida. Sem ele, a Terra seria muito fria, tornando impossível a sobrevivência de seres vivos no planeta. Os gases do efeito estufa são capazes de absorver a radiação solar refletida pela superfície do planeta, dessa forma o calor do sol fica retido na atmosfera, formando uma espécie de cobertura em torno do planeta, impedindo que ele escape de volta para o espaço. Este fenômeno se torna um problema quando a emissão de gases do efeito estufa é intensificada pelas atividades humanas, causando um aumento na temperatura do planeta conhecido como Aquecimento Global.

Assim, haja vista sua grande importância no cenário mundial, este trabalho busca analisar o aumento da temperatura na região da Amazônia Legal ao longo das últimas décadas por meio de técnicas de estatística espacial, além de verificar se esse aumento possui alguma direção (norte-sul, leste-oeste).

1.1 OBJETIVOS

O objetivo geral do trabalho é estimar a temperatura média mensal da região amazônica a partir de diferentes estações meteorológicas por meio de interpoladores geoestatísticos.

Os objetivos específicos são:

- comparar modelos de tendência com os modelos de krigagem;
- utilizando o *software* SAS 9.2, comparar o algoritmo desenvolvido em SAS/IML com a PROC KRIG2D.

Capítulo 2

INTERPOLADORES GEOESTATÍSTICOS

2.1 INTRODUÇÃO

Interpolação é um procedimento matemático de ajustamento de uma função a pontos não amostrados baseando-se em valores obtidos em pontos amostrados, ou seja, faz-se uma estimativa de um parâmetro para o qual não há informação espacial disponível.

Os interpoladores podem ser estocásticos ou determinísticos. Os interpoladores estocásticos incorporam o conceito de aleatoriedade, já os determinísticos não usam elementos da teoria de probabilidades. Nesse trabalho serão discutidos apenas os interpoladores determinísticos, que podem ser classificados como globais ou locais.

O método determinístico global possui as seguintes características: é utilizado uma única função para a área em estudo; todos os pontos da área são considerados; permite interpolar o valor da função em qualquer ponto dentro do domínio dos dados originais e; a adição ou remoção de um valor terá consequências no domínio de definição da função.

O método determinístico local, por sua vez, é definido para porções do mapa e qualquer alteração de um valor afetaria localmente os seus pontos mais próximos.

Neste capítulo serão explicados alguns métodos de interpolação, tais como: modelo de tendência e os três tipos de krigagem: simples, ordinária e universal.

2.2 MODELO DE TENDÊNCIA

A análise de superfície de tendência se tornou um método popular entre os cientistas ambientais e geólogos, quando se tornou possível o acesso a computadores (Webster and Oliverl, 2001). Esse método é classificado como um interpolador determinístico global e o seu objetivo é modelar a variação espacial em larga escala através de uma regressão múltipla. Considere o modelo:

$$Z(x, y) = f(x, y) + \varepsilon, \quad (2.1)$$

onde $Z(x, y)$ é a variável resposta no ponto (x, y) , f é uma função das coordenadas, e ε denota o erro. Assim, o modelo de tendência é considerado como uma função polinomial das coordenadas geográficas, podendo ser expressa em duas ou mais dimensões, por exemplo, para uma superfície plana temos

$$z(x, y, a) = b_0 + b_1x + b_2y + b_3a \quad (2.2)$$

e para uma superfície quadrática

$$z(x, y, a) = b_0 + b_1x + b_2y + b_3a + b_4x^2 + b_5y^2 + b_6a^2 + b_7xy + b_8xa + b_9ya \quad (2.3)$$

onde z é a variável resposta obtida no ponto (x, y, a) , x representa a longitude, y a latitude e a altitude. Na notação matricial, 2.2 se torna

$$\mathbf{Z} = \mathbf{X}\mathbf{b} \quad (2.4)$$

$$\mathbf{Z} = \begin{bmatrix} z_1 \\ z_2 \\ \vdots \\ \vdots \\ z_n \end{bmatrix}, \mathbf{X} = \begin{bmatrix} 1 & x_1 & y_1 & a_1 \\ 1 & x_2 & y_2 & a_2 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & x_n & y_n & a_n \end{bmatrix}, \mathbf{b} = \begin{bmatrix} b_0 \\ b_1 \\ b_2 \\ b_3 \end{bmatrix}.$$

onde $\mathbf{Z}_{(n \times 1)}$ é o vetor de observações da variável resposta, $\mathbf{X}_{(n \times 4)}$ é a matriz das coordenadas e $\mathbf{b}_{(4 \times 1)}$ é o vetor dos parâmetros. O vetor \mathbf{b} pode ser obtido pelo método de mínimos quadrados através da multiplicação

$$\mathbf{b} = (\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}'\mathbf{Z} \quad (2.5)$$

Inicialmente, os modelos de tendência pareciam atraentes, porém esse método mostrou-se desvantajoso em alguns casos. Na maioria das situações, a variação espacial é tão complexa que um polinômio de ordem muito elevada é necessário para descrevê-lo, e as equações resultantes da matriz são geralmente instáveis. Os resíduos da tendência são autocorrelacionados, e assim um dos pressupostos da regressão é violado. Dessa forma, quando os dados possuírem distribuição irregular ou a superfície real tiver alta variabilidade local não é aconselhável o uso da análise de superfície de tendência.

Apesar destes problemas, as superfícies de tendência são úteis para remover efeitos de primeira ordem, quando a média varia de forma consistente no espaço. Outro uso importante é a análise de resíduos de estimação. Esses resíduos são

bastante informativos, pois mostram a existência de sub-regiões que apresentam diferenças significativas na tendência geral.

2.3 VARIOGRAMA

A análise variográfica é uma etapa indispensável na análise de dados espaciais, pois é com ela que se torna possível realizar a modelagem da estrutura de covariância espacial dos dados em estudo. Assim, o variograma é uma ferramenta que permite a representação quantitativa da variação de um determinado atributo regionalizado no espaço. O cálculo do semivariograma é feito a partir de um esquema de amostragem em duas dimensões como mostra a Figura 2.1, onde $Z(\mathbf{x}_1)$ e $Z(\mathbf{x}_1 + \mathbf{h})$ são dois pontos amostrais separados por um vetor de distância \mathbf{h} .

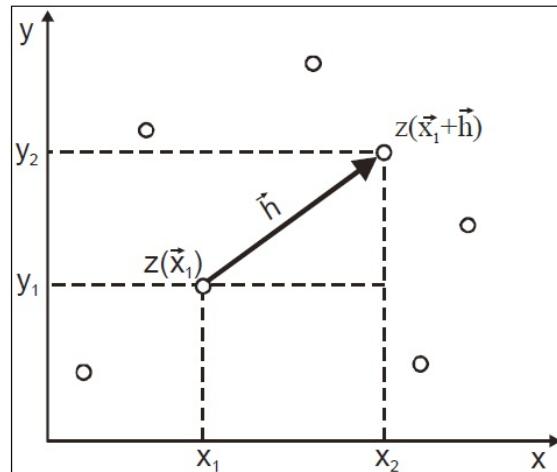


Figura 2.1: Esquema de Amostragem em Duas Dimensões

Fonte:Drucs et al. (2004)

O nível de dependência entre dois pontos u e $(u+h)$ observados é representado

pelo variograma $2\gamma(h)$, definido como:

$$2\gamma(h) = E[Z(\mathbf{u}) - Z(\mathbf{u} + \mathbf{h})]^2 = Var[Z(\mathbf{u}) - Z(\mathbf{u} + \mathbf{h})] \quad (2.6)$$

Assim, tem-se o semivariograma experimental definido por:

$$\hat{\gamma}(h) = \frac{1}{2N(h)} \sum_{N(h)} [Z(u_i) - Z(u_i + h)]^2 \quad (2.7)$$

onde $\gamma(h)$ é o semivariograma estimado e $N(h)$ é o número de pares de valores medidos, $Z(\mathbf{u})$ e $Z(\mathbf{u} + \mathbf{h})$, são pontos separados pelo vetor distância \mathbf{h} .

O gráfico do semivariograma é construído da seguinte maneira: primeiramente é determinada uma amplitude (*lag*) de distância para construir classes de distâncias onde os pares de pontos são distribuídos de acordo com a distância entre eles. O valor para o *lag* pode ser obtido construindo histogramas para avaliar se a frequência de pontos em cada classe está adequada.

O variograma possui os seguintes parâmetros:

Alcance (*a*): distância dentro da qual as amostras apresentam-se correlacionadas espacialmente.

Patamar (*C*): é o valor do semivariograma correspondente a seu alcance. Deste ponto em diante, considera-se que não existe mais dependência espacial entre as amostras, porque a variância da diferença entre pares de amostras ($Var[Z(\mathbf{u}) - Z(\mathbf{u} + \mathbf{h})]$) torna-se aproximadamente constante.

Efeito Pepita(C_o): idealmente, $\gamma(0) = 0$. Entretanto, na prática, à medida que h tende para zero, $\gamma(h)$ se aproxima de um valor positivo chamado Efeito Pepita, que revela a descontinuidade do semivariograma para distâncias menores do que a menor distância entre as amostras.

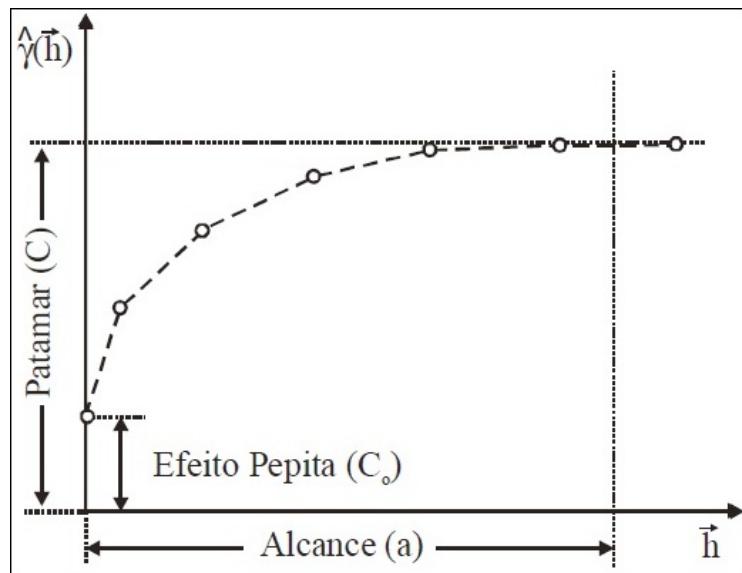


Figura 2.2: Parâmetros do variograma

Fonte: Drucs et al. (2004)

O fenômeno em estudo é isotrópico se a determinação do semivariograma depende apenas das distâncias entre as observações e não da direção entre elas. Quando este não ocorre tem-se o caso de anisotropia dos dados, ou seja, quando a direção entre as amostras deve ser levada em consideração no estudo. A anisotropia será analisada na seção 2.5.

Após a construção do semivariograma experimental, o passo seguinte na representação da variabilidade do fenômeno é o ajuste de um modelo teórico que melhor se adéqua a estrutura de variabilidade apresentada pelos dados. É de grande importância que o modelo teórico ajustado represente a tendência apresentada pelo semivariograma experimental para que as estimativas obtidas sejam mais exatas. Esse ajuste não é feito de modo direto como, por exemplo, em uma regressão. Nesse procedimento são feitos vários ajustes diferentes modificando os valores dos parâmetros

do semivariograma até se obter um ajuste considerado satisfatório (Drucs et al., 2004).

Os principais modelos teóricos utilizados são os modelos esférico e gaussiano. Há ainda um outro tipo de modelo que deve ser destacado, o modelo seno (*Whole-effect*) (Cressie, 1991) pois é bastante útil quando a estrutura de variância apresentada pelos dados possui alguma tendência senoidal, diferente daquela apresentada pelos outros modelos. A Figura 2.3 apresenta os principais modelos básicos normalizados:

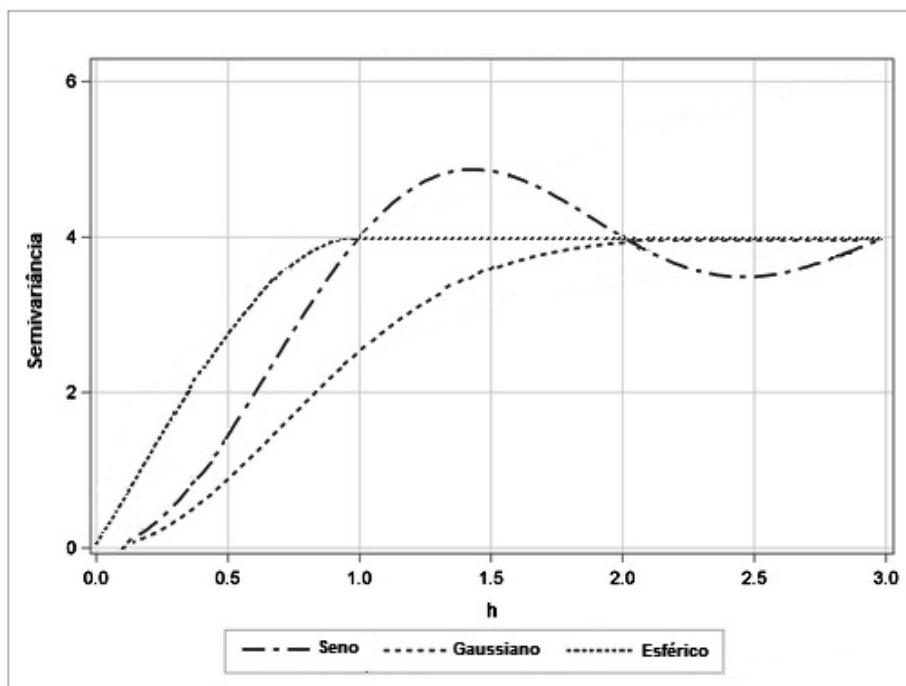


Figura 2.3: Representação gráfica dos modelos teóricos

Fonte: Help SAS(9.22)

Modelo Esférico:

$$Sph(|\mathbf{h}|) = \begin{cases} 0 & , |\mathbf{h}| = 0 \\ 1,5 \left(\frac{|\mathbf{h}|}{a} \right) - 0,5 \left(\frac{|\mathbf{h}|}{a} \right)^3 & , 0 < |\mathbf{h}| \leq a \\ 1 & , |\mathbf{h}| > a \end{cases} \quad (2.8)$$

Modelo Gaussiano:

$$Gau(|\mathbf{h}|) = \begin{cases} 0 & , |\mathbf{h}| = 0 \\ 1 - \exp \left(\frac{|\mathbf{h}|}{a} \right)^2 & , |\mathbf{h}| \neq 0 \end{cases} \quad (2.9)$$

Modelo Seno:

$$Sin(|\mathbf{h}|) = \begin{cases} 0 & , |\mathbf{h}| = 0 \\ 1 - \exp \left(\frac{\sin(\pi|\mathbf{h}|/a)}{\pi|\mathbf{h}|/a} \right)^2 & , |\mathbf{h}| > 0 \end{cases} \quad (2.10)$$

Na prática, os semivariogramas experimentais possuem valores de efeito pepita (C_o) maior que zero e valores de patamar (C) maior que um. Dessa forma os semivariogramas dos modelos teóricos são assim definidos:

Modelo Esférico de Semivariograma:

$$\gamma(h) = \begin{cases} 0 & , |\mathbf{h}| = 0 \\ C_0 + C_1[Sph(|\mathbf{h}|)] & , 0 < |\mathbf{h}| \leq a \\ C_0 + C_1 & , |\mathbf{h}| > a \end{cases} \quad (2.11)$$

Modelo Gaussiano de Semivariograma:

$$\gamma(h) = \begin{cases} 0 & , |\mathbf{h}| = 0 \\ C_0 + C_1[Gau(|\mathbf{h}|)] & , |\mathbf{h}| \neq 0 \end{cases} \quad (2.12)$$

Modelo Seno de Semivariograma:

$$\gamma(h) = \begin{cases} 0 & , |\mathbf{h}| = 0 \\ C_0 + C_1[\sin(|\mathbf{h}|)] & , |\mathbf{h}| < 0 \end{cases} \quad (2.13)$$

2.4 KRIGAGEM

O termo *krigagem* foi criado por Georges Matheron em homenagem a Daniel G. Krige, um engenheiro de minas, sul-africano, que foi pioneiro no uso de técnicas geoestatísticas. Matheron é considerado o precursor da geoestatística, pois desenvolveu a Teoria das Variáveis Regionalizadas na qual estão baseadas as técnicas geoestatísticas (Chiles and Delfiner, 1999).

A krigagem é um método de interpolação classificado como determinístico local e global. Seu objetivo é fazer previsões e estimar uma superfície baseada em uma estrutura de dependência espacial. Assim, na krigagem as estimativas podem ser entendidas como combinações lineares ponderadas dos dados. Os pesos são atribuídos aos dados da amostra dentro da vizinhança do ponto a ser estimado a partir de uma matriz de covariância espacial. Essa matriz também determina o erro associado ao valor estimado. Dessa forma, os estimadores obtidos através da krigagem são considerados de variância mínima e não-viesados (Drucs et al., 2004).

A Tabela 2.1 mostra os três principais tipos de krigagem que serão abordados neste trabalho, bem como os seus respectivos modelos. Como a média na krigagem simples é constante e conhecida ela é do tipo estacionária. Daí dar-se o nome de *estacionário* ao modelo utilizado neste caso. Na krigagem ordinária, a média

é constante, porém desconhecida. Desse modo, ela possui uma estacionariedade intrínseca e nessa situação faz-se necessário o uso do variograma que representa a variação esperada para o atributo em estudo a partir de dois pontos separados por uma determinada distância. Por isso, o modelo utilizado neste caso é chamado de intrínseco. O modelo KU apresentado na tabela é um modelo proposto por Matheron a ser utilizado na krigagem universal.

Tabela 2.1: Tipos de Krigagem

Tipo de Krigagem	Média	Pré-requisito mínimo	Modelo
Krigagem Simples (KS)	constante e conhecida	Covariância	Estacionário
Krigagem Ordinária (KO)	constante e desconhecida	Variograma	Intrínseco
Krigagem Universal (KU)	variável e desconhecida	Variograma	Modelo KU

Fonte: Chiles and Delfiner (1999).

Considerando uma superfície na qual se deseja estudar determinada característica Z , em n pontos amostrados com coordenadas representadas pelo vetor \mathbf{u} , tem-se o conjunto de valores:

$$S = \{Z(\mathbf{u}_i) : i = 1, \dots, n\}$$

onde \mathbf{u}_i denota uma posição representada pelas coordenadas (x_i, y_i) . O objetivo, então, é estimar o valor da característica Z em um ponto \mathbf{u}_0 , $Z(\mathbf{u}_0)$. A forma geral para o estimador de $Z(\mathbf{u}_0)$ é dada por:

$$Z^*(\mathbf{u}_0) = \lambda_0 + \sum_{i=1}^n \lambda_i Z(\mathbf{u}_i) \quad (2.14)$$

onde $Z^*(\mathbf{u}_0)$ é o valor estimado para a variável em estudo, λ_0 é uma constante que depende de \mathbf{u}_0 e λ_i é o peso a ser atribuído a $Z(\mathbf{u}_i)$. O caso mais simples da

Krigagem é quando a média é conhecida e constante, como será visto a seguir.

2.4.1 Krigagem Simples

Na krigagem simples, consideramos que a média $m(u)$ dos valores observados é constante e conhecida. Supondo o caso de estimar o valor da característica Z no ponto \mathbf{u}_0 , tem-se o estimador dado por (2.14). Para se obter um estimador não-viesado, a constante λ_0 e os pesos λ_i devem ser tais que o erro quadrático médio (EQM), dado por (2.15), seja mínimo.

$$E(Z^*(\mathbf{u}_0) - Z(\mathbf{u}_0))^2 = Var(Z^*(\mathbf{u}_0) - Z(\mathbf{u}_0)) + [E(Z^*(\mathbf{u}_0) - Z(\mathbf{u}_0))]^2 \quad (2.15)$$

Na expressão acima somente o viés $E(Z^*(\mathbf{u}_0) - Z(\mathbf{u}_0))$ envolve λ_0 . Portanto, se desejamos um estimador não viciado devemos anular o viés:

$$E(Z^*(\mathbf{u}_0) - Z(\mathbf{u}_0)) = 0 \quad (2.16)$$

Assim, tem-se que:

$$\begin{aligned} E(Z^*(\mathbf{u}_0)) &= Z(\mathbf{u}_0) \\ E\left(\lambda_0 + \sum_{i=1}^n \lambda_i Z(\mathbf{u}_i)\right) &= E(Z_0) \\ \lambda_0 + \sum_{i=1}^n \lambda_i m(u_i) &= m(u_0) \\ \lambda_0 &= m(u_0) - \sum_{i=1}^n \lambda_i m(u_i) \end{aligned} \quad (2.17)$$

Portanto, de (2.17), o estimador $Z^*(\mathbf{u}_0)$ se torna:

$$Z^*(\mathbf{u}_0) = m(u_0) + \sum_{i=1}^n \lambda_i [Z(\mathbf{u}_i) - m(u_i)] \quad (2.18)$$

Com EQM minimizado, tem-se:

$$E(Z^*(\mathbf{u}_0) - Z(\mathbf{u}_0))^2 = Var(Z^*(\mathbf{u}_0) - Z(\mathbf{u}_0)),$$

que pode ser expresso em termos da covariância $\sigma(x, y)$ de $Z(u)$.

$$E(Z^*(\mathbf{u}_0) - Z(\mathbf{u}_0))^2 = \sum_i \sum_j \lambda_i \lambda_j \sigma_{ij} - 2 \sum_i \lambda_i \sigma_{i0} + \sigma_{00}. \quad (2.19)$$

Assim, para obtermos a variância mínima basta minimizar a expressão acima.

Para isso, deriva-se parcialmente a expressão e iguala a zero.

$$\frac{\partial}{\partial \lambda_i} E(Z_0^* - Z_0)^2 = 2 \sum_j \lambda_j \sigma_{ij} - 2 \sigma_{i0} = 0$$

Com isso, os pesos λ_i são soluções do sistema de equações, denominado sistema de krigagem simples:

$$\sum_j \lambda_j \sigma_{ij} = \sigma_{i0}, i = 1, 2, \dots, n \quad (2.20)$$

A variância da krigagem simples é então obtida substituindo 2.20 em 2.19:

$$E(Z_0^* - Z_0)^2 = \sigma_{00} - \sum_i \lambda_i \sigma_{i0}$$

e, como dito anteriormente, $Var(Z_0^* - Z_0) = E(Z_0^* - Z_0)^2$, a variância da krigagem simples é dada por:

$$\sigma_{ks}^2 = \sigma_{00} - \sum_i \lambda_i \sigma_{i0} \quad (2.21)$$

Entretanto, na prática, dificilmente a média é conhecida. Na maioria das vezes ela precisa ser estimada dos dados. Esse caso conhecido como Krigagem Ordinária será tratado a seguir.

2.4.2 Krigagem Ordinária

A krigagem ordinária é considerada uma extensão natural da krigagem simples (Bailey and Gatrell, 1995). Esse método assume a média estacionária, porém não conhecida. Deseja-se um estimador não-viesado para $Z^*(\mathbf{u}_0)$, partindo de (2.17) e assumindo que a média é constante.

$$m(u_0) = m(u_i)$$

Assim, para satisfazer a igualdade é necessário que $\lambda_0 = 0$ e $\sum_{i=1}^n \lambda_i = 1$. Dessa forma, tem-se o estimador de krigagem ordinária não tendencioso para $Z^*(\mathbf{u}_0)$:

$$Z^*(\mathbf{u}_0) = \sum_{i=1}^n \lambda_i Z(\mathbf{u}_i) \quad (2.22)$$

onde $\sum_{i=1}^n \lambda_i = 1$.

Para minimizar a variância do erro ($Var(Z_0^* - Z_0)$) sob a condição $\sum_{i=1}^n \lambda_i = 1$, fazemos o uso do variograma, definido em 2.6. Assim, tem-se que minimizar:

$$\begin{aligned} & E(Z_0^* - Z_0)^2 - 2\alpha \left(\sum_{i=1}^n \lambda_i - 1 \right) \\ & E \left(\sum_{i=1}^n \lambda_i Z(u_i) - Z(u_0) \right)^2 - 2\alpha \left(\sum_{i=1}^n \lambda_i - 1 \right) \end{aligned} \quad (2.23)$$

onde α é o multiplicador de Lagrange que garante $\sum_{i=1}^n \lambda_i = 1$. A condição $\sum_{i=1}^n \lambda_i = 1$ implica que

$$\left(\sum_{i=1}^n \lambda_i Z(u_i) - Z(u_0) \right)^2 = - \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \lambda_i \lambda_j [Z(u_i) - Z(u_j)]^2 + 2 \sum_{i=1}^n \lambda_i [Z(u_0) - Z(u_i)]^2. \quad (2.24)$$

Dessa forma, a equação (2.23) se torna:

$$- \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \lambda_i \lambda_j \gamma(u_i - u_j) + 2 \sum_{i=1}^n \lambda_i \gamma(u_0 - u_i) - 2\alpha \left(\sum_{i=1}^n \lambda_i - 1 \right), \quad (2.25)$$

derivando em relação a $\lambda_1, \dots, \lambda_n$ e igualando a zero, obtém-se a seguinte equação:

$$-\sum_{j=1}^n \lambda_j \gamma(u_i - u_j) + \gamma(u_0 - u_i) - \alpha = 0. \quad (2.26)$$

Assim, os pesos λ_i são obtidos através do sistema de equações, conhecido como sistema de krigagem ordinária:

$$\begin{cases} -\sum_{j=1}^n \lambda_j \gamma(u_i - u_j) + \gamma(u_0 - u_i) - \alpha = 0 \\ \sum_{i=1}^n \lambda_i = 1 \end{cases} \quad (2.27)$$

onde $i = 1, \dots, n$, $\gamma(u_i - u_j)$ e $\gamma(u_0 - u_i)$ são, respectivamente, a semivariância entre os pontos u_i e u_j e entre os pontos u_i e u_0 . E α é o multiplicador de Lagrange. A variância da krigagem ordinária é dada por:

$$\sigma_{ko}^2 = \lambda(0) - \sum_{i=1}^n \lambda_i \gamma(u_0 - u_i) - \alpha. \quad (2.28)$$

Contudo, há ainda o caso em que a média é desconhecida e não estacionária, nesse caso utiliza-se a Krigagem Universal, que será discutida a seguir.

2.4.3 Krigagem Universal

A krigagem universal é considerada uma extensão da krigagem ordinária quando a média da variável em estudo não é constante, e sim assume uma certa tendência. Assim como na krigagem ordinária, a krigagem universal produz estimativas através de uma combinação linear ponderada dos dados. A tendência é calculada simultaneamente e é implicitamente estimada (Bailey and Gatrell, 1995). O modelo básico da krigagem universal é dado por:

$$Z(u) = m(u) + \varepsilon(u) \quad (2.29)$$

onde $Z(u)$ é o valor da variável em estudo, $m(u)$ é a tendência e $\varepsilon(u)$ é o resíduo com média zero e variograma $\gamma(h)$. Segundo Chiles and Delfiner (1999), do ponto de vista matemático a tendência é bem definida como $E[Z(u)] = m(u)$. Porém a tendência $m(u)$ não é observável exceto no caso em que há repetições, permitindo assim calcular o valor esperado a partir de várias observações de um fenômeno.

Quando o fenômeno é único, e não é permitido fazer repetições, essa tendência é modelada a partir de uma função matemática que representa pequenas variações locais sobre uma clara tendência geral. A tendência é então estimada restaurando a estacionariedade nos dados. Calcula-se assim o variograma dos resíduos, que difere pouco do variograma verdadeiro. Para se ter um estimador de $\gamma(h)$ não-viesado temos que separar $m(u)$ de $\varepsilon(u)$. A tendência $m(u)$ pode ser expressa por:

$$m(u) = \sum_{k=0}^K b_k f_k(u) \quad (2.30)$$

onde b_k são coeficientes desconhecidos e $f_k(u)$ são funções conhecidas de u . Substituindo (2.30) em (2.29) tem-se representado um processo com tendência:

$$Z(u) = \sum_{k=0}^K b_k f_k(u) + \varepsilon(u). \quad (2.31)$$

Fazendo a expansão de (2.31), considerando $f_o(u) = 1$ e \mathbf{u} o vetor de coordenadas geográficas (x, y) , tem-se o modelo:

$$Z(\mathbf{u}) = b_0 + b_1 x + b_2 y + \varepsilon(\mathbf{u}) \quad (2.32)$$

O estimador não-viesado da krigagem universal proposto por Matheron é dado por:

$$Z^*(\mathbf{u}_0) = \sum_{i=1}^n \lambda_i f_k(\mathbf{u}_i) \quad (2.33)$$

Para que este estimador seja não-viesado,

$$E[Z^*(\mathbf{u}_0) - Z(\mathbf{u}_0)] = 0$$

$$\sum_{i=1}^n \lambda_i m(\mathbf{u}_i) - m(\mathbf{u}_0) = 0$$

portanto para satisfazer a equação acima, utilizando (2.30):

$$\sum_{i=1}^n \lambda_i f_k(\mathbf{u}_i) = f_k(\mathbf{u}_0)$$

Os pesos λ_i são obtidos através do sistema de krigagem universal dado por:

$$\begin{cases} -\sum_{j=1}^n \lambda_j \gamma(\mathbf{u}_i - \mathbf{u}_j) + \gamma(\mathbf{u}_0 - \mathbf{u}_i) - \alpha_0 - \sum_{k=0}^K \alpha_k f_k(\mathbf{u}_j) = 0 \\ \sum_{i=1}^n \lambda_i = 1 \\ \sum_{i=1}^n \lambda_i f_k(\mathbf{u}_i) = f_k(\mathbf{u}_0) \end{cases} \quad (2.34)$$

onde $\gamma(u_i - u_j)$ e $\gamma(u_0 - u_i)$ são respectivamente a semivariância dos resíduos entre os pontos u_i e u_j , e a semivariância entre os pontos u_i e u_0 . E α_k são os multiplicadores de Lagrange. A variância da krigagem universal é dada por:

$$\sigma_{KU}^2 = \sum_{i=1}^n \lambda_i \gamma(\mathbf{u}_i - \mathbf{u}_0) + \sum_{k=0}^K \alpha_k f_k(\mathbf{u}_0) \quad (2.35)$$

2.5 ANISOTROPIA

A anisotropia ocorre quando há diferenças no atributo em estudo quando este é medido ao longo de diferentes direções. Em outras palavras, um fenômeno é considerado anisotrópico quando a sua estrutura espacial varia conforme a direção (Drucks et al., 2004).

Existem dois tipos de anisotropia: a anisotropia geométrica e a anisotropia zonal.

A anisotropia geométrica ocorre quando os diferentes modelos de semivariogramas observados apresentam o mesmo patamar e diferentes alcances. A anisotropia zonal é justamente o contrário, os semivariogramas apresentam os mesmos alcances e diferentes patamares. Existe ainda um terceiro tipo de anisotropia conhecido como anisotropia combinada (Figura 2.4) que é dado por uma combinação entre a anisotropia geométrica e a anisotropia zonal. Esse é o tipo mais comum de anisotropia onde a estrutura dos dados apresenta diferentes alcances e diferentes patamares. A anisotropia zonal, juntamente com a isotropia, representam os casos mais raros.

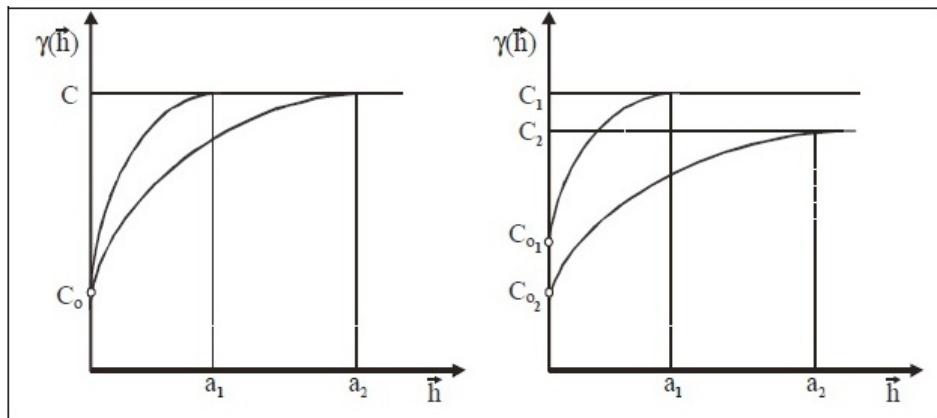


Figura 2.4: Anisotropia Geométrica (esquerda) e Anisotropia Combinada (direita)

Fonte: Drucs et al. (2004)

Se a anisotropia existir, ela deve ser detectada e modelada para que não comprometa a análise da variabilidade espacial da característica em estudo. Para detectar a anisotropia em um conjunto de dados, constroem-se semivariogramas em diferentes direções. Se os semivariogramas mostrarem certa similaridade entre si, tem-se um caso de isotropia, quando um único modelo é suficiente para descrever a variabilidade.

dade espacial do atributo em estudo. Caso contrário, tem-se um caso de anisotropia da distribuição espacial dos dados.

O objetivo principal da modelagem da anisotropia é convergir as diferentes estruturas de continuidade espacial existentes nas diferentes direções para um único modelo, em outras palavras, elas se tornam equivalentes a uma estrutura isotrópica.

A continuidade espacial varia da direção de maior alcance até a direção de menor alcance, que é perpendicular a primeira. Então, ao construir diferentes semivariogramas para diferentes posições, acha-se os ângulos de maior e menor alcance. Para construir tais semivariogramas é necessário identificar alguns parâmetros tais como: limites de tolerância para a direção, limites de tolerância para a distância e ainda uma largura máxima da banda, conforme mostra a figura 2.5.

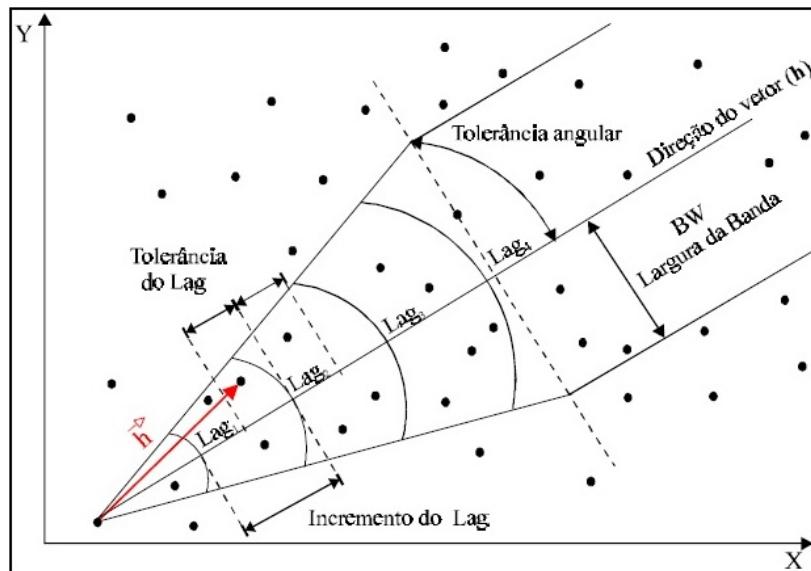


Figura 2.5: Parâmetros necessários para o cálculo do semivariograma

Fonte: Drucs et al. (2004)

Deve-se fazer algumas considerações sobre a escolha de tais parâmetros. Primei-

ramente, ao se escolher um ângulo de tolerância deve-se ter o cuidado de não escolher um valor muito pequeno ou um valor muito grande. Na primeira situação alguns pares de pontos podem ser excluídos do cálculo da semivariância, já na segunda, alguns pares de pontos podem ser inseridos no cálculo mais de uma vez.

Ao escolher uma tolerância para distância deve-se ter o mesmo cuidado que com o ângulo de tolerância para valores pequenos, pois alguns pares de pontos podem ficar excluídos das classes de distâncias formadas. O valor da tolerância para a distância deve ser menor ou igual a metade do incremento do *lag*.

Em algumas ocasiões, deseja-se limitar a área formada pelo vetor referente ao ângulo escolhido como direção e o aumento da distância. Nesse caso usa-se a largura máxima da banda. Esse valor pode ser entendido como o desvio máximo aceitável do vetor de direção (Deutsch and Journel, 1998).

Após identificar os ângulos de maior e menor alcance, calculam-se os semivariogramas experimentais relativos às duas direções. Tendo os dois modelos, o próximo passo é combiná-los em um único modelo que represente a variação espacial para todas as direções.

2.5.1 Modelagem Anisotrópica

Quando tem-se a anisotropia geométrica, após identificar os eixos de maior e menor continuidade e para iniciar a modelagem da anisotropia, o primeiro passo é decompor o módulo do vetor distância **h**:

$$|\mathbf{h}| = \sqrt{(h_x)^2 + (h_y)^2} \quad (2.36)$$

onde, h_x é a componente ao longo do eixo de menor variabilidade x e h_y é a componente ao longo do eixo de maior variabilidade y.

Normalizando 2.36 em relação ao alcance (a), tem-se:

$$\left| \frac{\mathbf{h}}{\mathbf{a}} \right| = \sqrt{\left(\frac{h_x}{a_x} \right)^2 + \left(\frac{h_y}{a_y} \right)^2}. \quad (2.37)$$

Após o cálculo acima, substitui-se o valor de \mathbf{h} no modelo teórico escolhido anteriormente para cada direção. Tem-se assim o novo semivariograma experimental com a anisotropia corrigida, que pode ser definido por:

$$\gamma'(h) = \gamma(h_x, h_y) \quad (2.38)$$

No caso da anisotropia zonal, Isaaks and Srivastava (1989) propõem a seguinte forma de modelagem, que considera como patamar o maior valor de patamar apresentado entre os semivariogramas construídos :

$$\gamma'(h) = \omega \gamma(h') \quad (2.39)$$

onde ω é o patamar e $h' = \frac{h}{a}$ em que a é o alcance apresentado.

Já na anisotropia combinada Isaaks and Srivastava (1989) propõem o seguinte modelo que consiste em corrigir a anisotropia geométrica e depois a anisotropia zonal:

$$\gamma'(h) = \omega_1 \gamma_1(h') + \omega_2 \gamma_2(h') \quad (2.40)$$

onde ω_1 representa o patamar do semivariograma com maior alcance e ω_2 o patamar do semivariograma de menor alcance e

$$h' = \sqrt{\left(\frac{h_x}{a_x} \right)^2 + \left(\frac{h_y}{a_y} \right)^2}$$

sendo h_x e h_y são as componentes ao longo do eixo de menor e maior variabilidade, respectivamente, e a_x e a_y são os alcances na direção x e y , respectivamente.

Assim, conclui-se de 2.27 que ao encontrar o semivariograma ideal, determina-se os pesos ideais para se ter uma correta estimação do atributo em questão.

Capítulo 3

MATERIAL E MÉTODOS

3.1 INTRODUÇÃO

Neste capítulo são apresentados os materiais e métodos a serem usados no trabalho. O material utilizado será um banco de dados com a temperatura média em diferentes áreas da região amazônica no período de 1970 a 2010, sendo esses dados obtidos através de 66 estações meteorológicas instaladas na região. Para isso, utiliza-se o sistema de coordenadas lat/long e o Sistema de Posicionamento Global. Depois de obtidos os dados, será utilizado um algoritmo construído em SAS/IML e o procedimento PROC KRIG2D do *software* SAS 9.2 para realizar a estimação da temperatura nas regiões não amostradas pelas estações através dos métodos de interpolação explicados anteriormente.

3.2 ESTAÇÕES METEOROLÓGICAS

Para se fazer estudos meteorológicos são necessários certos instrumentos específicos tais como termômetros, barômetros, pluviômetros, entre outros. Uma estação meteorológica é constituída pela reunião desses instrumentos em um mesmo

local, e um conjunto de estações em uma determinada região é definido como rede de estações (INMET, 2010a).

Segundo o INMET (2010a), os instrumentos utilizados para medir a temperatura do ar, que podem ser encontrados em uma estação meteorológica, são: o termógrafo, que registra a temperatura do ar em graus Celsius (°C), o termohigrógrafo que registra simultaneamente a temperatura (°C) e a umidade relativa do ar (%) e os termômetros de máxima e mínima que indicam as temperaturas máxima e mínima do ar (°C), ocorridas no dia.

Existem três tipos de estações meteorológicas: a estação de Observação de Altitude ou de Radiossonda, a Estação Meteorológica de Observação de Superfície Automática e a Estação Meteorológica de Observação de Superfície Convencional. A radiossonda é um conjunto de instrumentos e sensores para medir a temperatura do ar, umidade relativa e pressão atmosférica, enquanto é elevada na atmosfera até alturas típicas da ordem de 30 km, por um balão inflado com gás hélio. O deslocamento da sonda é registrado por uma antena GPS que permite a medida da direção e velocidade do vento. Os dados observados, minuto a minuto, são enviados via rádio para a estação receptora no solo que os processa, gera uma mensagem codificada e a envia para o Centro Coletor onde ocorrerá a distribuição global.

A estação meteorológica de superfície automática é composta de uma unidade de memória central (*data logger*), ligada a vários sensores dos parâmetros meteorológicos (pressão atmosférica, temperatura e umidade relativa do ar, precipitação, radiação solar, direção e velocidade do vento, etc), que integra os valores observados

minuto a minuto e envia os dados coletados automaticamente a cada hora.

Por fim, a estação meteorológica convencional é composta de vários sensores isolados que registram continuamente os parâmetros meteorológicos (pressão atmosférica, temperatura e umidade relativa do ar, precipitação, radiação solar, direção e velocidade do vento, etc), que são lidos e anotados por um observador, a cada intervalo, que os envia a um centro coletor por um meio de comunicação qualquer (INMET, 2010b). A distribuição espacial das estações meteorológicas convencionais estão na Figura 3.1, onde a região destacada em verde representa a região da Amazônia Legal.



Figura 3.1: Redes de estações convencionais no território brasileiro

Fonte:INMET

3.3 SISTEMAS DE COORDENADAS

Os sistemas de coordenadas são usados para que se possa definir a posição de pontos na superfície da Terra. Esses pontos são representados por valores lineares e/ou angulares. Os principais tipos de sistemas de coordenadas são x, y, k, Sistema Lat/Long e Sistema Universo Transverso de Mercator - UTM, sendo esses dois últimos os mais utilizados.

3.3.1 Sistema Lat/Long

O sistema de coordenadas Lat/Long é considerado um sistema de coordenadas esféricas que se baseia nos conceitos de Latitude e Longitude.

A latitude descreve as posições de pontos situados a norte ou a sul do equador. O equador é uma linha perpendicular ao eixo terrestre que divide o planeta em dois hemisférios: norte e sul. A latitude varia entre 0° (Equador) e 90° (pólos) (Figura 3.2). As linhas constituídas por pontos que possuem a mesma latitude são chamadas de paralelos.

A longitude descreve as posições de pontos situados a leste e a oeste do meridiano de Greenwich, situado na Inglaterra. Os meridianos são semicírculos que possuem extremidades nos pólos e são perpendiculares aos paralelos, sendo o meridiano de Greenwich definido como o meridiano central. A longitude varia entre 0° (meridiano de Greenwich) e 180° a leste ou a oeste (Figura 3.2).

A latitude e a longitude podem ser usadas em um sistema de coordenadas (Figura 3.3) onde a origem se situa no ponto de 0° de latitude e 0° de longitude,

podendo ser definidos assim, quatro quadrantes: NE (latitude e longitude positivas), NW(latitude positiva e longitude negativa), SE(latitude negativa e longitude positiva) e SW(latitude e longitude negativas). O conjunto de meridianos e paralelos formam uma grade de linhas imaginárias ao redor do planeta, constituindo as coordenadas geográficas (Silva, 2003). Cada grau de latitude e longitude pode ser dividido em 60 minutos e cada minuto em 60 segundos, com isso é possível ter uma localização precisa de um ponto qualquer da superfície terrestre.

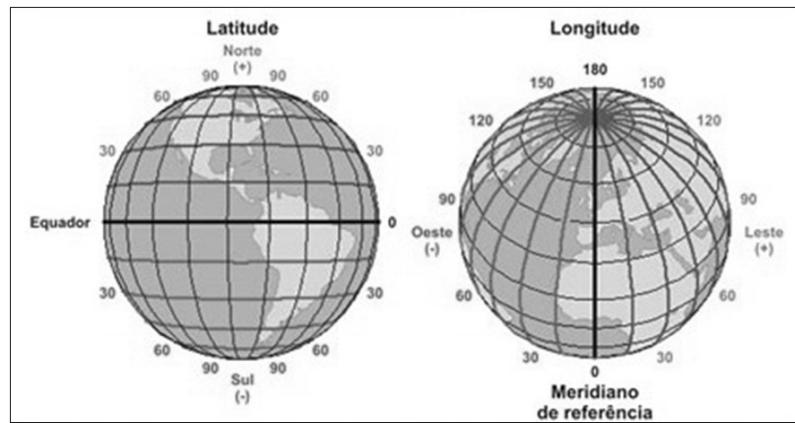


Figura 3.2: Linha do Equador e Meridiano de Greenwich

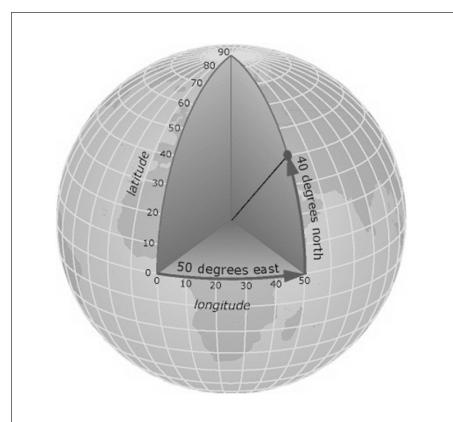


Figura 3.3: Ponto na superfície terrestre representado pela latitude e longitude.

3.3.2 Sistema UTM

O sistema UTM foi criado pelo belga Gerard Kremer em 1959 (Silva, 2003).

Esse sistema é baseado em uma projeção cartográfica do tipo cilíndrica transversa.

Uma projeção cartográfica se constitui em uma representação de uma superfície esférica (Terra) em um plano (mapa). A projeção cartográfica cilíndrica transversal é caracterizada pela posição perpendicular do eixo de simetria do cilindro em relação ao eixo de rotação da terra (Figura 3.4). O sistema UTM tem como limites as

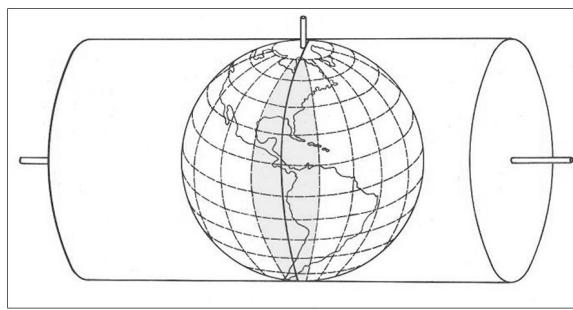


Figura 3.4: Projeção cilíndrica transversa.

latitudes 80°N e 80°S . Acima desses valores a superfície não é coberta, dessa forma, as regiões polares apresentam deformações bastante acentuadas. Existem 60 zonas longitudinais cada uma com uma amplitude de 6° de longitude, começando em 180°W . Existem 20 zonas de latitude que vão de 80°S até 80°N e são denotadas pelas letras de C a X, com exceção da letra O (Figura 3.5).

Dentro de cada zona de longitude tem-se as coordenadas UTM nos sentidos leste e norte. Para evitar valores negativos nas coordenadas, são acrescidos 10.000.000 metros na interseção do meridiano de Greenwich com o equador às abscissas do hemisfério sul e 500.000 metros às ordenadas. As coordenadas são, então, denotadas pelas letras N e E.

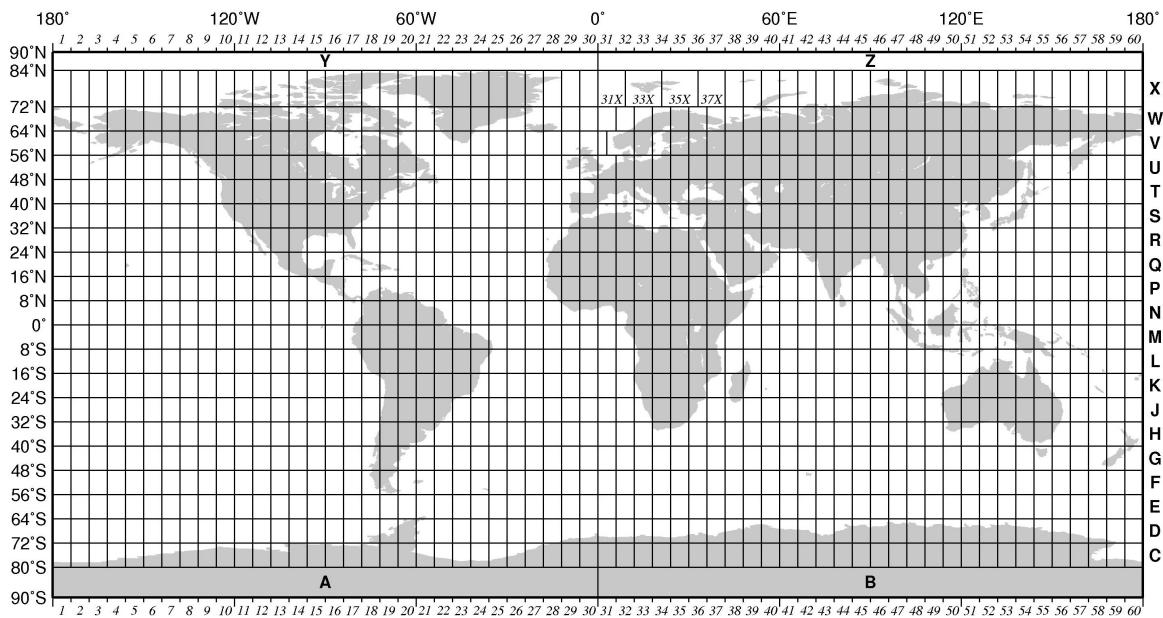


Figura 3.5: Zonas UTM.

3.3.3 Sistema de Posicionamento Global (*Global Positioning System - GPS*)

Considerando os sistemas de coordenadas estudados, deve-se entender dessa forma como elas são obtidas. Em 1973, iniciou-se o desenvolvimento do *Global Positioning System* (GPS), projetado pelo Departamento de Defesa dos Estados Unidos para fornecer a posição instantânea e também a velocidade de um ponto qualquer na superfície terrestre (Silva, 2003).

O GPS é composto por satélites que orbitam ao redor da Terra através de 6 órbitas diferentes (Figura 3.6). Os seus sinais são tão intensos que penetram em nevoeiros, chuvas, nevadas, etc. Para captar a posição de um determinado ponto da superfície, seja em latitude-longitude ou em coordenadas UTM, o receptor GPS precisa receber o sinal de 3 satélites. Porém para se ter a altitude é necessário no mínimo 4 satélites.

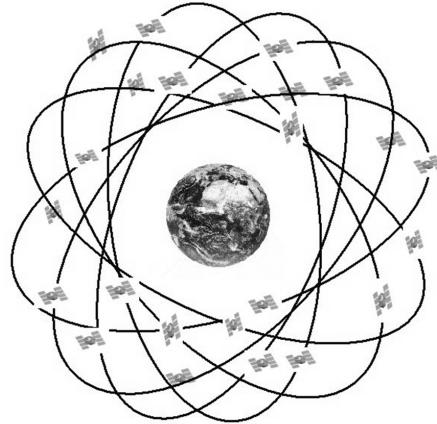


Figura 3.6: Satélites GPS

3.4 ALGORITMO IML

O algoritmo a seguir foi construído utilizando-se o procedimento IML (*Interactive Matrix Language*), do *software* SAS 9.2, pois os códigos implementados no IML são facilmente transformados para outras linguagens de programação. O algoritmo é dividido em duas macros: uma para construir a estrutura variográfica dos dados e outra para realizar a estimação para toda a superfície aplicando a krigagem. A primeira é equivalente a usar a PROC VARIOGRAM e a segunda é equivalente à PROC KRIGE2D.

3.4.1 Análise Variográfica e Macro Variogram

Os parâmetros necessários para execução da macro são:

```
%macro variogram(tab=,var=,long=,lat=,lag=,lagd=,angles=,tol=,tabout=);
```

Onde: **tab** é o banco de dados que contém as observações do atributo em estudo coletadas na amostra, bem como suas coordenadas geográficas; **var** é a nome da

variável em estudo contida no banco de dados; **long** é a variável correspondente à coordenada de longitude; **lat** é a variável correspondente à coordenada de latitude; **lag** especifica o número máximo de classes de distâncias na construção do variograma; **lagd** especifica o tamanho de cada classe de distâncias, por exemplo, se **lagd**=2 os valores correspondentes em cada classe serão múltiplos de 2, caso esse parâmetro não seja preenchido o algoritmo usará como *default* o resultado da razão da maior distância entre dois pontos dividido pelo número de classes especificado no parâmetro **lag**; **angles** especifica quais, e em quais direções, se deseja testar se existe anisotropia nos dados, os ângulos devem ser inseridos separados por espaços, caso não seja especificado nem um ângulo o algoritmo utiliza o ângulo de 90° como *default*; **tol** especifica os ângulos de tolerância que se deseja na análise anisotrópica, esse parâmetro deve ser especificado obrigatoriamente se tiverem sido especificados também os ângulos no parâmetros **angles**, caso contrário ele não deve ser especificado e o algoritmo usará o valor 90° como *default*; **tabout** corresponde ao nome que se quer dar a tabela de saída com as medidas obtidas.

```

d=j(1,4,0);
do i=1 to n;
  do j=i+1 to n;
    d[1]=i;
    d[2]=j;
    d[3]=sqrt((COORD[i,1]-COORD[j,1])**2+(COORD[i,2]-COORD[j,2])**2);
    if (COORD[i,1]-COORD[j,1])=0 then d[4]=90;
    else if (COORD[i,2]-COORD[j,2])=0 then d[4]=0;
    else d[4]=atan((COORD[i,2]-COORD[j,2])/(COORD[i,1]-
COORD[j,1]))/acos(-1)*180;
    if d[4]<0 then d[4]=180-(-d[4]);
    if d[4]<90 then d[4]=90-d[4];
    else d[4]=275-d[4];
    if i=1 & j=i+1 then dist=d;else dist=dist//d;
  end;
end;

```

Acima, é criada a matriz **dist** que contém as distâncias calculadas entre os pontos dois a dois e os ângulos existentes entre eles.

```
max=max(dist[,3]);

%if &angles= %then %do;
  tol=90;
  angle=90;
%end;
%else %do;
  tol={&tol};
  angle={&angles};
%end;
```

Acima, tem a máxima distância obtida entre dois pontos amostrados e as especificações de *default* para os parâmetros **angles** e **tol** caso estes não tenham sido especificados.

```
anglel=angle-tol;
angleu=angle+tol;

lag=&lag;
%if &lagd= %then %do;
  lagd=max/lag;
%end;

%else %do;
  lagd=&lagd;
%end;
```

Abaixo, tem-se as matrizes de limite inferior (**anglel**) e superior (**angleu**) para os ângulos. E as especificações de *default* para o parâmetro **lagd** caso este não tenham sido especificado.

```
classe=j(lag*ncol(angle),5,0);
do k=1 to ncol(angle);
do j=1 to lag;
do i=1 to nrow(dist);
  if j=1 then do;
    if dist[i,4]>=anglel[k] & dist[i,4]<angleu[k] then do;
      if dist[i,3]<lagd then do;
```

```

        classe[j+lag*(k-1),1]=0;
        classe[j+lag*(k-1),2]=lagd;
        classe[j+lag*(k-1),3]=classe[j+lag*(k-1),3]+1;
        classe[j+lag*(k-1),4]=classe[j+lag*(k-1),4]+
        (z[dist[i,1]]-z[dist[i,2]])**2;
        classe[j+lag*(k-1),5]=angle[k];
    end;
end;
else do;
    if dist[i,4]>=anglel[k] & dist[i,4]<angleu[k] then do;
        classe[j+lag*(k-1),1]=classe[j+lag*(k-1)-1,2];
        classe[j+lag*(k-1),2]=j*lagd;
        classe[j+lag*(k-1),5]=angle[k];
        if dist[i,3]>=classe[j+lag*(k-1),1] &
        dist[i,3]<classe[j+lag*(k-1),2] then do;
            classe[j+lag*(k-1),3]=classe[j+lag*(k-1),3]+1;
            classe[j+lag*(k-1),4]=classe[j+lag*(k-1),4]+
            (z[dist[i,1]]-z[dist[i,2]])**2;
        end;
    end;
end;
end;
end;
variograma=(classe[,4]/(2*classe[,3]));
%if &angles= %then %do;
    columns={"l" "u" "freq" "zi_zj" "distance" "semivariograma"};
    variograma=classe[,1:4]||(classe[,1]+classe[,2])/2||variograma;
%end;
%else %do;
    columns={"l" "u" "freq" "zi_zj" "angle" "distance" "semivariograma"};
    variograma=classe||(classe[,1]+classe[,2])/2||variograma;
%end;

create &tabout from variograma[colname=columns];
append from variograma;
quit;
%end;
%mend variogram;

```

Por fim, tem-se a construção da matriz variograma, que conterá os limites inferior e superior de cada classe de distâncias, os números de pares contidos em cada classe, a soma dos quadrados das distâncias entre os pares de pontos na classe, os ângulos - caso tenham sido especificados, o ponto médio de cada classe, o valor calculado

para o semivariograma.

O ajustamento do variograma teórico a partir do variograma experimental é feito a seguir. Primeiro, constrói-se um gráfico com o semivariograma experimental:

Caso não se tenha especificado os ângulos:

```
proc gplot data=variograma;
plot semivariograma*distance /vaxis=axis2 haxis=axis1 frame;
symbol1 i=join c=blue v=dot;
symbol2 i=join c=yellow v=square;
symbol3 i=join c=cyan v=diamond;
axis1 minor=none label=(c=black 'Lag Distance');
axis2 minor=none label=(angle=90 rotate=0 c=black 'Variogram');
where semivariograma ne .;
run;
quit;
```

Caso contrário:

```
proc gplot data=variograma;
plot semivariograma*distance=angle /vaxis=axis2 haxis=axis1 frame;
symbol1 i=join c=blue v=dot;
symbol2 i=join c=yellow v=square;
symbol3 i=join c=cyan v=diamond;
axis1 minor=none label=(c=black 'Lag Distance');
axis2 minor=none label=(angle=90 rotate=0 c=black 'Variogram');
where semivariograma ne .;
run;
quit;
```

Depois, faz-se uma análise visual: escolhendo o melhor modelo teórico e seus parâmetros que mais perfeitamente se ajustam ao variograma experimental obtido. O procedimento que deve ser seguido é: alterar os parâmetros e gerar o gráfico resultante do ajustamento. Esse processo deve ser repetido até que se encontre o melhor ajustamento.

Caso não se tenha especificado os ângulos:

```
data outv;set variograma;
/*Modelo Teórico Gaussiano*/
c0=x;a0=y;pep=z;
```

```

vari=pep+c0*(1-exp(-distance**2/(a0**2)));
type='Gaussian';output;

/*Modelo Teórico Esférico*/
c0=x;a0=y;pep=z;
if distance<=a0 then vari=pep+(c0-pep)*(1.5*distance/a0 -0.5*(distance/a0)**3);
else vari=c0;
type='Spherical';output;

/*Modelo Teórico Seno*/
c0=x;a0=y;pep=z;
vari=pep+c0*(1-(sin((arcos(-1)*distance)/a0))/((arcos(-1)*distance)/a0));
type='Sine';output;

vari=semivariograma;type='regular';output;
vari=rvario;type='robust';output;
run;
*****Gráfico para análise*****
title "Theoretical and Sample Semivariogram for Month = Jan and Year = 1970";
proc gplot data=outv;
plot vari*distance=type /vaxis=axis2 haxis=axis1;
symbol1 i=join c=blue v=dot;
symbol2 i=join c=yellow v=square;
symbol3 i=join c=cyan v=diamond;
symbol4 i=join c=red v=dot;
symbol1 i=join c=blue v=dot;
axis1 minor=none label=(c=black 'Lag Distance');
axis2 minor=none label=(angle=90 rotate=0 c=black 'Variogram');
run;
quit;

```

De forma que as letras *x*, *y* e *z* devem ser substituídas pelos parâmetros de ajuste que são respectivamente, patamar representado por **c0**, alcance representado por **a0** e efeito pepita representado por **pep**. É aconselhável testar cada tipo de modelo teórico separadamente para se ter uma melhor análise visual do ajuste. Por isso, ao se testar um determinado modelo teórico, deixam-se os demais como comentário.

Caso contrário:

```

data outv;set variograma;
if angle=a;

/*Modelo Teórico Gaussiano*/
c0=x;a0=y;pep=z;

```

```

vari=pep+c0*(1-exp(-distance**2/(a0**2)));
type='Gaussian';output;

/*Modelo Teórico Esférico*/
c0=x;a0=y;pep=z;
if distance<=a0 then vari=pep+c0*(1.5*distance/a0 -0.5*(distance/a0)**3);
else vari=c0;
type='Spherical';output;

/*Modelo Teórico Seno*/
c0=x;a0=y;pep=z;
vari=pep+c0*(1-(sin((arcos(-1)*distance)/a0))/((arcos(-1)*distance)/a0));
type='Sine';output;

vari=semivariograma;type='regular';output;
run;
*****Gráfico para análise*****
title "Theoretical and Sample Semivariogram for Month = Jan and Year = 1970";
proc gplot data=outv;
plot vari*distance=type /vaxis=axis2 haxis=axis1;
symbol1 i=join c=blue v=dot;
symbol2 i=join c=yellow v=square;
symbol3 i=join c=cyan v=diamond;
symbol4 i=join c=red v=dot;
symbol1 i=join c=blue v=dot;
axis1 minor=none label=(c=black 'Lag Distance');
axis2 minor=none label=(angle=90 rotate=0 c=black 'Variogram');
run;
quit;

```

Aqui, o que diferencia é que existem diferentes variogramas experimentais para diferentes ângulos, então a análise é feita como anteriormente, porém testando os modelos teóricos para cada ângulo especificado. Assim se, por exemplo, forem especificados três ângulos para análise, o procedimento acima deve ser feito três vezes. No programa acima, a letra a deve ser substituída pelo ângulo que se deseja.

3.4.2 Interpolação e a Macro Krig

Caso Isotrópico

Os parâmetros necessários para execução da macro são:

```
%macro krig(tab=,var=,long=,lat=,scale=,range=,nugget=,form=,map=,longmap=,
latmap=,by=,tabout=);
```

Onde: **tab** é o banco de dados que contém as observações do atributo em estudo coletadas na amostra, bem como suas coordenadas geográficas; **var** é a nome da variável em estudo contida no banco de dados; **long** é a variável correspondente à coordenada de longitude; **lat** é a variável correspondente à coordenada de latitude; **scale** especifica o parâmetro patamar encontrado na análise variográfica; **range** especifica o parâmetro de alcance encontrado na análise variográfica; **nugget** especifica o parâmetro efeito pepita encontrado na análise variográfica; **form** especifica o modelo teórico escolhido; **map** especifica o banco de dados que contém o shape do mapa que se deseja montar, no caso foi usado o mapa do Brasil; **longmap** especifica a variável correspondente a longitude no mapa; **latmap** especifica a variável correspondente a latitude no mapa; **by** é usado na especificação da grade com a localização espacial para os pontos estimados e também define a que taxa a coordenada muda a partir do menor valor da coordenada até chegar ao maior; e **tabout** especifica o nome da tabela de dados de saída.

A seguir, tem-se a construção da matriz de variância de espacial a partir do uso do modelo teórico ajustado a variabilidade dos dados na análise variográfica.

```
C=j(n+1,n+1,0);
c0=&scale;a0=&range;pep=&nugget;
do i=1 to n;
  do j=i+1 to n;
    dist=sqrt((COORD[i,1]-COORD[j,1])**2+(COORD[i,2]-COORD[j,2])**2);
    %if %upcase(&form)=GAUSSIAN %then %do;
      C[i,j]=c0-(pep+(c0-pep)*(1-exp(-dist**2/(a0**2))));
    %end;
    %if %upcase(&form)=SPHERICAL %then %do;
      if dist<=a0 then C[i,j]=c0-(pep+(c0-
```

```

    pep)*(1.5*dist/a0-0.5*(dist/a0)**3));else C[i,j]=0;
%end;

%if %upcase(&form)=SINE %then %do;
    C[i,j]=c0-(pep+(c0-pep)*(1-((sin(arccos(-1)*dist))/(
    arccos(-1)*dist)))); 
%end;
    C[j,i]=C[i,j];
end;
    C[i,i]=c0;
    C[i,n+1]=1;C[n+1,i]=1;
end;

```

A seguir, tem-se parte da construção do mapa com os valores estimados. Aqui são atribuídas as coordenadas geográficas de cada ponto que será estimado. As coordenadas são inseridas na coluna 1 e 2 da matriz **POINTS** criada.

```

use &map;
read all var{&longmap} into x;
read all var{&latmap} into y;
FIG=x || y;
free x y;

maxx=max(FIG[,1]);minx=min(FIG[,1]);
maxy=max(FIG[,2]);miny=min(FIG[,2]);
*close &map;
*free FIG;
p=FIG; free FIG;
POINTS1=j(1,4,0);
do x=minx to maxx by &by;
do y=miny to maxy by &by;
POINTS1[1]=x;
POINTS1[2]=y;

```

Por fim, tem-se a construção da matriz de variâncias dos pontos estimados baseada no modelo teórico escolhido na análise variográfica. Essa matriz é utilizada juntamente com a matriz anterior para atribuir valores aos pesos de cada ponto da amostra, e fazer o cálculo das estimativas da variável em estudo e o seu desvio padrão.

```

c_u=j(n+1,1,1);
do j=1 to n;
  dist=sqrt((POINTS1[1]-COORD[j,1])**2+(POINTS1[2]-COORD[j,2])**2);
  %if %upcase(&form)=GAUSSIAN %then %do;
    c_u[j]=c0-(pep+(c0-pep)*(1-exp(-dist**2/(a0**2))));
  %end;
  %if %upcase(&form)=SPHERICAL %then %do;
    if dist<=a0 then c_u[j]=c0-(pep+(c0-
    pep)*(1.5*dist/a0-0.5*(dist/a0)**3));else c_u[j]=0;
  %end;
  %if %upcase(&form)=SINE %then %do;
    c_u[j]=c0-(pep+(c0-pep)*(1-((sin(arccos(-1)*dist))/(
    arccos(-1)*dist)))); 
  %end;
end;
lambda=inv(C)*c_u;*print lambda;
sigma2=c0-c_u'*inv(C)*c_u;
POINTS1[3]=lambda[1:n] 'z;
POINTS1[4]=sqrt(sigma2);
if x=minx & y=miny then POINTS=POINTS1;else POINTS=POINTS//POINTS1;
end;
end;

```

Caso Anisotrópico

Os parâmetros necessários para execução da macro são:

```
%macrokrig(tab=,var=,long=,lat=,npar=,ranges=,angles=,form=,map=,longmap=,
latmap=,by=,tabout=);
```

Onde: **tab** é o banco de dados que contém as observações do atributo em estudo coletadas na amostra, bem como suas coordenadas geográficas; **var** é a nome da variável em estudo contida no banco de dados; **long** é a variável correspondente à coordenada de longitude; **lat** é a variável correspondente à coordenada de latitude; **npar** especifica os parâmetros efeito pepita e patamar separados por espaço, escolhidos ao longo da análise variográfica feita anteriormente. Devem ser especificados dois patamares e dois efeitos pepita, todos separados por espaço sendo um da direção de menor alcance e outro da direção de menor alcance; **ranges** especifica

o parâmetros dos alcances. Deve-se especificar dois alcances: o maior e o menor alcance obtidos; **angles** especifica os dois ângulos que obtiveram o menor e o maior alcance após a análise variográfica; **form** especifica o modelo teórico escolhido; **map** especifica o banco de dados que contém o *shape* do mapa que se deseja montar; **longmap** especifica a variável correspondente a longitude no mapa; **latmap** especifica a variável correspondente a latitude no mapa; **by** é usado na especificação da grade com a localização espacial para os pontos estimados. O **by** especifica a que taxa a coordenada muda a partir do menor valor da coordenada até chegar ao maior; e **tabout** especifica o nome da tabela de dados de saída.

A seguir, tem-se a construção da matriz de variância de espacial a partir do uso do modelo teórico ajustado à variabilidade dos dados na análise variográfica. Essa modelagem é semelhante a apresentada anteriormente para o caso isotrópico. A diferença está na construção da matriz, pois o valor da semivariância calculado é composto de quatro componentes, assim como foi explicado na Seção 2.5.1

```

C=j(n+1,n+1,0);
do i=1 to n;
  do j=i+1 to n;
    dist=sqrt((COORD[i,1]-COORD[j,1])**2+(COORD[i,2]-COORD[j,2])**2);
    dist1=dist*sin((90-angle[1])*arcos(-1)/180);
    dist2=dist*cos((90-angle[1])*arcos(-1)/180);

    d1= sqrt((dist2/range[1])**2);
    d2= sqrt(((dist1/range[2])**2)+((dist2/range[1])**2));
    d3= sqrt((dist1/range[2])**2);

    mod1=npar[1];
    %if %upcase(&form)=SPHERICAL %then %do;
      c0=(npar[2]-npar[1]); pep=0;
      if d1<=1
        then mod2=(pep+(c0-pep)*(1.5*d1 - 0.5*(d1)**3)); else mod2=0;

      c0=(npar[3]-npar[2]); pep=0;
      if d2<=1

```

```

        then mod3=(pep+(c0-pep)*(1.5*d2 -0.5*(d2)**3));else mod3=0;

        c0=(npar[4]-npar[3]);pep=0;
        if d3<=1
            then mod4=(pep+(c0-pep)*(1.5*d3 -0.5*(d3)**3));else mod4=0;
        %end;
        %if %upcase(&form)=GAUSSIAN %then %do;
            c0=(npar[2]-npar[1]);pep=0;
            mod2=c0-(pep+(c0-pep)*(1-exp(-d1**2)));
            c0=(npar[3]-npar[2]);pep=0;
            mod3=c0-(pep+(c0-pep)*(1-exp(-d2**2)));
            c0=((npar[4]-npar[2])-(npar[3]-npar[1]));pep=0;
            mod4=c0-(pep+(c0-pep)*(1-exp(-d3**2)));
        %end;
        %if %upcase(&form)=SINE %then %do;
            c0=(npar[2]-npar[1]);pep=npar[1];
            mod2=c0-(pep+(c0-pep)*(1-((sin(arccos(-1)*d1))/(arccos(-1)*d1))));
            c0=(npar[3]-npar[2]);pep=npar[2];
            mod3=c0-(pep+(c0-pep)*(1-((sin(arccos(-1)*d2))/(arccos(-1)*d2))));
            c0=(npar[4]-npar[3]);pep=npar[3];
            mod4=c0-(pep+(c0-pep)*(1-((sin(arccos(-1)*d3))/(arccos(-1)*d3))));
        %end;

        C[i,j]=npar[4]-mod1+mod2+mod3+mod4;
        C[j,i]=C[i,j];
    end;
    C[i,i]=npar[4];
    C[i,n+1]=1;C[n+1,i]=1;
end;

```

E a seguir, como no caso isotrópico, tem-se a construção da matriz de variâncias dos pontos estimados baseada no modelo teórico escolhido na análise variográfica. Essa matriz é utilizada juntamente com a matriz anterior para atribuir valores aos pesos de cada ponto da amostra, e fazer o cálculo das estimativas da varável em estudo e o seu desvio padrão.

```

c_u=j(n+1,1,1);
do j=1 to n;
    dist=sqrt((POINTS1[1]-COORD[j,1])**2+(POINTS1[2]-COORD[j,2])**2);

    dist1=dist*sin((90-angle[1])*arccos(-1)/180); /*h_45*/
    dist2=dist*cos((90-angle[1])*arccos(-1)/180); /*h_90*/

    d1= sqrt((dist2/range[1])**2);

```

```

d2= sqrt(((dist1/range[2])**2)+((dist2/range[1])**2));
d3= sqrt((dist1/range[2])**2);

mod1=npar[1];
%if %upcase(&form)=SPHERICAL %then %do;
c0=(npar[2]-npar[1]);pep=0;
if d1<=1
then mod2=(pep+(c0-pep)*(1.5*d1 -0.5*(d1)**3));else mod2=0;

c0=(npar[3]-npar[2]);pep=0;
if d2<=1
then mod3=(pep+(c0-pep)*(1.5*d2 -0.5*(d2)**3));else mod3=0;

c0=(npar[4]-npar[3]);pep=0;
if d3<=1
then mod4=(pep+(c0-pep)*(1.5*d3 -0.5*(d3)**3));else mod4=0;
%end;
%if %upcase(&form)=GAUSSIAN %then %do;
c0=(npar[2]-npar[1]);pep=0;
mod2=c0-(pep+(c0-pep)*(1-exp(-d1**2)));

c0=(npar[3]-npar[2]);pep=0;
mod3=c0-(pep+(c0-pep)*(1-exp(-d2**2)));

c0=((npar[4]-npar[2])-(npar[3]-npar[1]));pep=0;
mod4=c0-(pep+(c0-pep)*(1-exp(-d3**2)));
%end;
%if %upcase(&form)=SINE %then %do;
c0=(npar[2]-npar[1]);pep=npar[1];
mod2=c0-(pep+(c0-pep)*(1-((sin(arccos(-1)*d1))/(arccos(-1)*d1))));

c0=(npar[3]-npar[2]);pep=npar[2];
mod3=c0-(pep+(c0-pep)*(1-((sin(arccos(-1)*d2))/(arccos(-1)*d2))));

c0=(npar[4]-npar[3]);pep=npar[3];
mod4=c0-(pep+(c0-pep)*(1-((sin(arccos(-1)*d3))/(arccos(-1)*d3))));

%end;

c_u[j]=c0-mod1+mod2+mod3+mod4;

end;

lambda=inv(C)*c_u;*print lambda;
sigma2=npar[4]-(c_u'*inv(C)*c_u);
*print sigma2;

POINTS1[3]=lambda[1:n]`*z;
POINTS1[4]=sqrt(sigma2);

if x=minx & y=miny then POINTS=POINTS1;

```

```
else POINTS=POINTS//POINTS1;  
end;  
end;
```

Capítulo 4

ANÁLISE DOS RESULTADOS

4.1 INTRODUÇÃO

Neste capítulo serão apresentados os resultados obtidos das análises. Primeiramente foi realizada uma análise descritiva dos dados a partir de *box-plots* a fim de se ter uma visão inicial do comportamento da temperatura ao longo das décadas estudadas. Em seguida, são apresentados as estimativas obtidas a partir dos interpoladores geoestatísticos. Primeiro serão mostrados os mapas construídos a partir do modelo de tendência e depois os mapas obtidos a partir do método da krigagem ordinária, pois o comportamento da temperatura média foi considerado estacionário.

Todos os resultados foram gerados utilizando o *software* SAS 9.2.

4.2 ANÁLISE DESCRIPTIVA

Para se ter uma primeira ideia da dispersão dos dados, foram construídos *box-plots* para os meses de janeiro, julho e dezembro. Considerando as três as Figuras 4.1, 4.2 e 4.3 observa-se que a temperatura aumentou, em média, um grau Celsius ao longo dos anos de 1970 até 2010. Pode-se notar também, que o mês de julho (Figura 4.2) possui uma variação maior na temperatura do que os outros dois meses.

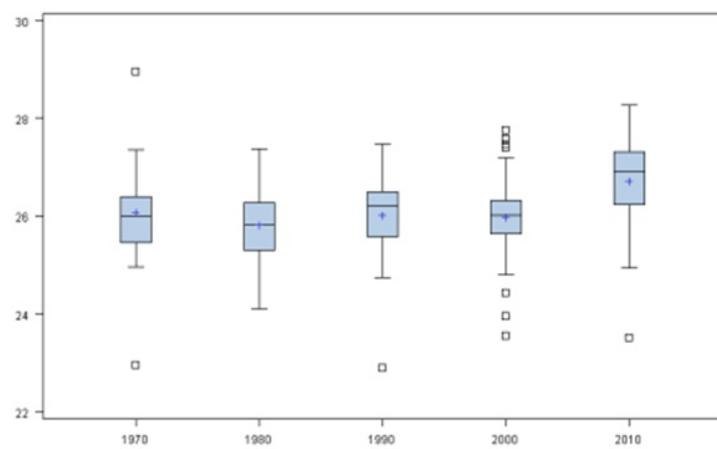


Figura 4.1: Box-Plot para o mês de janeiro

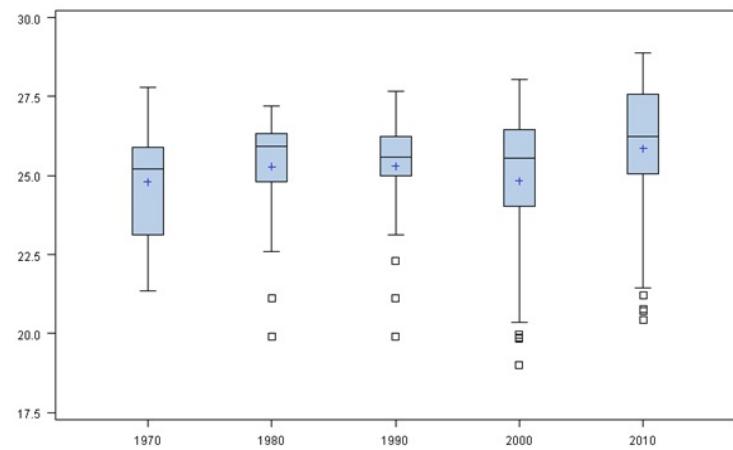


Figura 4.2: Box-Plot para o mês de julho

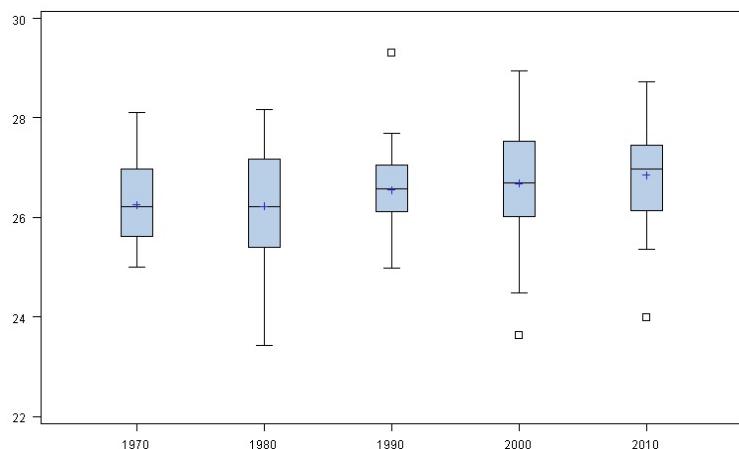


Figura 4.3: Box-Plot para o mês de dezembro

4.3 ANÁLISE DE SUPERFÍCIE DE TENDÊNCIA

A seguir, tem-se os mapas da temperatura média estimada utilizando o modelo de tendência linear.

Comportamento da temperatura média no mês de janeiro

Na Figura 4.4 tem-se os resultados do modelo de tendência para os meses de janeiro ao longo dos anos de 1970 até 2010.

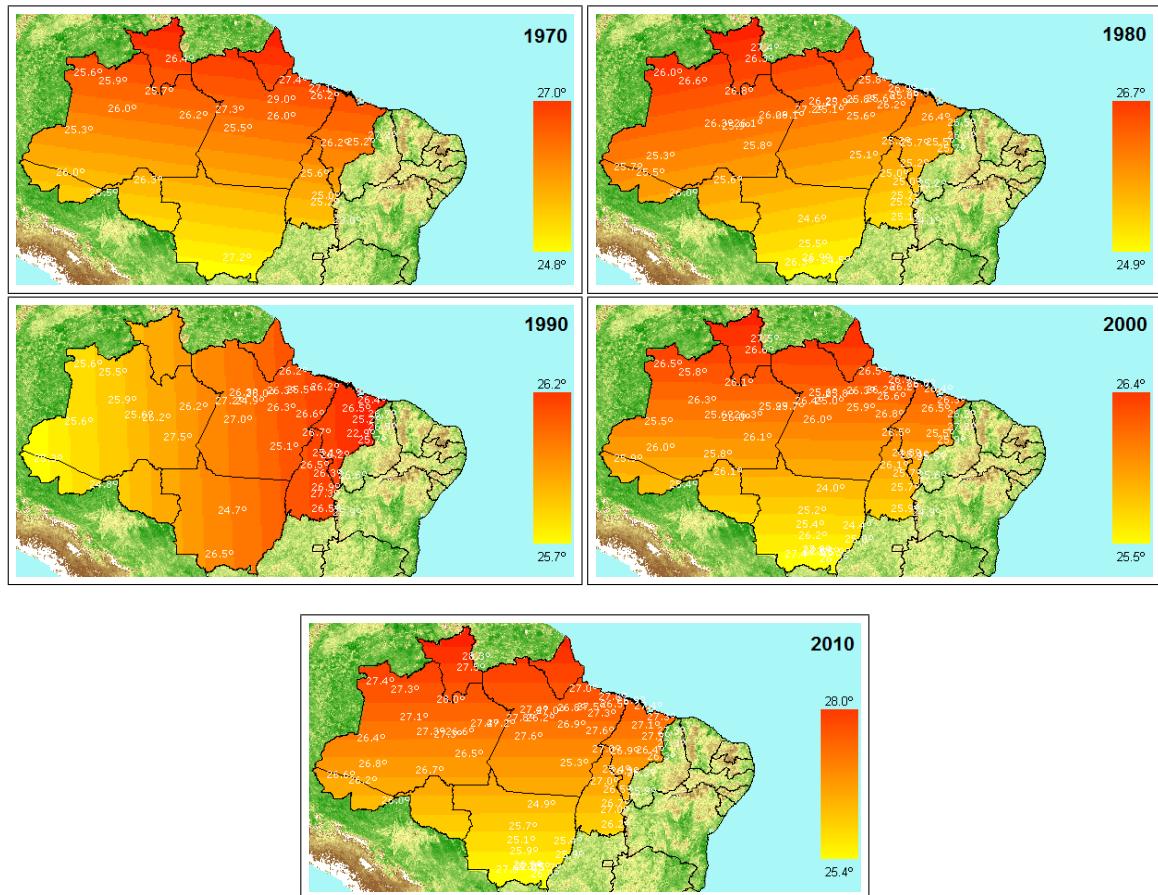


Figura 4.4: Temperatura na região amazônica no mês de janeiro ao longo dos anos de 1970 a 2010

Comportamento da temperatura média no mês de julho

Na Figura 4.5 tem-se os resultados do modelo de tendência para os meses de julho ao longo dos anos de 1970 até 2010.

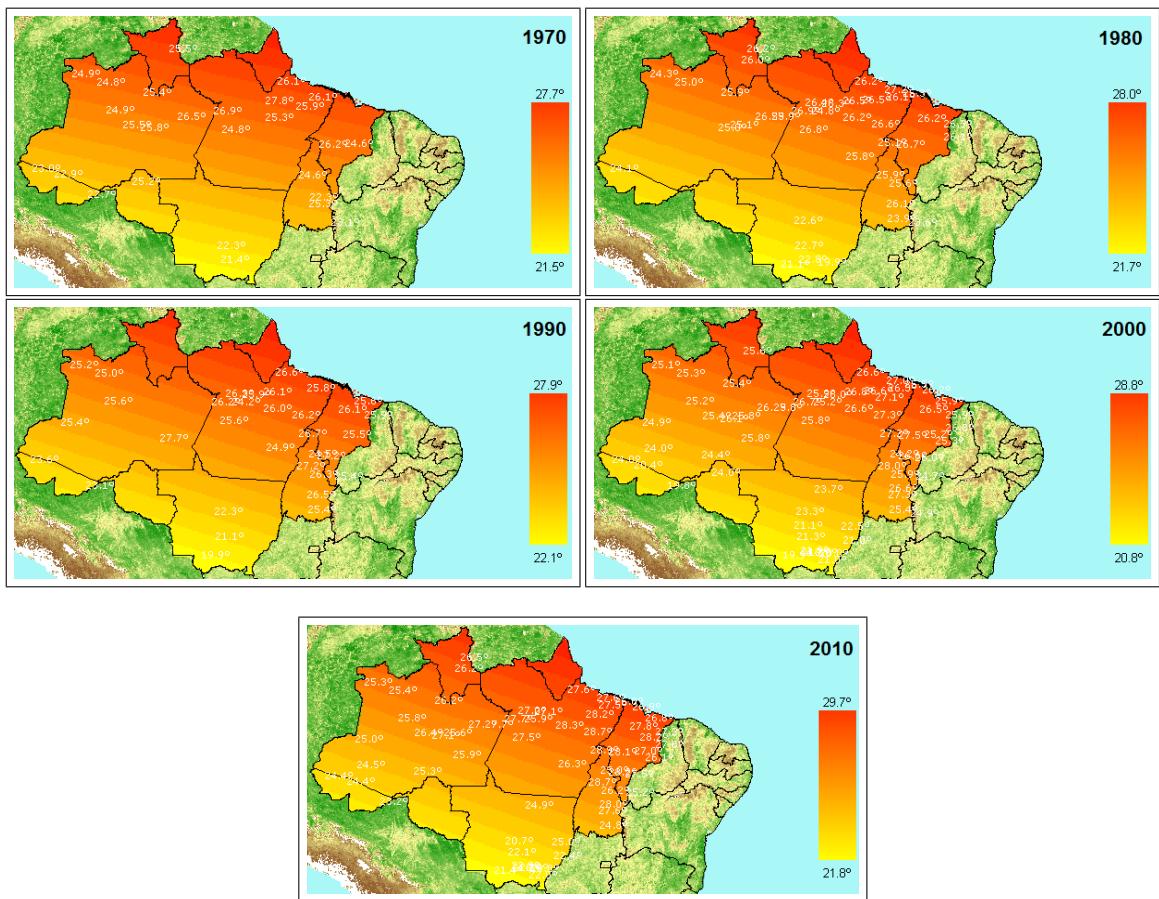


Figura 4.5: Temperatura na região amazônica no mês de julho ao longo dos anos de 1970 a 2010

Comportamento da temperatura média no mês de dezembro

Na Figura 4.6 tem-se os resultados do modelo de tendência para os meses de dezembro ao longo dos anos de 1970 até 2010.

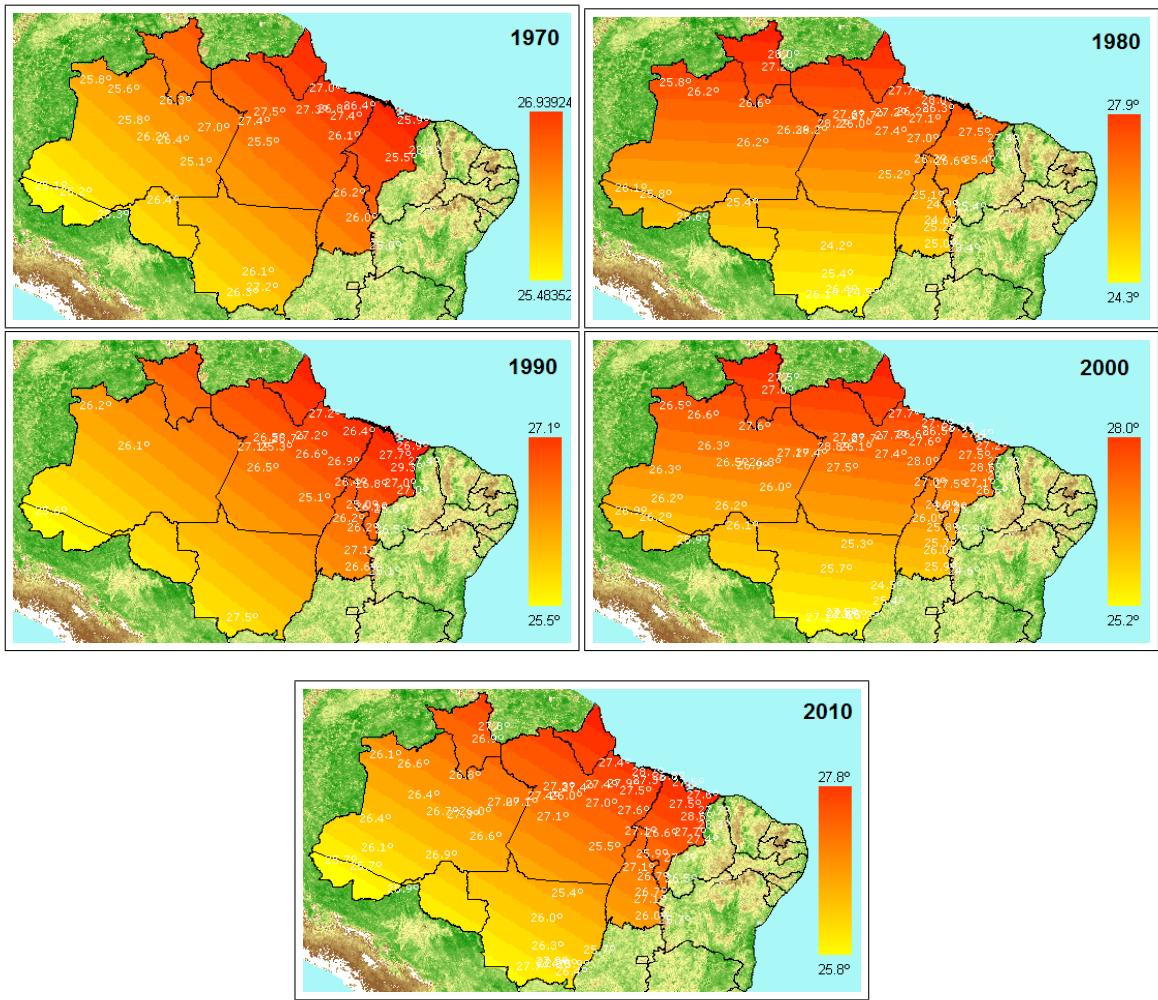


Figura 4.6: Temperatura na região amazônica no mês de dezembro ao longo dos anos de 1970 a 2010

Observando as figuras mostradas acima, podemos constatar que na maioria delas a temperatura aumenta na direção sul-norte como, por exemplo, no mês de janeiro nos anos de 1970, 1980, 2000 e 2010. Já em outras figuras é possível ver que a temperatura aumenta no sentido sudoeste-nordeste como é o caso do mês de julho

nos anos de 1970, 1980, 1990, 2000 e 2010 e do mês de dezembro nos anos de 1970, 1990 e 2010 e tem-se também um único caso onde a temperatura varia no sentido oeste-leste, que é o mês de janeiro de 1990. Ou seja, pode-se dizer que na região sul da Amazônia a temperatura, em média, se apresenta menor que na região norte.

4.4 ANÁLISE UTILIZANDO O MÉTODO DA KRIGAGEM ORDINÁRIA

A seguir, tem-se os mapas da temperatura média estimada utilizando o método da Krigagem Ordinária.

Comportamento da temperatura média no mês de janeiro

Na Figura 4.7 tem-se os resultados provenientes da estimação por krigagem ordinária para o mês de janeiro a partir do ano de 1970 até o ano 2010.

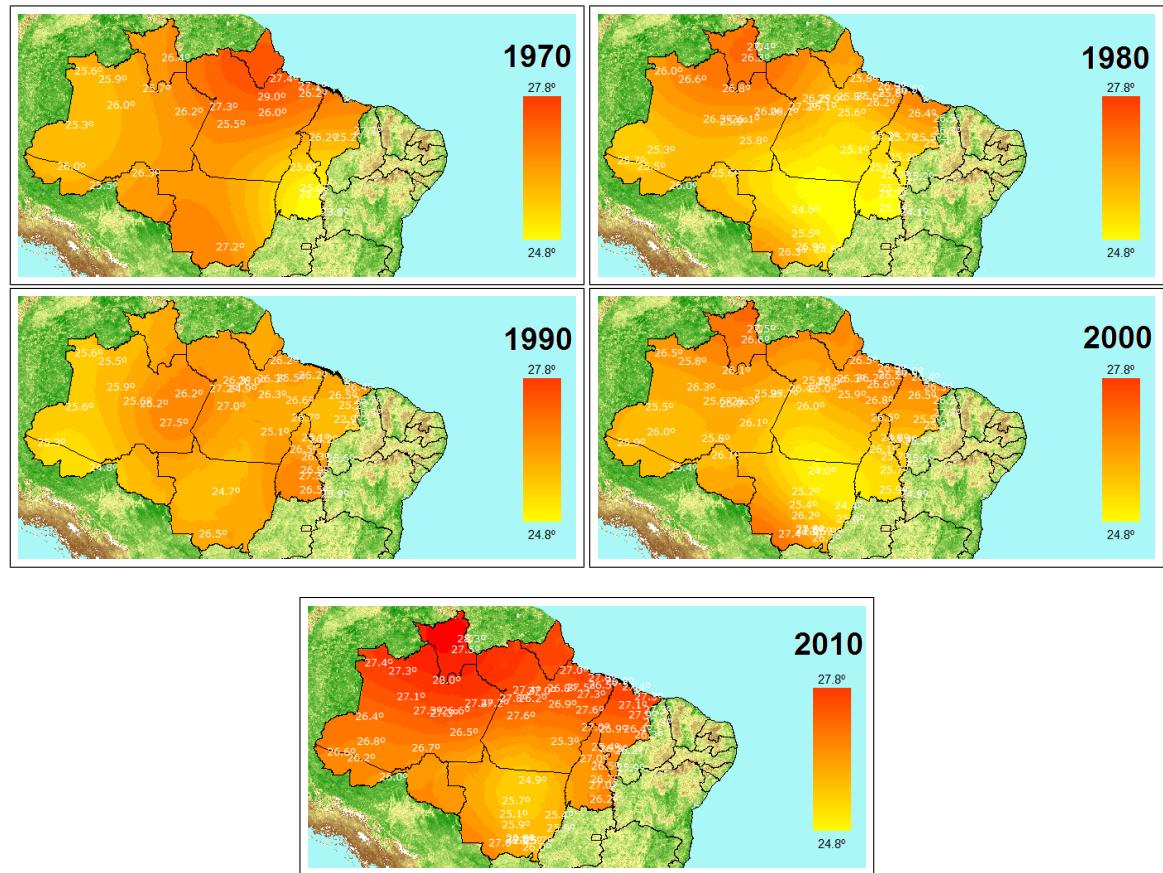


Figura 4.7: Temperatura na região amazônica no mês de janeiro ao longo dos anos de 1970 até 1990

Comportamento da temperatura média no mês de julho

Na Figura 4.8 tem-se os resultados provenientes da estimação por krigagem ordinária para o mês de julho ao longo dos anos de 1970 a 2010.

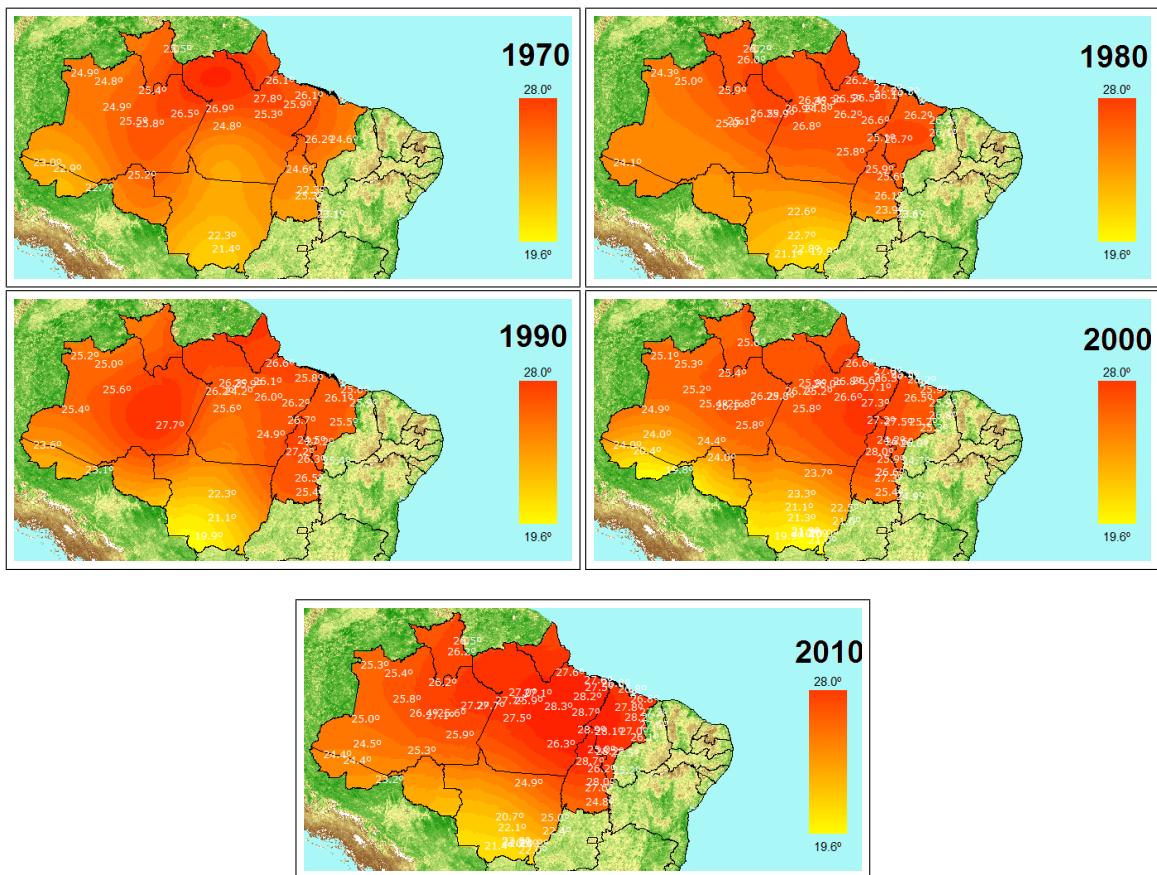


Figura 4.8: Temperatura na região amazônica no mês de julho ao longo dos anos de 1970 a 2010

Comportamento da temperatura média para o mês de dezembro

Na Figura 4.9 tem-se os resultados provenientes da estimação por krigagem ordinária para o mês de dezembro a partir do ano de 1970 até o ano 2010.

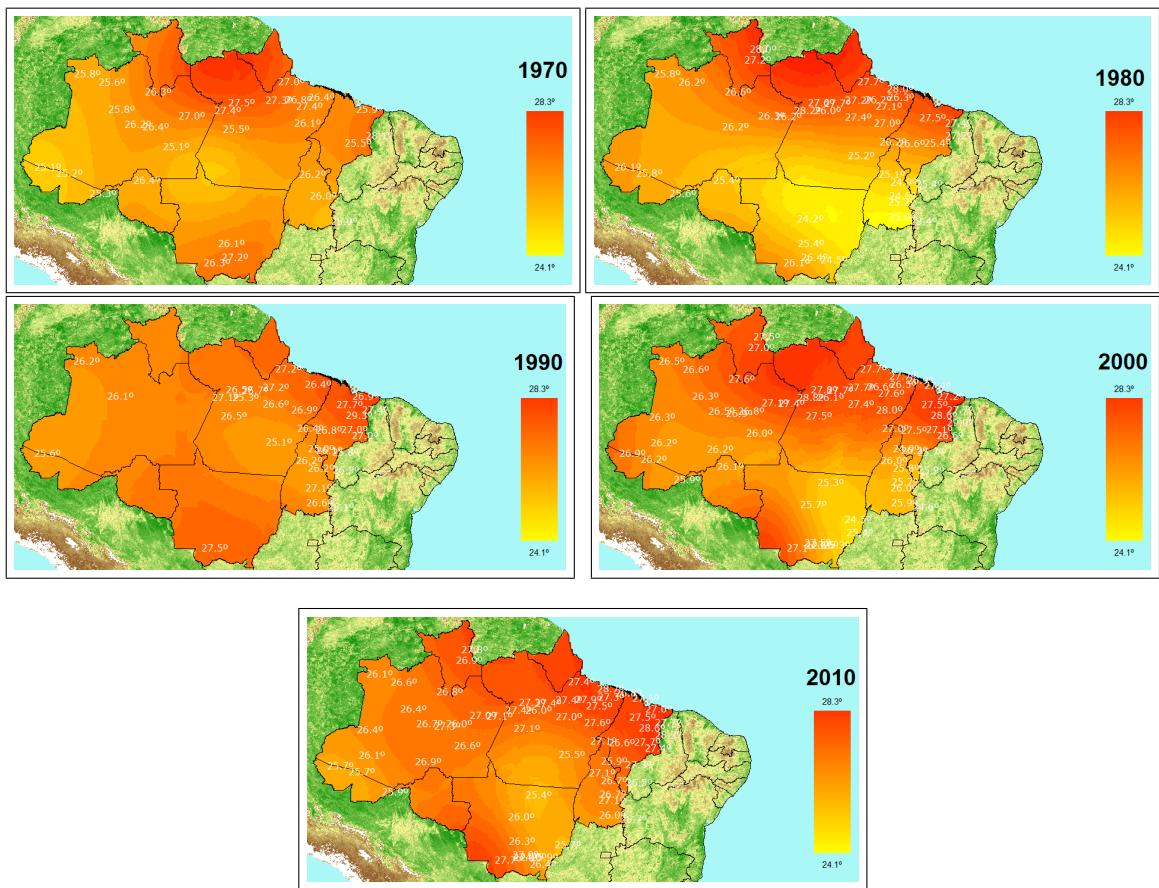


Figura 4.9: Temperatura na região amazônica no mês de dezembro ao longo dos anos de 1970 a 2010

A partir das figuras dadas acima, pode-se notar o aumento da temperatura ao longo das décadas estudadas bem como a tendência seguida pela temperatura na direção sul-norte, porém, com mais detalhamento que aquele mostrado pela superfície de tendência, justamente pela estimativa da temperatura ao longo de toda a superfície. Pode-se observar, também, que no mês de julho a temperatura apresenta-se mais elevada do que nos meses de janeiro e dezembro.

Os mapas acima foram gerados a partir da análise variográfica ajustando o melhor modelo teórico à variabilidade espacial apresentada pelos dados amostrais. Durante a análise variográfica, para modelar a estrutura de covariância dos dados, optou-se pelo modelo teórico gaussiano, pois este apresentou um erro padrão menor que o modelo esférico testado durante a análise. A seguir tem-se as figuras com o erro padrão:

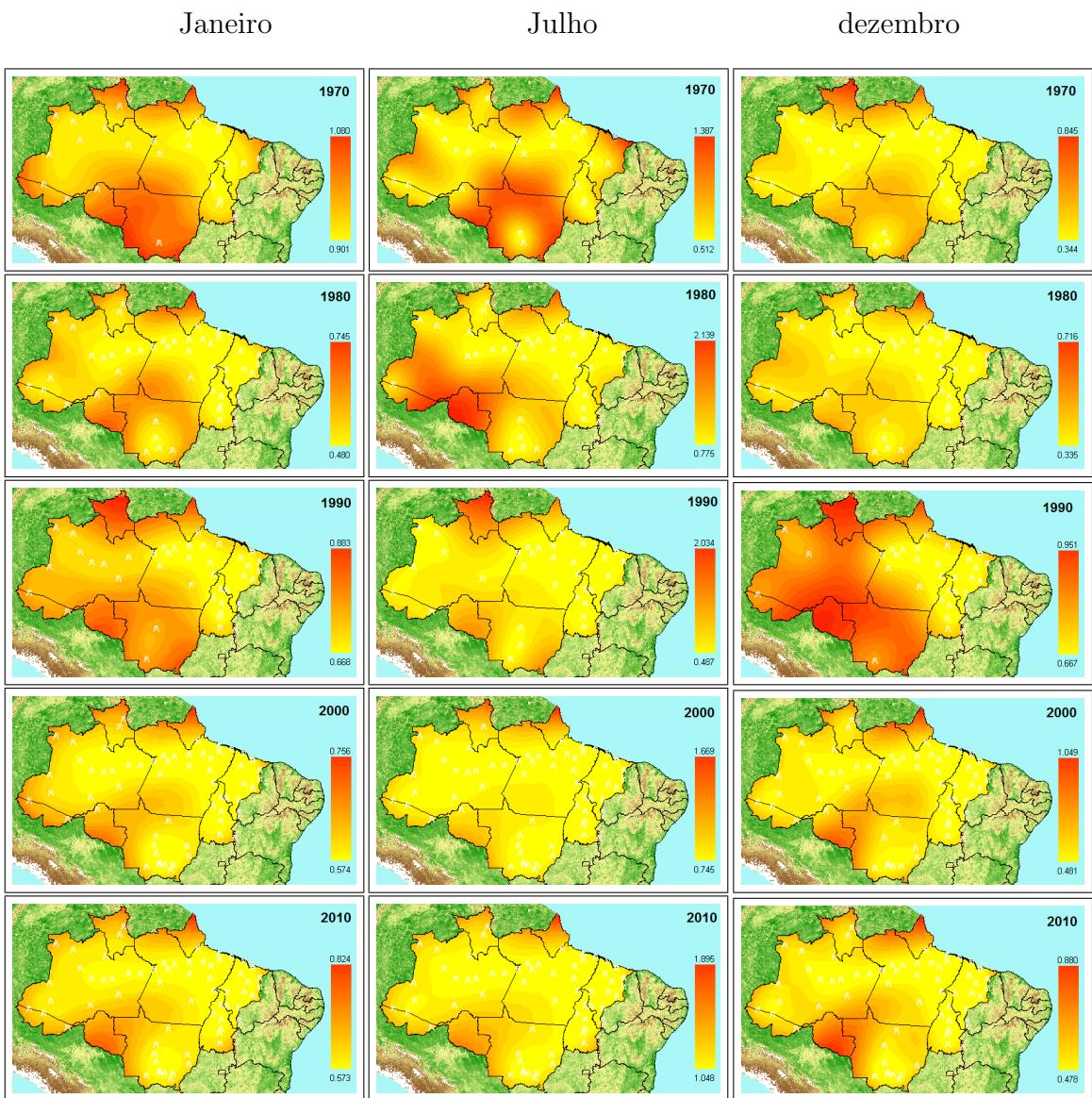


Figura 4.10: Erro Padrão

A Figura 4.10 indica erros padrão mais baixos na maior parte da superfície estimada. Em comparação com o modelo esférico, que indicou erros padrão mais baixos em regiões próximas às estações meteorológicas e erros padrão maiores em regiões mais distantes, o modelo gaussiano se sobressaiu, pois apresentou erros padrão menores mesmo em áreas em que não havia estações meteorológicas por perto.

Capítulo 5

CONCLUSÕES

Comparando a PROC KRIGE2D e a PROC VARIOGRAM com o algoritmo construído em SAS/IML, conclui-se que esse último possui vantagens em relação àqueles. Além de ser escrito em uma linguagem que permite a fácil conversão para outras linguagens de programação, o algoritmo permite a incorporação de novos modelos teóricos, não existentes ainda na PROC KRIGE2D, em apenas uma linha. Além disso, é possível verificar todos os ângulos de todos os diferentes pares de coordenadas a fim de gerar um mapa de anisotropia, trabalho esse não realizado pela PROC VARIOGRAM.

Comparando o modelo de superfície de tendência com o método da krigagem ordinária, conclui-se que o modelo de tendência, embora seja uma forma mais simples de estimação, não possui o nível de detalhamento que a krigagem ordinária possui. O modelo de tendência mostra apenas a tendência linear dos dados. Já a krigagem ordinária, embora seja um método de estimação bem mais complicado, pois é preciso modelar a variância espacial dos dados sendo essa a fase mais trabalhosa da estimação, apresenta os dados de forma regionalizada permitindo até fazer comparações de uma unidade da federação em relação à outra. Assim, devido à

simplicidade do modelo de tendência, ele seria útil em uma primeira investigação sobre um fenômeno que se deseje estudar, enquanto que a krigagem seria útil em uma previsão do fenômeno.

Segundo Fearnside (2006), o efeito estufa já aumentou em 0,7°C a temperatura média do ar na superfície da Terra. A Floresta Amazônia vive do seu próprio material orgânico, ou seja, constitui-se de um ecossistema auto-sustentável em meio a um ambiente úmido, com chuvas abundantes. A falta de cuidados e a exploração excessiva desse bioma podem causar danos irreversíveis ao equilíbrio da floresta. Segundo Nepstad (2007), em um estudo lançado pela organização *World Wide Fund for Nature-WWF*, a perigosa combinação entre mudanças climáticas, exploração da madeira e queimadas pode causar sérios danos em cerca de 55% da Floresta Amazônica até 2030.

Este trabalho indicou que a temperatura aumentou, em média, 1°C ao longo dessas cinco décadas estudadas, e que as regiões norte e nordeste da Amazônia apresentam temperaturas mais elevadas do que o resto da região principalmente na região norte do Pará, Maranhão e Roraima. As Tabelas 5.1, 5.2 e 5.3 resumem o comportamento da temperatura que foi observado.

Tabela 5.1: Evolução da Temperatura no Mês de Janeiro

Temperatura	1970	1980	1990	2000	2010
Mínima	24,8	24,8	25,3	25,1	25,5
Máxima	27,1	26,8	26,5	26,8	27,8

Tabela 5.2: Evolução da Temperatura no Mês de Julho

Temperatura	1970	1980	1990	2000	2010
Mínima	21,6	20,8	19,9	19,6	21,0
Máxima	27,5	26,5	27,4	26,9	28,0

Tabela 5.3: Evolução da Temperatura no Mês de Dezembro

Temperatura	1970	1980	1990	2000	2010
Mínima	25,2	24,1	25,9	25,1	25,5
Máxima	27,9	28,3	27,5	26,8	28,8

Assim, é preciso uma ação emergencial para que essas projeções feitas não se concretizem. Medidas como diminuição efetiva da exploração da madeira e a diminuição da emissão de gases do efeito estufa, o que requer a redução das queimadas e dos desmatamentos, devem ser tomadas, pois a Amazônia é responsável pela maior parte da contribuição brasileira ao efeito estufa (Fearnside, 2006).

Referências Bibliográficas

- BAILEY T.C.; GATRELL A.C. *Interactive Spatial Data Analysis*. England: Prentice Hall, 1995.
- CHILES J.P.; DELFINER P. *Geostatistics Modeling Spatial Uncertainty*. USA: John Wiley & Sons, 1999.
- CRESSIE N.A.C. *Statistic for Spatial Data*. USA: Wiley, 1991.
- DEUTSCH C.V.; JOURNEL A.G. *Geostatistical Software Library and User's Guide*. USA: Oxford University Press, 1998.
- DIGGLE P.J.; RIBEIRO Jr P.J. *Model-based Geostatistics*. USA: Springer, 2007.
- DRUCS S.; CARVALHO M.S.; CAMARA G.; MONTEIRO A.V.M. *Análise Espacial de Dados Geográficos*. Brasília: EMBRAPA, 2004.
- FEARNSIDE P.M. *Desmatamento na Amazônia Brasileira: história, índices e consequências*. Megadiversidade: Vol 1, Nº 1, pág (113-123), Julho, 2005.
- FEARNSIDE P.M. *A vazante na Amazônia e o aquecimento global*. Ciência Hoje: Vol 39, Nº 231, pág (76-78), 2006.
- IBAMA. Ecossistemas Brasileiros: Amazonia.
<http://www.ibama.gov.br/ecossistemas/amazonia.htm>. Acesso em 16 out. 2010.
- IBGE. Sala de Imprensa: Mapa de Biomas e de Vegetação.

http://www.ibge.gov.br/home/presidencia/noticias/noticia_visualiza.php?id_noticia=169. Acesso em 16 out. 2010.

INMETa.Instituto Nacional de Meteorologia. Instrumentos Meteorologicos.

http://www.inmet.gov.br/html/informacoes/sobre_meteorologia/instrumentos/index.html.

Acesso em 28 nov. 2010.

INMETb.Instituto Nacional de Meteorologia. Rede de Estações.

http://www.inmet.gov.br/html/rede_ests.php. Acesso em 26 nov. 2010.

ISAAKS E.H.; SRIVASTAVA R.M. *Applied Geostatistics*. USA: Oxford University Press, 1989.

NEPSTAD D.C. *The Amazon's Vicious Cycles*. 2007.

http://www.wwf.org.br/informacoes/bliblioteca/publicacoes_aguas/?11480.

Acesso em 2 jun. 2011.

SAS Institute Inc., Version 9.2, Cary, NC: SAS Institute Inc., 2008.

SILVA A.B. *Sistemas de Informações Geo-referenciadas Conceitos e Fundamentos*. São Paulo: Unicamp, 2003.

WEBSTER R.; OLIVERL M.A. *Geostatistics for Environmental Scientists*. England: John Wiley & Sons, 2001.

Referências Bibliográficas

- Bailey, T. C. & Gatrell, A. C. (1995). *Interactive Spatial Data Analysis*. Prentice Hall.
- Chiles, J. P. & Delfiner, P. (1999). *Geostatistics Modeling Spatial Uncertainty*. John Wiley & Sons.
- Cressie, N. A. C. (1991). *Statistic for Spatial Data*. Wiley.
- Deutsch, C. V. & Journel, A. G. (1998). *Geostatistical Software Library and User's Guide*. Oxford University Press.
- Diggle, P. J. & RibeiroJr, P. J. (2007). *Model-based Geostatistics*. Springer.
- Drucs, S., Carvalho, M. S., Camara, G., & Monteiro, A. V. M. (2004). *Análise Espacial de Dados Geográficos*. EMBRAPA.
- Fearnside, P. M. (2005). Desmatamento na amazônia brasileira: história, índices e consequências. *Megadiversidade*, 1(1):113–123.
- Fearnside, P. M. (2006). A vazante na amazônia e o aquecimento global. *Ciência Hoje*, 39(231):76–78.
- IBAMA. Ecossistemas brasileiros: Amazonia. Technical report. URL <http://www.ibama.gov.br/ecossistemas/amazonia.htm>. Acesso em 16 out. 2010.
- IBGE. Sala de imprensa: Mapa de biomas e de vegetação. Technical report. URL http://www.ibge.gov.br/home/presidencia/noticias/noticia_visualiza.php?id_noticia=169. Acesso em 16 out. 2010.
- INMET (2010a). Instituto nacional de meteorologia. instrumentos meteorologicos. Technical report. URL http://www.inmet.gov.br/html/informacoes/sobre_meteorologia/instrumentos/index.html. Acesso em 28 nov. 2010.

INMET (2010b). Instituto nacional de meteorologia. rede de estações. Technical report. URL http://www.inmet.gov.br/html/rede_obs.php. Acesso em 26 nov. 2010.

Isaaks, E. H. & Srivastava, R. M. (1989). *Applied Geostatistics*. Oxford University Press.

Nepstad, D. C. (2007). The amazon's vicious cycles. Technical report. URL http://www.wwf.org.br/informacoes/bliblioteca/publicacoes_aguas/?11480. Acesso em 2 jun. 2011.

Silva, A. B. (2003). *Sistemas de Informações Geo-referenciadas Conceitos e Fundamentos*. Unicamp.

Webster, R. & Oliverl, M. A. (2001). *Geostatistics for Environmental Scientists*. John Wiley & Sons.