

GEOESTATÍSTICA: FUNDAMENTOS E APLICAÇÕES*Eduardo Celso Gerbi Camargo***5.1 INTRODUÇÃO**

Como nos ensina Burrough (1998), quando os dados são abundantes, a maior parte dos métodos de interpolação produz valores semelhantes. Como discutido no capítulo anterior, os métodos tradicionais de interpolação espacial, como triangulação, média local das amostras e método da distância inversa, estão amplamente disponíveis nos SIGs do mercado. No caso de dados esparsos, no entanto, tais métodos possuem limitações na representação da variabilidade espacial, porque desconsideram a anisotropia e a continuidade do fenômeno que se quer observar. Além disso, deixam sem resposta algumas questões importantes, tais como (Burrough, 1987):

- Qual o tamanho ideal do domínio ou da janela de estimação ?
- Que forma e orientação deve ter a janela para se obter uma estimação ótima ?
- Existem outros modos para estimar os pesos além daqueles baseados em função de distância ?
- Quais são os erros (incertezas) associados aos valores estimados ?

Na realidade, as propriedades naturais da superfície terrestre são espacialmente contínuas, sendo restritivo descrevê-las através de simples funções matemáticas que não respondem as questões acima formuladas. Modelos inferenciais para este objetivo vêm sendo propostos. A *krigeagem* é um desses modelos, e sua base conceitual está fundamentada na teoria das variáveis regionalizadas, formalizada por Matheron (1971).

O termo *krigeagem* é derivado do nome de Daniel G. Krige, que foi o pioneiro em introduzir o uso de médias móveis para evitar a superestimação sistemática de reservas em mineração (Delfiner e Delhomme, 1975). O que diferencia a *krigeagem* de outros métodos de interpolação é a estimação de uma matriz de covariância espacial que determina os pesos atribuídos às diferentes amostras, o tratamento da redundância dos dados, a vizinhança a ser considerada no procedimento inferencial e o erro associado ao valor estimado. Além disso, a *krigeagem* também fornece estimadores exatos com propriedades de não tendenciosidade e eficiência.

Portanto, a incorporação de procedimentos geoestatísticos em SIG's, baseados em técnicas de krigagem, é importante, porque essa associação melhora os procedimentos tradicionais de tais sistemas devido à qualidade do estimador e, principalmente, pela informação de acurácia fornecida nesse modelo inferencial.

Neste contexto, este capítulo discute o uso de procedimentos geoestatísticos baseado em técnicas de krigagem no ambiente de Geoprocessamento. Estes procedimentos englobam análise exploratória, geração e modelagem de semivariogramas, validação do modelo e interpolação de krigagem e tem como principal objetivo a análise em duas dimensões para dados espacialmente distribuídos, no que diz respeito à interpolação de superfícies geradas a partir de amostras georreferenciadas obtidas por amostragem.

Os resultados aqui discutidos serviram de base para o desenvolvimento de um Módulo de Procedimentos Geoestatísticos no SPRING (Camargo, 1997). Ferramentas semelhantes estão disponíveis no ARC/INFO e GRASS.

5.2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

A variabilidade espacial de algumas características do solo vem sendo uma das preocupações de pesquisadores praticamente desde o início do século. Smith (1910) estudou a disposição de parcelas no campo em experimentos de rendimento de variedades de milho, numa tentativa de eliminar o efeito de variações do solo. Montgomery (1913), preocupado com o efeito do nitrogênio no rendimento do trigo, fez um experimento em 224 parcelas, medindo o rendimento de grãos. Vários outros autores, como Waynick e Sharp (1919), também estudaram variações de nitrogênio e o carbono no solo.

Os procedimentos usados na época baseavam-se na estatística clássica e utilizavam grandes quantidades de dados amostrais, visando caracterizar ou descrever a distribuição espacial da característica em estudo. Por estatística clássica entende-se aquela que se utiliza de parâmetros como média e desvio padrão para representar um fenômeno e se baseia na hipótese principal de que as variações de um local para outro são aleatórias.

Krige (1951), trabalhando com dados de concentração de ouro, concluiu que somente a informação dada pela variância seria insuficiente para explicar o fenômeno em estudo. Para tal, seria necessário levar em consideração a distância entre as

observações. A partir daí surge o conceito da *geoestatística*, que leva em consideração a *localização geográfica* e a *dependência espacial*.

Matheron (1963, 1971), baseado nas observações de Krige, desenvolveu a *teoria das variáveis regionalizadas*. Uma variável regionalizada é uma função numérica com distribuição espacial, que varia de um ponto a outro com continuidade aparente, mas cujas variações não podem ser representadas por uma função matemática simples.

A teoria das variáveis regionalizadas pressupõe que a variação de uma variável pode ser expressa pela soma de três componentes (Burrough, 1987): a) uma componente estrutural, associada a um valor médio constante ou a uma tendência constante; b) uma componente aleatória, espacialmente correlacionada; e c) um ruído aleatório ou erro residual.

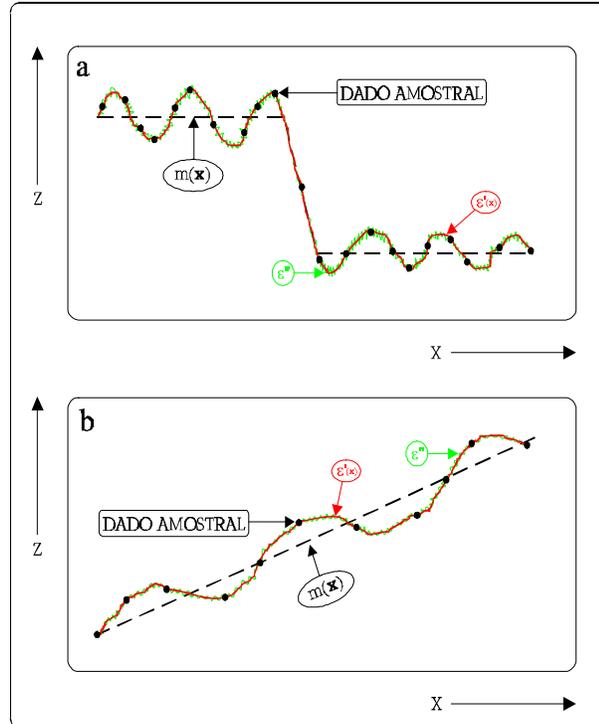
Se \mathbf{x} representa uma posição em uma, duas ou três dimensões, então o valor da variável Z , em \mathbf{x} , é dada por (Burrough, 1987):

$$Z(\mathbf{x}) = m(\mathbf{x}) + \varepsilon'(\mathbf{x}) + \varepsilon'' \quad (5.1)$$

onde:

- $m(\mathbf{x})$ é uma função determinística que descreve a componente estrutural de Z em \mathbf{x} ;
- $\varepsilon'(\mathbf{x})$ é um termo estocástico, que varia localmente e depende espacialmente de $m(\mathbf{x})$;
- ε'' é um ruído aleatório não correlacionado, com distribuição normal com média zero e variância σ^2 .

As Figuras 5.1(a) e 5.1(b) ilustram as três componentes principais da variação espacial. A Figura 5.1(a) apresenta uma componente determinística que varia abruptamente, enquanto a componente determinística na Figura 5.1(b) apresenta uma tendência constante.



Figs. 5.1(a) e 5.1(b) - Principais componentes da variação espacial.

FONTE: Modificada de Burrough (1987), p. 155.

5.2.1 HIPÓTESES CONSIDERADAS

Diferente dos métodos convencionais de estimação, a krigagem está fundamentada na teoria das variáveis regionalizadas. A hipótese mais comum é a chamada "estacionaridade de 2a. ordem" (Burrough, 1987):

- A componente determinística, $m(\mathbf{x})$, é constante (não há tendências na região).
- A variância das diferenças entre duas amostras depende somente da distância \mathbf{h} entre elas, isto é:

$$\text{Var}[Z(\mathbf{x})-Z(\mathbf{x}+\mathbf{h})] = E\{[Z(\mathbf{x})-Z(\mathbf{x}+\mathbf{h})]^2\} = 2\gamma(\mathbf{h}), \quad (5.2)$$

onde $\gamma(\mathbf{h})$ é chamado de semi-variância.

Para mostrar a contribuição da semivariância, podemos reescrever a equação 5.1 como

$$Z(\mathbf{x}) = m(\mathbf{x}) + \gamma(\mathbf{h}) + \varepsilon'' \quad (5.3)$$

Em outras palavras, como supomos $m(\mathbf{x})$ ser constante, a variação local das amostras (e seu relacionamento espacial) pode ser caracterizado pela semivariância $\gamma(\mathbf{h})$.

5.3 VARIOGRAMA

O variograma é uma ferramenta básica de suporte às técnicas de krigagem, que permite representar quantitativamente a variação de um fenômeno regionalizado no espaço (Huijbregts, 1975). Considere duas variáveis regionalizadas, X e Y, onde $X = Z(\mathbf{x})$ e $Y = Z(\mathbf{x}+\mathbf{h})$. Neste caso, referem-se ao mesmo atributo (por exemplo, o teor de zinco no solo) medido em duas posições diferentes, conforme ilustra a Figura 5.2, onde

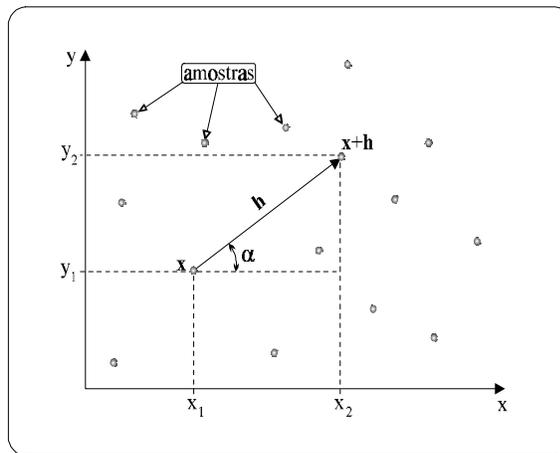


Fig. 5.2 - Amostragem em duas dimensões.

\mathbf{x} denota uma posição em duas dimensões, com componentes (x_i, y_i) , e \mathbf{h} um vetor distância (módulo e direção) que separa os pontos.

O nível de dependência entre essas duas variáveis regionalizadas, X e Y, é representado pelo variograma, $2\gamma(\mathbf{h})$, o qual é definido como a esperança matemática do quadrado da diferença entre os valores de pontos no espaço, separados pelo vetor distância \mathbf{h} , isto é,

$$2\gamma(\mathbf{h}) = E\{[Z(\mathbf{x})-Z(\mathbf{x}+\mathbf{h})]^2\} = \text{Var}[Z(\mathbf{x})-Z(\mathbf{x}+\mathbf{h})] . \quad (5.4)$$

Através de uma amostra $z(\mathbf{x}_i)$, $i=1, 2, \dots, n$, o variograma pode ser estimado por

$$\hat{2}\gamma(\mathbf{h}) = \frac{1}{N(\mathbf{h})} \sum_{i=1}^{N(\mathbf{h})} [z(\mathbf{x}_i) - z(\mathbf{x}_i + \mathbf{h})]^2 , \quad (5.5)$$

onde:

- $2\hat{\gamma}(\mathbf{h})$ - é o variograma estimado;
- $N(\mathbf{h})$ - é o número de pares de valores medidos, $z(\mathbf{x}_i)$ e $z(\mathbf{x}_i+\mathbf{h})$, separados por um vetor distância \mathbf{h} ;
- $z(\mathbf{x}_i)$ e $z(\mathbf{x}_i+\mathbf{h})$, - são valores da i -ésima observação da variável regionalizada, coletados nos pontos \mathbf{x}_i e $\mathbf{x}_i+\mathbf{h}$ ($i = 1, \dots, n$), separados pelo vetor \mathbf{h} .

5.3.1 PARÂMETROS DO SEMIVARIOGRAMA

A Figura 5.3 ilustra um semivariograma experimental com características muito próximas do ideal. O seu padrão representa o que, intuitivamente, se espera de dados de campo, isto é, que as diferenças $\{Z(\mathbf{x}_i) - Z(\mathbf{x}_i + \mathbf{h})\}$ decresçam à medida que \mathbf{h} , a distância que os separa decresce. É esperado que observações mais próximas geograficamente tenham um comportamento mais semelhante entre si do que aquelas separadas por maiores distâncias. Desta maneira, é esperado que $\gamma(\mathbf{h})$ aumente com a distância \mathbf{h} .

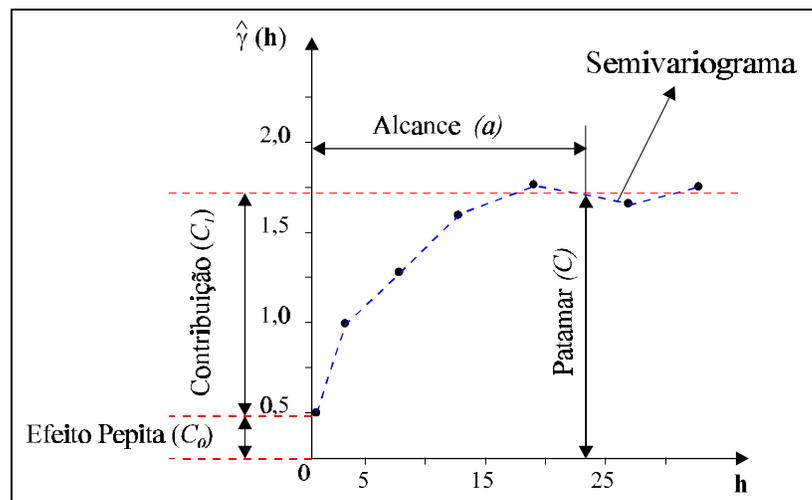


Fig. 5.3 - Exemplo de semivariograma.

Os parâmetros do semivariograma podem ser observados diretamente da Figura 5.3 :

- *Alcance (a)*: distância dentro da qual as amostras apresentam-se correlacionadas espacialmente. Na Figura 5.3, o alcance ocorre próximo de 25m.
- *Patamar (C)*: é o valor do semivariograma correspondente a seu *alcance (a)*. Deste ponto em diante, considera-se que não existe mais dependência espacial entre as amostras, porque a variância da diferença entre pares de amostras ($\text{Var}[Z(\mathbf{x}) - Z(\mathbf{x}+\mathbf{h})]$) torna-se invariante com a distância.
- *Efeito Pepita (C_0)*: idealmente, $\gamma(\mathbf{0})=0$. Entretanto, na prática, à medida que \mathbf{h} tende para 0 (zero), $\gamma(\mathbf{h})$ se aproxima de um valor positivo chamado *Efeito Pepita (C_0)*, que revela a descontinuidade do semivariograma para distâncias menores do que a menor distância entre as amostras. Parte desta descontinuidade pode ser também devida a erros de medição (Isaaks e Srivastava, 1989), mas é impossível quantificar se a maior contribuição provém dos erros de medição ou da variabilidade de pequena escala não captada pela amostragem.
- *Contribuição (C_1)*: é a diferença entre o patamar (C) e o Efeito Pepita (C_0).

5.3.2 CÁLCULO DO SEMIVARIOGRAMA A PARTIR DE AMOSTRAS REGULARMENTE ESPAÇADAS

Considere o conjunto de amostras regularmente espaçadas, em duas dimensões, conforme apresentado na Figura 5.4.

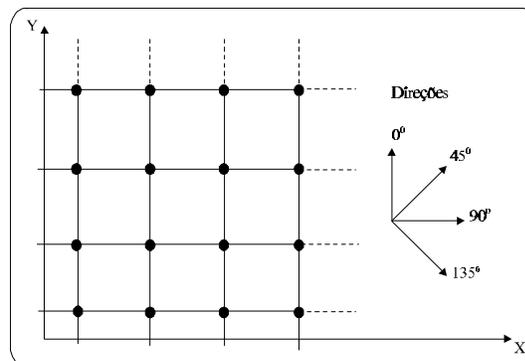


Fig. 5.4 - Amostras regularmente espaçadas em duas dimensões.

Para determinar o semivariograma experimental, por exemplo, na direção de 90^0 o cálculo de $\hat{\gamma}(\mathbf{h})$ é repetido para todos os intervalos de \mathbf{h} . Suponha a distância entre dois pontos consecutivos igual a 100 metros ($d=100\text{m}$). Então, qualquer par de observações, na direção 90^0 , cuja distância é igual a 100m será incluído no cálculo de $\gamma(90^0, 100\text{m})$. Isto feito, os cálculos são repetidos para a próxima distância, por exemplo, 200m. Isto inclui todos os pares de observações cuja distância é igual a 200m. O processo é repetido até que algum ponto de parada desejado seja alcançado. Este procedimento pode ser melhor compreendido com o auxílio da Figura 5.5 e também deve ser realizado para outras direções ($0^0, 45^0$ e 135^0).

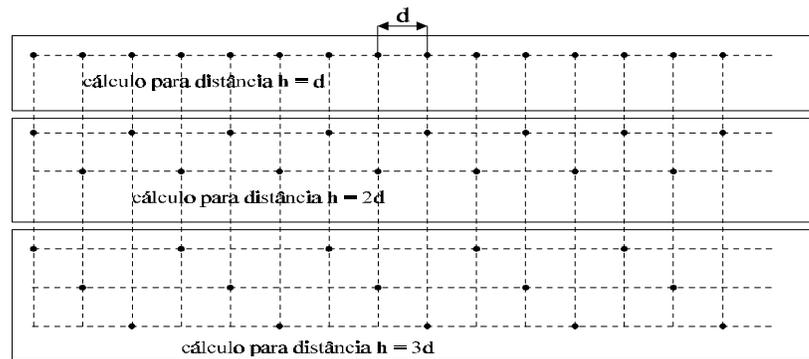


Fig.5.5 - Ilustração para o cálculo do semivariograma a partir de amostras regularmente espaçadas.

5.3.3 CÁLCULO DO SEMIVARIOGRAMA A PARTIR DE AMOSTRAS IRREGULARMENTE ESPAÇADAS

Considere o conjunto de amostras irregularmente espaçadas, em duas dimensões, conforme apresentado na Figura 5.6. Neste caso, para determinar o semivariograma experimental, é necessário introduzir limites de tolerância para direção e distância.

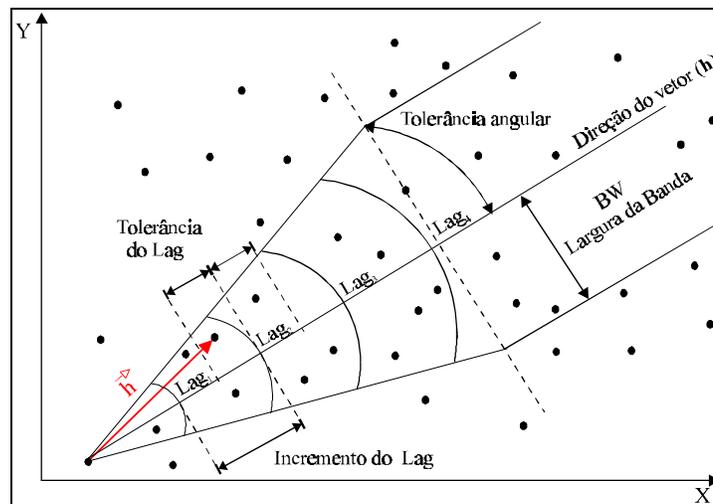


Fig. 5.6 - Parâmetros para o cálculo do semivariograma a partir de amostras irregularmente espaçadas em duas dimensões.

FONTE: Modificada de Deutsch e Journel (1992)

Tome como referência o Lag_2 (*Lag refere-se a uma distância pré-definida, a qual é utilizada no cálculo do semivariograma*) da figura acima. Suponha um incremento de Lag igual a 100 metros com tolerância de 50 metros. Considere ainda a direção de medida 45° com tolerância angular 22.5° . Então, qualquer par de observações cuja distância está compreendida entre 150m e 250m e 22.5° e 67.5° será incluído no cálculo do semivariograma de Lag_2 . Este processo se repete para todos os Lag's.

Ainda com referência na Figura 5.6, a largura de banda (BW) se refere a um valor de ajuste a partir do qual se restringe o número de pares de observações para o cálculo do semivariograma. A próxima etapa constitui o ajuste de um modelo teórico ao semivariograma experimental, conforme descrito a seguir.

5.3.4 MODELOS TEÓRICOS

O gráfico do semivariograma experimental, $\hat{\gamma}(\mathbf{h})$, calculado através da Equação (5.5), é formado por uma série de valores, conforme ilustra a Figura 5.3, sobre os quais se objetiva ajustar uma função. É importante que o modelo ajustado represente a tendência de $\hat{\gamma}(\mathbf{h})$ em relação a \mathbf{h} . Deste modo, as estimativas obtidas a partir da krigagem serão mais exatas e, portanto mais confiáveis.

O procedimento de ajuste não é direto e automático, como no caso de uma regressão, por exemplo, mas sim interativo, pois nesse processo o intérprete faz um primeiro ajuste e verifica a adequação do modelo teórico. Dependendo do ajuste obtido, pode ou não redefinir o modelo, até obter um que seja considerado satisfatório.

Os modelos aqui apresentados são considerados modelos básicos, denominados de modelos isotrópicos por Isaaks e Srivastava (1989). Estão divididos em dois tipos: modelos com patamar e modelos sem patamar. Modelos do primeiro tipo são referenciados na geoestatística como modelos transitivos. Alguns dos modelos transitivos atingem o patamar (C) assintoticamente. Para tais modelos, o alcance (a) é arbitrariamente definido como a distância correspondente a 95% do patamar. Modelos do segundo tipo não atingem o patamar, e continuam aumentando enquanto a distância aumenta. Tais modelos são utilizados para modelar fenômenos que possuem capacidade infinita de dispersão. Os modelos transitivos mais utilizados são: modelo esférico (Sph), modelo exponencial (Exp) e modelo gaussiano (Gau). Estes modelos estão apresentados na Figura 5.7 com o mesmo alcance (a).

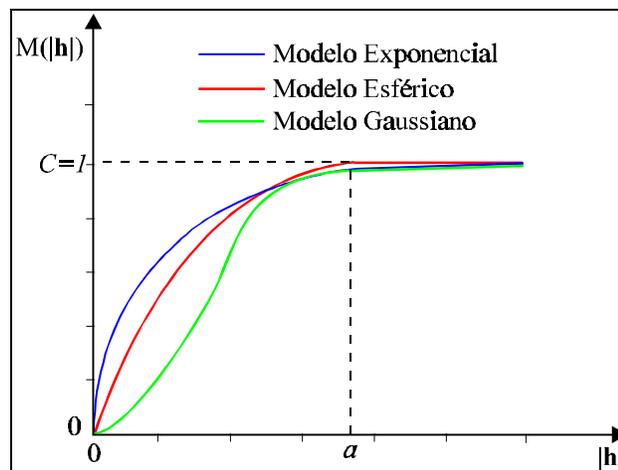


Fig. 5.7 - Representação gráfica de modelos transitivos normalizados.

FONTE: Modificada de Isaaks e Srivastava (1989).

5.3.4.1 MODELO ESFÉRICO

O modelo esférico é um dos modelos mais utilizados e está representado em vermelho na Figura 5.7. A equação normalizada deste modelo é:

$$\text{Sph}(|\mathbf{h}|) = \begin{cases} 0 & , \quad |\mathbf{h}|=0 \\ 1,5\left(\frac{|\mathbf{h}|}{a}\right) - 0,5\left(\frac{|\mathbf{h}|}{a}\right)^3 & , \quad 0 < |\mathbf{h}| \leq a \\ 1 & , \quad |\mathbf{h}| > a \end{cases} \quad (5.6)$$

5.3.4.2 MODELO EXPONENCIAL

Um outro modelo bastante utilizado é o modelo exponencial, o qual é apresentado em azul na Figura 5.7. A equação normalizada deste modelo é:

$$\text{Exp}(|\mathbf{h}|) = \begin{cases} 0 & , \quad |\mathbf{h}|=0 \\ 1 - \exp\left(-\frac{|\mathbf{h}|}{a}\right) & , \quad |\mathbf{h}| \neq 0 \end{cases} \quad (5.7)$$

Este modelo atinge o patamar assintoticamente, com o alcance prático definido como a distância na qual o valor do modelo é 95% do patamar (Isaaks e Srivastava, 1989).

5.3.4.3 MODELO GAUSSIANO

O modelo gaussiano é um modelo transitivo, muitas vezes usado para modelar fenômenos extremamente contínuos (Isaaks e Srivastava, 1989). Sua formulação é dada por:

$$\text{Gau}(|\mathbf{h}|) = \begin{cases} 0 & , \quad |\mathbf{h}|=0 \\ 1 - \exp\left(-\frac{|\mathbf{h}|}{a}\right)^2 & , \quad |\mathbf{h}| \neq 0 \end{cases} \quad (5.8)$$

Semelhante no modelo exponencial, o modelo gaussiano atinge o patamar assintoticamente e o parâmetro a é definido como o alcance prático ou distância na qual o valor do modelo é 95% do patamar (Isaaks e Srivastava, 1989). O que caracteriza este modelo é seu comportamento parabólico próximo à origem, conforme representado na Figura 5.7 através da linha sólida verde.

5.3.4.4 MODELO POTÊNCIA

O modelo potência não é um modelo transitivo, portanto não atinge o patamar. Em geral, este tipo de modelo é utilizado para modelar fenômenos com capacidade infinita de dispersão. A Figura 5.8 ilustra o modelo potência, o qual é expresso através de:

$$\text{Pot}(|\mathbf{h}|) = \begin{cases} 0 & ,|\mathbf{h}|=0 \\ c \cdot |\mathbf{h}|^e & ,|\mathbf{h}| \neq 0 \end{cases} \quad (5.9)$$

onde,

- c é o coeficiente de declividade, e
- e é o expoente.

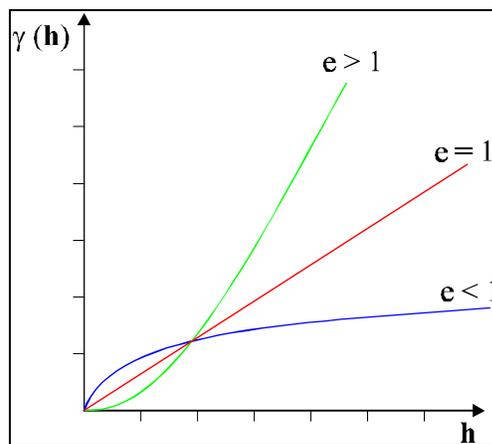


Fig.5.8 - Representação gráfica do modelo potência.

Até este ponto foram apresentados os principais modelos básicos normalizados, os quais são utilizados para modelar ou ajustar o semivariograma experimental. Na prática, os semivariogramas experimentais possuem valores de efeito pepita (C_o) maior que zero e valores de patamar (C) maiores que a unidade, conforme ilustrado na Figura 5.9.

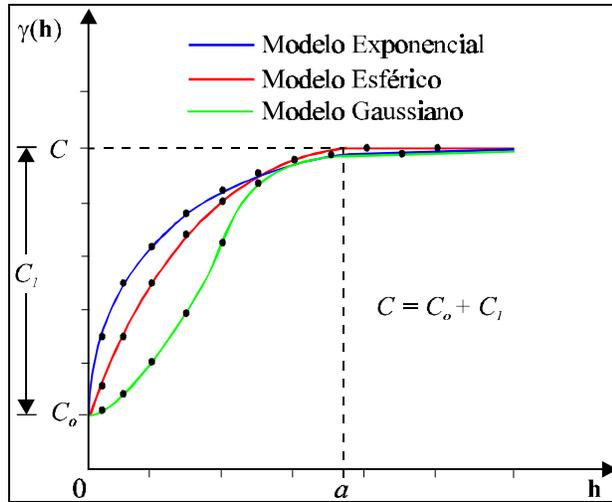


Fig. 5.9 - Representação gráfica de semivariogramas experimentais e modelos teóricos.

Em resumo, os semivariogramas dos modelos transitivos básicos são assim definidos:

- *Modelo Esférico de Semivariograma:*

$$\gamma(\mathbf{h}) = \begin{cases} 0 & , |\mathbf{h}| = 0 \\ C_o + C_I \left[\frac{3}{2} \left(\frac{|\mathbf{h}|}{a} \right) - \frac{1}{2} \left(\frac{|\mathbf{h}|}{a} \right)^3 \right] = C_o + C_I [\text{Sph} (|\mathbf{h}|)] & , 0 < |\mathbf{h}| \leq a \\ C_o + C_I & , |\mathbf{h}| > a \end{cases} \quad (5.10)$$

- *Modelo Exponencial de Semivariograma:*

$$\gamma(\mathbf{h}) = \begin{cases} 0 & , |\mathbf{h}| = 0 \\ C_o + C_I \left[1 - \exp \left(- \frac{|\mathbf{h}|}{a} \right) \right] = C_o + C_I [\text{Exp} (|\mathbf{h}|)] & , |\mathbf{h}| \neq 0 \end{cases} \quad (5.11)$$

- *Modelo Gaussiano de Semivariograma:*

$$\gamma(\mathbf{h}) = \begin{cases} 0 & , |\mathbf{h}| = 0 \\ C_o + C_I \left[1 - \exp \left(- \frac{|\mathbf{h}|}{a} \right)^2 \right] = C_o + C_I [\text{Gau} (|\mathbf{h}|)] & , |\mathbf{h}| \neq 0 \end{cases} \quad (5.12)$$

De maneira análoga, o modelo potência é escrito em termos de semivariograma da seguinte forma:

- *Modelo Potência de Semivariograma* :

$$\gamma(\mathbf{h}) = \begin{cases} 0 & , |\mathbf{h}|=0 \\ C_0 + c \cdot |\mathbf{h}|^e = C_0 + \text{Pot}(|\mathbf{h}|) & , |\mathbf{h}| \neq 0 \end{cases} \quad (5.13)$$

5.3.4.5 MODELOS ANINHADOS

Existem determinados fenômenos em que são necessários modelos mais complexos de semivariograma para explicar suas variações espaciais. Estes modelos são combinações de modelos simples, denominados *aninhados*. McBratney e Webster (1986) observaram que modelos aninhados são necessários para explicar a variação do solo decorrente de fatores independentes de formação. Por exemplo, um modelo aninhado útil em estudos de mineração e pesquisa de solo é o duplo esférico. McBratney et al. (1982) o utilizaram para descrever a variação do cobre e do cobalto no solo. Este modelo é definido como:

$$\gamma(\mathbf{h}) = \begin{cases} C_0 + C_1 \left[\frac{3}{2} \left(\frac{|\mathbf{h}|}{a_1} \right) - \frac{1}{2} \left(\frac{|\mathbf{h}|}{a_1} \right)^3 \right] = \gamma_1(\mathbf{h}) & , 0 < |\mathbf{h}| \leq a_1 \\ C_0 + C_2 \left[\frac{3}{2} \left(\frac{|\mathbf{h}|}{a_2} \right) - \frac{1}{2} \left(\frac{|\mathbf{h}|}{a_2} \right)^3 \right] = \gamma_2(\mathbf{h}) & , a_1 < |\mathbf{h}| \leq a_2 \\ C_0 + C_2 & , |\mathbf{h}| > a_2 \\ 0 & , |\mathbf{h}| = 0 \end{cases} \quad (5.14)$$

onde,

- a_1 e C_1 correspondem aos parâmetros de alcance e contribuição, respectivamente, do primeiro modelo esférico ($\gamma_1(\mathbf{h})$) e
- a_2 e C_2 correspondem aos parâmetros de alcance e contribuição, respectivamente, do segundo modelo esférico ($\gamma_2(\mathbf{h})$).

Este modelo é mostrado na Figura 5.10, onde as linhas sólidas representam os modelos de ajuste teórico ao semivariograma experimental.

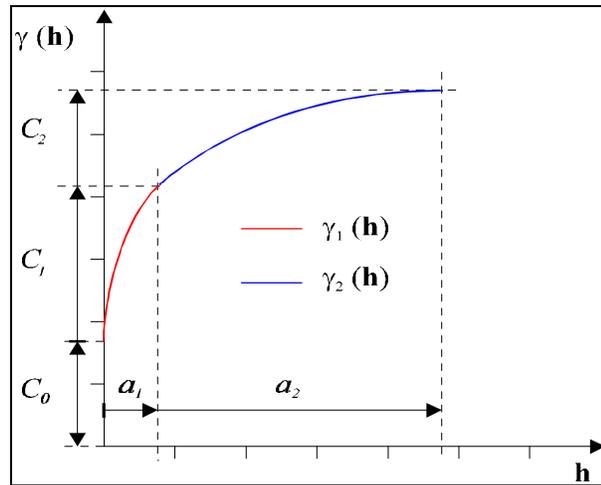


Fig. 5.10 - Representação gráfica de um modelo duplo esférico.

Dependendo do fenômeno em estudo, outros modelos aninhados são necessários para caracterizar a variabilidade espacial. Por exemplo: duplo exponencial, exponencial com duplo esférico, linear com duplo esférico, etc.

5.3.5 ANISOTROPIA

A anisotropia pode ser facilmente constatada através da observação dos semivariogramas obtidos para diferentes direções. As convenções direcionais usadas na geoestatística são mostradas na Figura 5.11.

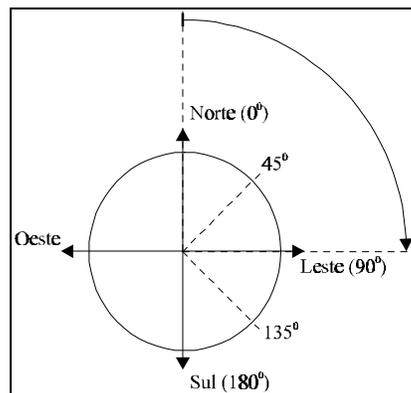


Fig. 5.11 - Convenções direcionais usadas na geoestatística.

Considere os semivariogramas obtidos para as direções 0° , 45° , 90° e 135° , ilustrados na Figura 5.15. Verifica-se uma similaridade bastante grande entre eles. Esta é a representação de um caso simples e menos freqüente, em que a distribuição espacial do fenômeno é denominada *isotrópica*. Neste caso, um único modelo é suficiente para descrever a variabilidade espacial do fenômeno em estudo.

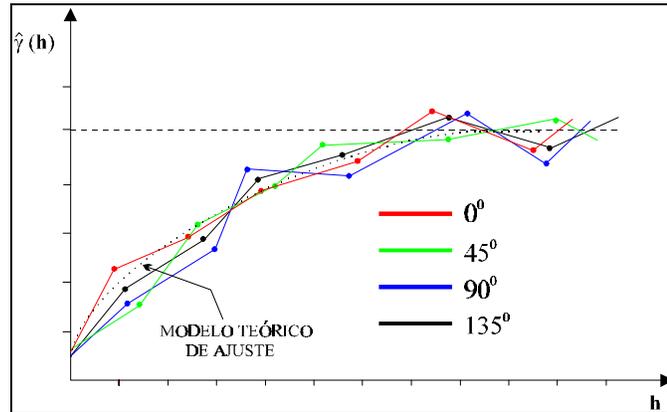


Fig. 5.12 - Representação gráfica de semivariogramas isotrópicos.

Por outro lado, se os semivariogramas não são iguais em todas as direções, a distribuição é denominada *anisotrópica*. Se a *anisotropia* é observada e é refletida pelo mesmo Patamar (C) com diferentes Alcances (a) do mesmo modelo, então ela é denominada *Geométrica*.

Considere o semivariograma ilustrado na Figura 5.13. Os pontos interligados com linhas tracejadas são os semivariogramas experimentais em duas direções ortogonais. O semivariograma que atinge primeiro o patamar (azul) se refere à direção de 120° e o semivariograma com maior alcance (vermelho) se refere à direção de 30° . As linhas sólidas em ambas as direções são os modelos teóricos de ajuste dos semivariogramas experimentais.

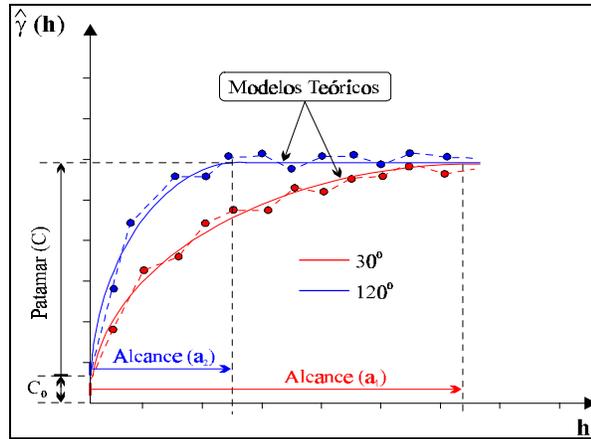


Fig. 5.13 - Representação gráfica de anisotropia geométrica.

Um modo direto de visualizar e calcular os parâmetros (fator e ângulo) da anisotropia geométrica é através do esboço gráfico de uma elipse, calculada através dos alcances obtidos em direções distintas, conforme Figura 5.14. As convenções que seguem, são as adotadas por Deutsch e Journel (1992). Para o eixo maior da elipse, denominado direção de máxima continuidade, aplica-se o maior *alcance*(a_1). O ângulo da direção de máxima continuidade é definido a partir da direção Norte e no sentido horário. Seu valor corresponde à direção de maior alcance. O eixo menor define o *alcance*(a_2) na direção de menor continuidade, sendo este ortogonal à direção principal.

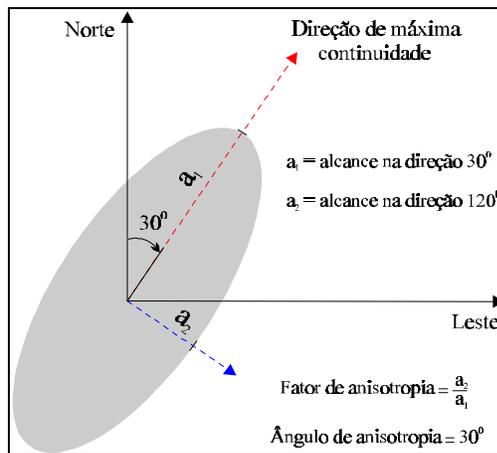


Fig. 5.14 - Representação gráfica da anisotropia geométrica em duas dimensões.

FONTE: Modificada de Deutsch e Journel (1992), p. 24.

O fator de anisotropia geométrica é definido como a razão entre o alcance na direção de menor continuidade (a_2) e o alcance na direção de maior continuidade (a_1). Neste caso, o fator de anisotropia geométrica é sempre menor que a unidade e o ângulo de anisotropia é igual ao ângulo da direção de máxima continuidade.

Existe ainda um outro tipo de anisotropia em que os semivariogramas apresentam os mesmos *Alcances* (a) e diferentes *Patamares* (C). Neste caso, a anisotropia é denominada *Zonal*. Como a isotropia, a anisotropia zonal também é um caso menos freqüente presente nos fenômenos naturais. O mais comum é encontrar combinações da anisotropia zonal e geométrica, denominada *anisotropia combinada*.

Considere o semivariograma apresentado na Figura 5.15. Os pontos interligados com linhas tracejadas correspondem a semivariogramas experimentais em duas direções ortogonais. O semivariograma com maior patamar (azul) refere-se à direção de 60° e o semivariograma com menor patamar (vermelho) refere-se à sua direção perpendicular (150°). Os modelos de ajuste aos semivariogramas estão representados por linhas sólidas.

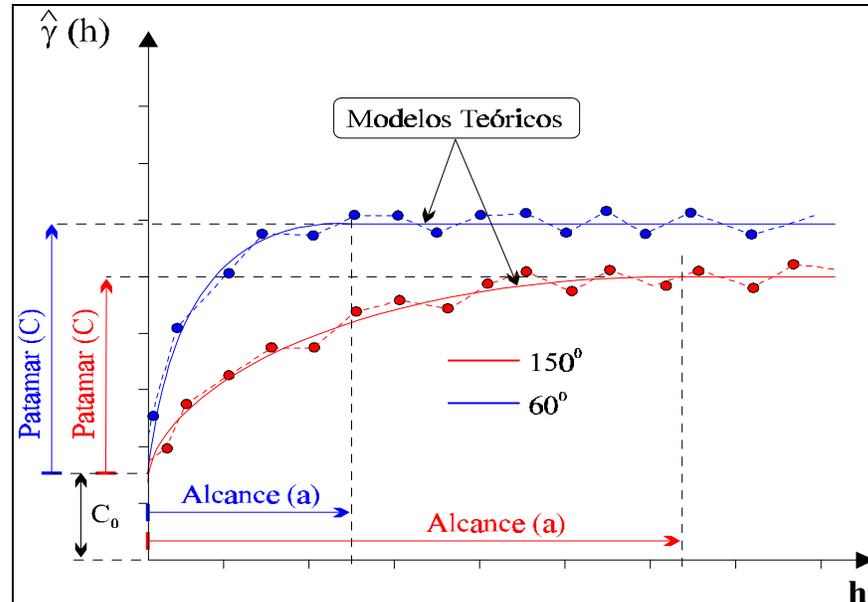


Fig. 5.15 - Representação gráfica de anisotropia combinada.

Segundo Isaaks e Srivastava (1989), a anisotropia zonal pode ser considerada como um caso particular da anisotropia geométrica, ao se supor um fator de anisotropia muito grande. Nesta condição, o alcance implícito na direção de menor continuidade é

muito grande. A estrutura do semivariograma é então adicionada somente para a direção de maior continuidade.

5.4 KRIGEAGEM

O termo krigeagem é derivado do nome Daniel G. Krige, que foi o pioneiro a introduzir o uso de médias móveis para evitar a superestimação sistemática de reservas de mineração (Delfiner e Delhomme, 1975). Inicialmente, o método de krigeagem foi desenvolvido para solucionar problemas de mapeamentos geológicos, mas seu uso expandiu-se com sucesso no mapeamento de solos (Burgess e Webster, 1980a,b), mapeamento hidrológico (Kitanidis e Vomvoris, 1983), mapeamento atmosférico (Lajaunie, 1984) e outros campos correlatos.

A diferença entre a krigeagem e outros métodos de interpolação é a maneira como os pesos são atribuídos às diferentes amostras. No caso de interpolação linear simples, por exemplo, os pesos são todos iguais a $1/N$ (N = número de amostras); na interpolação baseada no inverso do quadrado das distâncias, os pesos são definidos como o inverso do quadrado da distância que separa o valor interpolado dos valores observados. Na krigeagem, o procedimento é semelhante ao de interpolação por média móvel ponderada, exceto que aqui os pesos são determinados a partir de uma análise espacial, baseada no semivariograma experimental. Além disso, a krigeagem fornece, em média, *estimativas não tendenciosas e com variância mínima*¹.

Segundo Oliver e Webster (1990), a krigeagem engloba um conjunto de métodos de estimação, a saber: krigeagem simples, krigeagem ordinária, krigeagem universal, Co-krigeagem, krigeagem disjuntiva, etc. Este trabalho limita-se somente à apresentação da krigeagem ordinária, descrita a seguir.

¹Estimativas não tendenciosas significam que, em média, a diferença entre valores estimados e verdadeiros para o mesmo ponto deve ser nula; e variância mínima significa que estes estimadores possuem a menor variância dentre todos os estimadores não tendenciosos.

5.4.1 KRIGEAGEM ORDINÁRIA

Considere uma superfície sobre a qual se observe alguma propriedade do solo, Z , em n pontos distintos, com coordenadas representadas pelo vetor \mathbf{x} . Assim, tem-se um conjunto de valores $\{z(\mathbf{x}_i), i=1, \dots, n\}$, onde \mathbf{x}_i , identifica uma posição em duas dimensões representada pelos pares de coordenadas (x_i, y_i) . Suponha que se objetive estimar o valor de Z no ponto \mathbf{x}_0 . O valor desconhecido de $Z(\mathbf{x}_0)$ pode ser estimado a partir de uma combinação linear dos n valores observados, adicionado a um parâmetro, λ_0 (Journel, 1988):

$$Z_{\mathbf{x}_0}^* = \lambda_0 + \sum_{i=1}^n \lambda_i Z(\mathbf{x}_i). \quad (5.15)$$

Deseja-se um estimador não tendencioso, isto é,

$$E [Z_{\mathbf{x}_0} - Z_{\mathbf{x}_0}^*] = 0. \quad (5.16)$$

A relação acima impõe que as duas médias sejam iguais; assim aplicando-se a Equação 5.39 em 5.40, obtém-se:

$$E [Z_{\mathbf{x}_0}] = E \left[\lambda_0 + \sum_{i=1}^n \lambda_i \cdot Z(\mathbf{x}_i) \right] \Rightarrow m = \lambda_0 + \sum_{i=1}^n \lambda_i m. \quad (5.17)$$

A krigagem ordinária não requer o prévio conhecimento da média m . Neste caso, para que a igualdade da Equação 5.41 seja satisfeita é necessário que:

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

Portanto, o estimador de krigagem ordinária é:

$$Z_{\mathbf{x}_0}^* = \sum_{i=1}^n \lambda_i Z(\mathbf{x}_i), \quad \text{com} \quad \sum_{i=1}^n \lambda_i = 1. \quad (5.18)$$

Journel (1988) mostra que, minimizando a variância do erro ($\text{Var}[Z_{\mathbf{x}_0} - Z_{\mathbf{x}_0}^*]$) sob a condição de que $\sum_{i=1}^n \lambda_i = 1$, os pesos λ_i são obtidos a partir do seguinte sistema de equações, denominado sistema de krigagem ordinária:

$$\begin{cases} \sum_{j=1}^n \lambda_j C(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) - \alpha = C(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_0) & \text{para } i=1, \dots, n \\ \sum_{j=1}^n \lambda_j = 1 \end{cases} \quad (5.19)$$

onde,

- $C(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$ e $C(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_0)$ são respectivamente, a semivariância entre os pontos \mathbf{x}_i e \mathbf{x}_j e entre os pontos \mathbf{x}_i e \mathbf{x}_0 .
- α é o multiplicador de Lagrange necessário para a minimização da variância do erro.

A correspondente variância minimizada do erro, denominada variância de krigagem ordinária (σ_{ko}^2), é dada pela seguinte expressão (Journel, 1988):

$$\sigma_{ko}^2 = \text{Var}[Z_{\mathbf{x}_0} - Z_{\mathbf{x}_0}^*] = C(\mathbf{0}) - \sum_{i=1}^n \lambda_i C(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_0) - \alpha. \quad (5.20)$$

A krigagem ordinária é um interpolador exato no sentido de que, quando as equações acima forem usadas, os valores interpolados irão coincidir com os valores dos pontos amostrais. A variância da krigagem ordinária, indicada na equação (5.20), fornece informação importante sobre a confiabilidade dos valores interpolados (Burrough, 1998).

5.5 EXEMPLO DE APLICAÇÃO

Esta seção mostra, através de um experimento prático, a importância da integração de um SIG com procedimentos geoestatísticos na análise e interpolação de dados espacialmente distribuídos.

Os dados utilizados, de propriedade do Centro Nacional de Pesquisas de Solos (CNPS - RJ), foram obtidos no levantamento dos solos da Fazenda Canchim, em São Carlos - SP. Estes se referem a uma amostragem de 85 observações georreferenciadas coletadas no horizonte Bw (camada do solo com profundidade média de 1m). Dentre as variáveis disponíveis, selecionou-se para estudo o teor de argila.

O estudo de caso aqui apresentado refere-se à análise da variação espacial do teor de argila sobre a área da Fazenda Canchim. Considera-se o teor de argila ao longo do perfil, classificado do seguinte modo (Calderano Filho et al., 1996):

- MUITO ARGILOSO: solos que apresentam 59% ou mais de argila;
- ARGILOSO: solos que apresentam de 35% a 59% de argila;
- MÉDIO: solos que apresentam de 15% a 35% de argila;
- ARENOSO: solos que apresentam menos de 15% de argila.

Para tal experimento, foram realizados os procedimentos de análise geoestatística: análise exploratória e de continuidade espacial do teor de argila, modelagem dos semivariogramas experimentais, validação do modelo e interpolação através de krigagem. Para maiores detalhes, o leitor deve referir-se a Camargo (1997), que descreve ainda o desenvolvimento de um módulo geoestatístico no ambiente SPRING.

5.5.1 ANÁLISE EXPLORATÓRIA

Como mencionado anteriormente, a amostra é composta por 85 observações georreferenciadas; dentre as variáveis disponíveis, escolheu-se o teor de argila. O valor desta propriedade corresponde às observações que se realizaram no interior do solo, horizonte Bw. A Figura 5.16 apresenta a distribuição das observações na área de estudo.

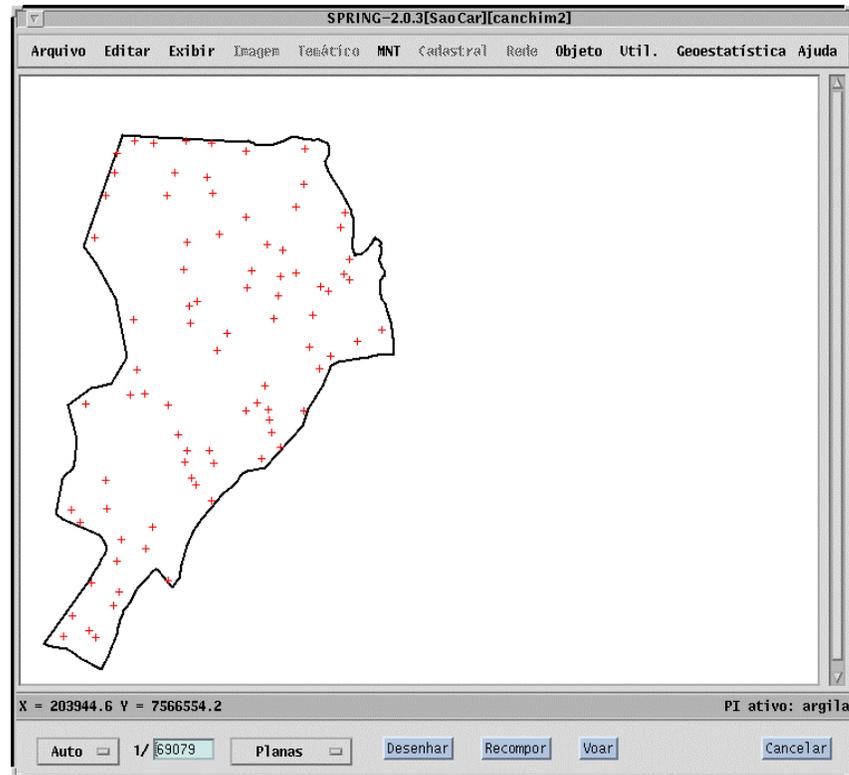


Fig 5.16 - Distribuição das observações na área de estudo.

Utilizando os recursos disponíveis do Módulo de Análise Exploratória desenvolvido no sistema SPRING, pode-se determinar que a distribuição da variável em estudo é aproximadamente normal, dando suporte à hipótese de normalidade dos dados.

5.5.2 MODELAGEM DOS SEMIVARIOGRAMAS E DA ANISOTROPIA

Após análise exaustiva das diferentes configurações dos dados, descrita em Barbosa (1997), foram considerados dois semivariogramas, como representativos da anisotropia dos dados: o associado à direção Norte (0°), que possui maior alcance e o semivariograma associado à direção Leste (90°), que possui menor alcance. O resultado do ajuste experimental dos semivariogramas é apresentado na Figura 5.17.

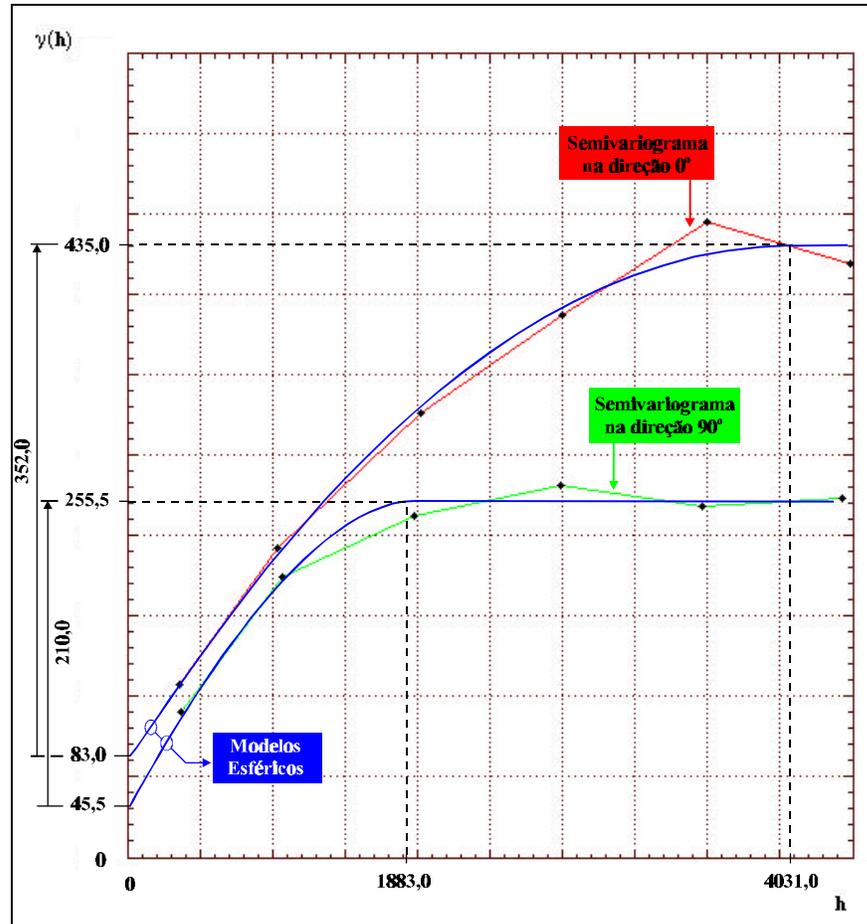


Fig. 5.17 - Representação gráfica dos modelos teóricos de ajuste aos semivariogramas experimentais nas direções 0° e 90°.

Conforme ilustrado na Figura 5.17, as linhas azuis, em ambas direções, são os modelos teóricos de ajuste dos semivariogramas direcionais. O semivariograma com maior patamar foi ajustado com um efeito pepita de (83,0), uma estrutura esférica com contribuição (352,0) e alcance (4.031,0). De maneira análoga, o semivariograma na direção 90° foi ajustado com efeito pepita (45,5), uma estrutura esférica com contribuição (210,0) e alcance (1.883,0).

O passo seguinte refere-se a modelagem da anisotropia. Inicialmente identifica-se os eixos de anisotropia, isto é, os eixos de maior e menor variabilidade espacial do fenômeno em estudo. Neste caso, em particular, os eixos de anisotropia coincidem com os eixos de coordenadas. Uma vez identificados os eixos de anisotropia, define-se um único modelo que descreve como o semivariograma varia quando mudam as distâncias e direções.

Um método para combinar os modelos direcionais num único modelo consistente para todas as direções é apresentado por Isaaks e Srivastava (1989, p. 377-386). Resumidamente, este método consiste em definir uma transformação que reduz o modelo direcional a um modelo normalizado com alcance igual a 1 (substitui-se \mathbf{h} pela distância \mathbf{h}/a , onde a é o alcance). O modelo único (ou completo), o qual é expresso através da seguinte equação:

$$\begin{aligned} \gamma(\mathbf{h}) = & 45,5 + 210,0 \left[\text{Sph} \left(\sqrt{\left(\frac{h_{0^\circ}}{4031,0} \right)^2 + \left(\frac{h_{90^\circ}}{1883,0} \right)^2} \right) \right] + 142,0 \left[\text{Sph} \left(\sqrt{\left(\frac{h_{0^\circ}}{4031,0} \right)^2 + \left(\frac{h_{90^\circ}}{\infty} \right)^2} \right) \right] + \\ & + 37,5 \left[\text{Sph} \left(\sqrt{\left(\frac{h_{0^\circ}}{\varepsilon} \right)^2 + \left(\frac{h_{90^\circ}}{\infty} \right)^2} \right) \right] . \end{aligned} \quad (5.21)$$

O modelo completo, apresentado na Equação 4.3, é composto de quatro termos, a saber:

- O primeiro termo referente ao efeito pepita (C_o), igual a 45,5.
- O segundo termo referente à 1ª componente estrutural, um modelo esférico com contribuição 210, alcance 4031,0 na direção Norte (0°) e alcance 1883,0 na direção Leste (90°).
- O terceiro termo referente à 2ª componente estrutural, um modelo esférico com contribuição 142,0 e alcance 4031,0 relativo à direção Norte (0°).
- Por último, o quarto referente à 3ª componente estrutural, um modelo esférico com contribuição 37,5 e alcance muito pequeno, ε , relativo à direção Norte (0°). Este é um artifício empregado para representar o segundo efeito pepita .

5.5.3 ANÁLISE E APRESENTAÇÃO DE RESULTADOS

Para a apresentação dos resultados, é adotada a nomenclatura abaixo descrita:

- GKrV: refere-se à grade de valores estimados obtida da interpolação de krigagem, a partir de um modelo anisotrópico que supostamente representa a verdadeira continuidade espacial do fenômeno em estudo. Da análise geoestatística realizada, supõe-se que o fenômeno apresenta maior continuidade na direção Norte (0°) e menor na direção Leste (90°).
- GKrVe: refere-se à grade da variância de krigagem, associada a GKrV.
- GKrI: refere-se a Grade de valores estimados obtida da interpolação de krigagem a partir de um modelo isotrópico. Neste caso, admite-se que a continuidade espacial do fenômeno é a mesma em qualquer direção.
- GKrIe: refere-se à grade da variância de krigagem, associada a GKrI.
- GKrA : refere-se à grade de valores estimados obtida da interpolação de krigagem, a partir de um modelo anisotrópico que utiliza direções intermediárias (10° e 100°) às direções de máxima e mínima continuidade.
- GKrAe: refere-se à grade da variância de krigagem, associada a GKrA.

5.5.4 RESULTADOS DA KRIGEAGEM

Como ponto de partida, é interessante verificar a continuidade espacial do fenômeno em estudo (teor de argila). Para realizar tal análise, é necessário transformar as grades de valores estimados e as correspondentes grades de erros em imagens.

A seqüência de imagens a seguir apresenta os resultados obtidos sobre as grades GKrV (Figura 5.18), GKrVe (Figura 5.19), GKrI (Figura 5.20), GKrIe (Figura 5.21), GKrA (Figura 5.22) e GKrAe (Figura 5.23).

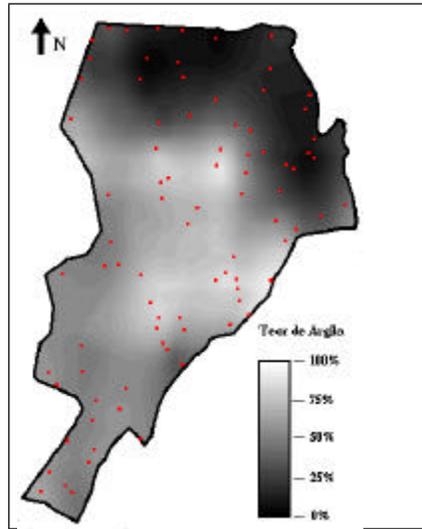


Fig. 4.17 - Imagem relativa a GKrV.

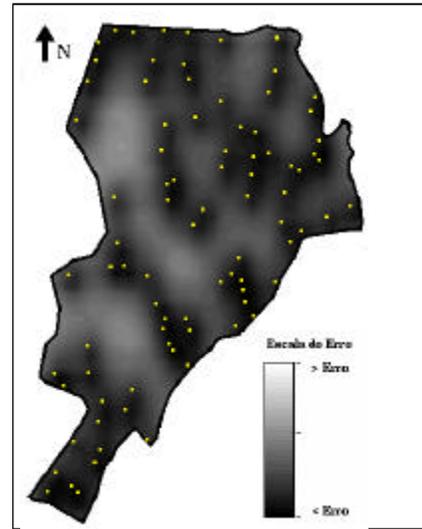


Fig. 4.18 - Imagem relativa a GKrVe.

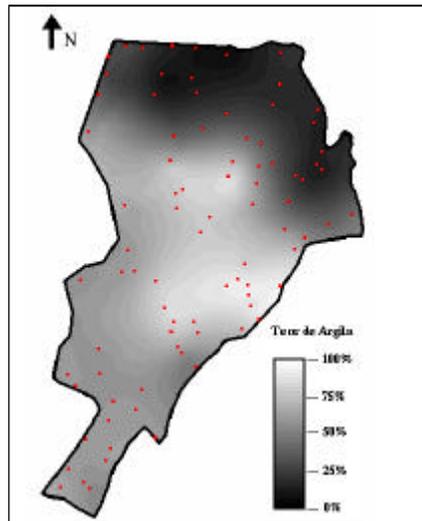


Fig. 4.19 - Imagem relativa a GKrl.

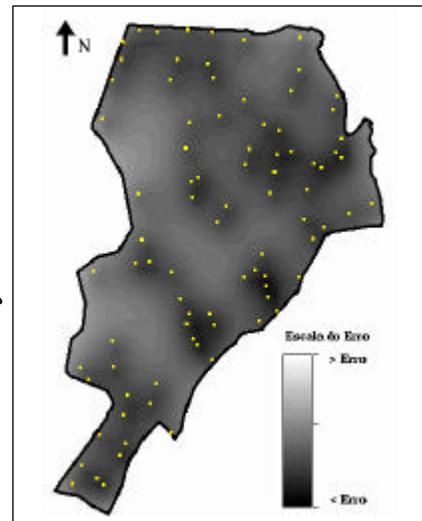


Fig. 4.20 - Imagem relativa a GKrlE.

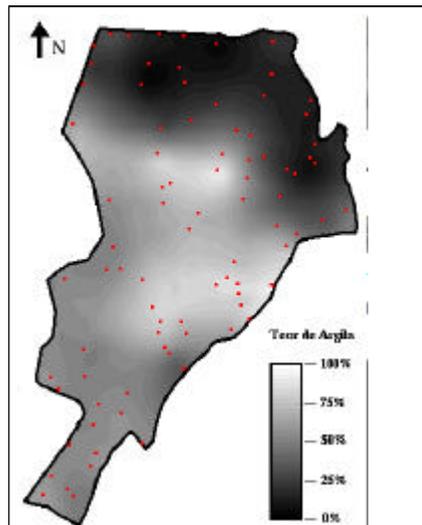


Fig. 4.21 - Imagem relativa a GKrA.

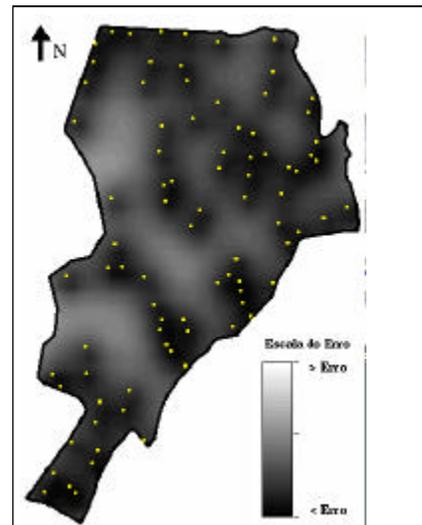


Fig. 4.22 - Imagem relativa a GKrAe.

Através das imagens apresentadas, pode-se constatar algumas características comuns:

- essas imagens revelam que, nas regiões Norte e Nordeste, o teor de argila é relativamente baixo;
- na região Central, observa-se mudanças graduais do teor de argila, indo de valores moderados a altos, e
- nas regiões Sul e Sudoeste aproximadamente moderado.

De maneira análoga, as grades de variância do erro mostram que o erro da estimativa aumenta à medida em que se afasta dos pontos de observações. É possível também identificar, nestas imagens, regiões onde a amostragem pode ser melhorada.

Um outro aspecto a ser observado, e talvez o mais importante, é o efeito da anisotropia:

- Observa-se, na grade GKrV, a qual supostamente representa a verdadeira continuidade espacial, que as mudanças graduais do teor de argila são visivelmente diferentes das demais, principalmente na região central.
- A imagem da grade GkrI mostra que a continuidade espacial do teor de argila se propaga uniformemente em todas as direções. Neste caso a anisotropia é mascarada e, portanto, o resultado não revela a verdadeira continuidade espacial da variável em estudo.
- Por outro lado, a imagem da grade GkrA apresenta um caso intermediário à da suposta continuidade espacial verdadeira. Este caso também não revela a verdadeira variabilidade espacial, apenas mostra que o teor de argila se propaga mais intensamente na direção 10° e menos intensamente na direção ortogonal (100°).

Resumindo, esta primeira análise procurou focar, através de três exemplos, que a escolha do modelo decorrente da análise de continuidade espacial deve ser a melhor possível, a fim de retratar a verdadeira variabilidade do fenômeno em estudo.

A análise seguinte refere-se a uma operação de fatiamento realizada na grade GKrV, a qual supostamente representa a verdadeira continuidade espacial do teor de argila. Os valores utilizados no fatiamento estão definidos segundo Calderano Filho et al. (1996). O resultado desta operação é a imagem apresentada na Figura 5.25.

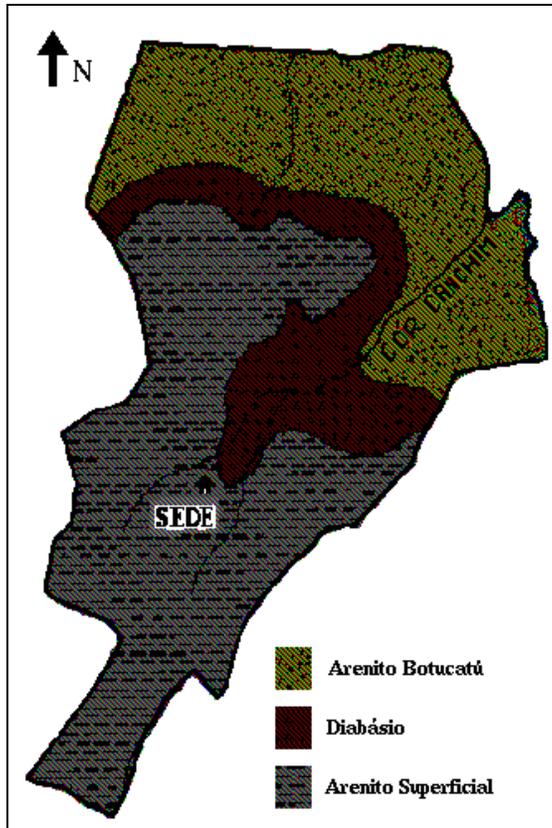


Fig. 5.24 - Geologia da região de estudo.

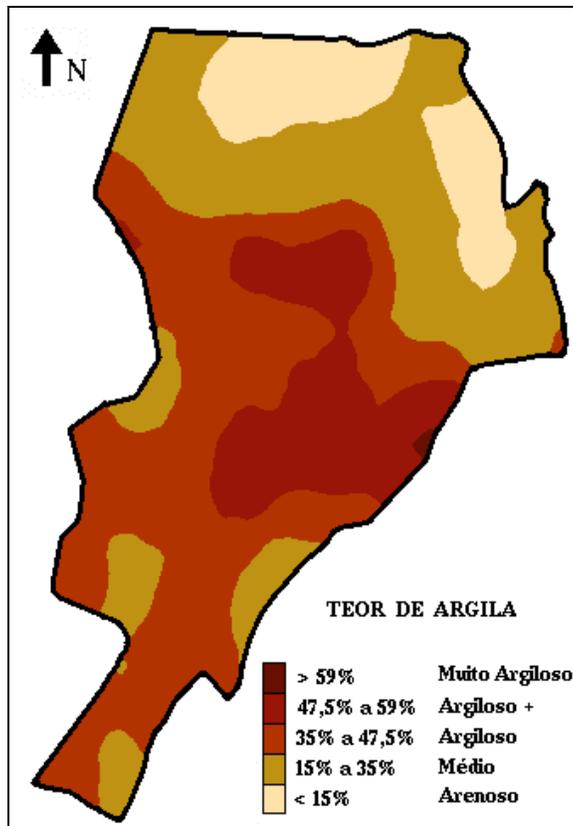


Fig. 5.25 - Imagem relativa ao fatiamento

da grade GKrV. Observando as Figuras 5.24 e 5.25, nota-se que ambas possuem feições semelhantes. Segundo Calderano Filho et al. (1996), no Arenito Superficial, encontram-se os solos argilosos e de teor médio de argila, na Formação Serra Geral (diabásio) predominam os solos com teores argilosos a muito argilosos e na Formação Arenito Botucatu encontram-se solos com teor médio de argila e os solos arenosos.

Um outro tipo de análise refere-se à comparação entre o mapa de classes de solos segundo o teor de argila, Mp1, (concebido pelo CNPS-EMBRAPA) e o mapa de teor de argila, Mp2, (gerado através de procedimentos geoestatísticos). Neste caso, a análise é restrita, pois, considera-se apenas o teor de argila às respectivas classes de solos. A Figura 5.26 confronta os resultados expressos pelos mapas Mp1 e Mp2.

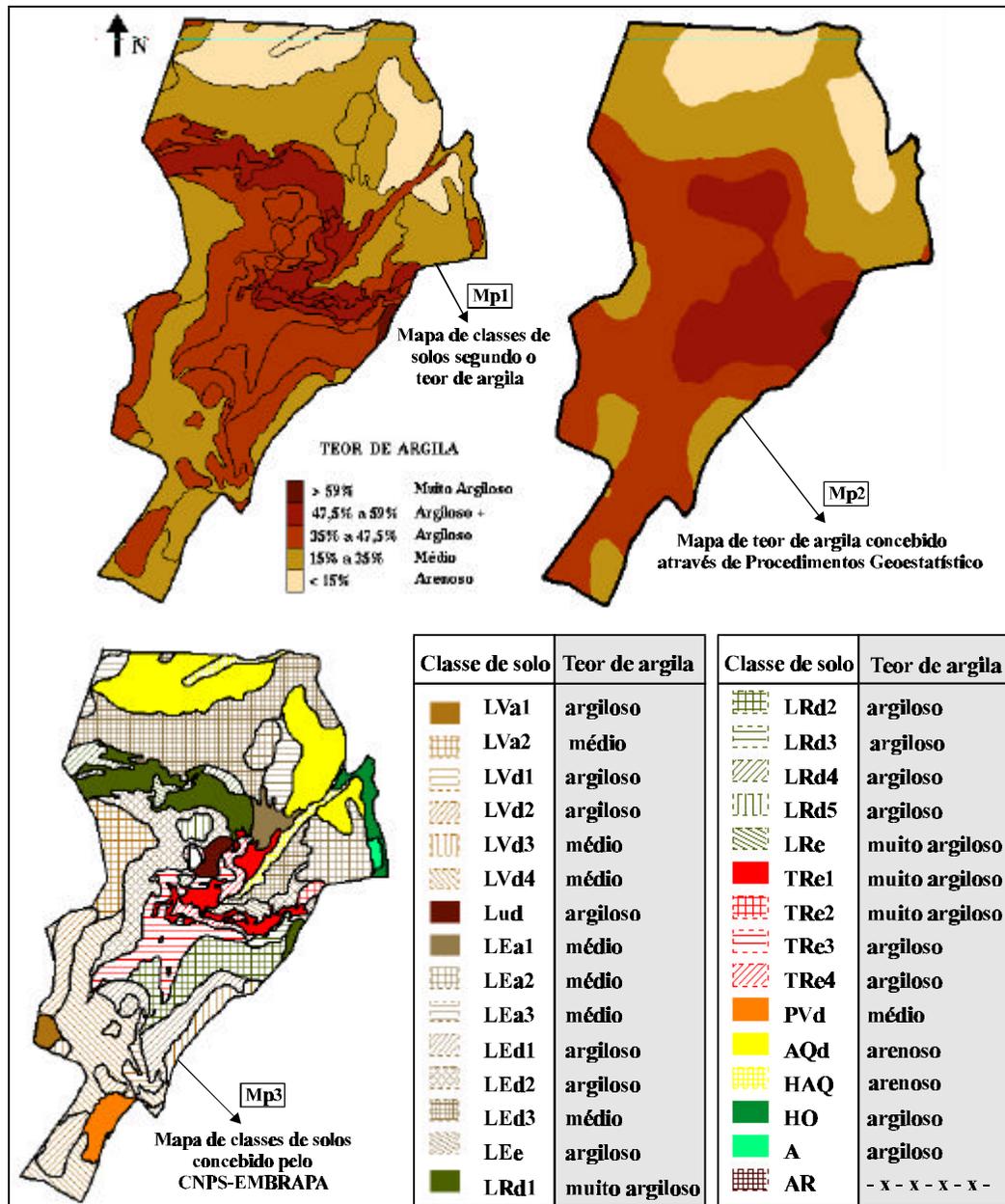


Fig. 5.26 - Comparação entre o mapa de classes de solos segundo o teor de argila e o mapa de teor de argila gerado através de procedimentos geoestatísticos.

Na Figura 5.26, alguns resultados são observados. Por exemplo, examinando a região norte e nordeste do mapa de solos (Mp1), observa-se a presença de solos arenosos (classe AQd) e solos com teor médio de argila (classes LEd3, LEa2, LEa3), o

que pode ser constatado também no mapa de teor de argila (Mp2). Um outro exemplo, são os solos argilosos e muito argilosos (classes de solos Lud, LRd1 e Tre1), que se encontram na região central de ambos os mapas, Mp1 e Mp2. E assim, várias outras classes de solo, como LVa1, LVa2, etc.

Considerando a deficiência de amostragem, com as conseqüentemente limitações impostas à análise geoestatística efetuada, o resultado apresentado na Figura 5.26 é de certa forma expressivo e revela a boa adequação das técnicas de krigagem ao estudo de caso.

5.5.5 KRIGEAGEM VERSUS MÉTODOS CONVENCIONAIS DE ESTIMAÇÃO

Esta seção apresenta, de forma comparativa, os resultados obtidos da krigagem com outros métodos de estimação disponíveis no sistema SPRING, como: média ponderada pelo inverso do quadrado da distância, média simples e vizinho mais próximo. Não é o objetivo deste trabalho detalhar cada um destes métodos, pois os mesmos são descritos na literatura, como, por exemplo, em Burrough (1987).

Das 85 observações de campo realizadas nos limites da Fazenda Canchim, as seguintes grades de valores estimados são geradas:

- GKrV e GKrI : conforme definido anteriormente;
- GID: refere-se à grade de valores estimados obtida através do método de estimação média ponderada pelo inverso do quadrado da distância;
- GMS: refere-se à grade de valores estimados obtida através do método de estimação média simples;
- GVP: refere-se à grade de valores estimados obtida através do método de estimação vizinho mais próximo.

A seqüência de imagens a seguir apresenta os resultados obtidos e se refere às grades GKrV , GKrI , GID, GMS e GVP . O mapa geológico é utilizado como referência à análise comparativa.

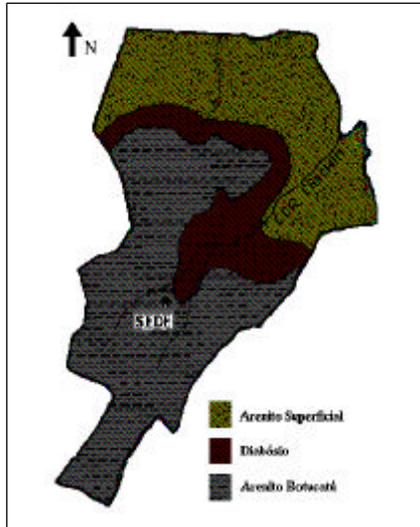


Fig. 4.26 - Imagem do mapa geológico.

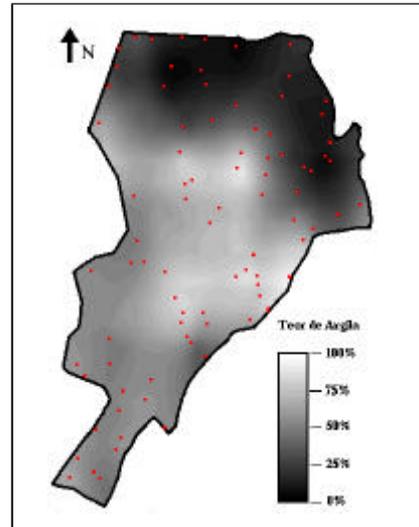


Fig. 4.27 - Imagem relativa a GKrV.

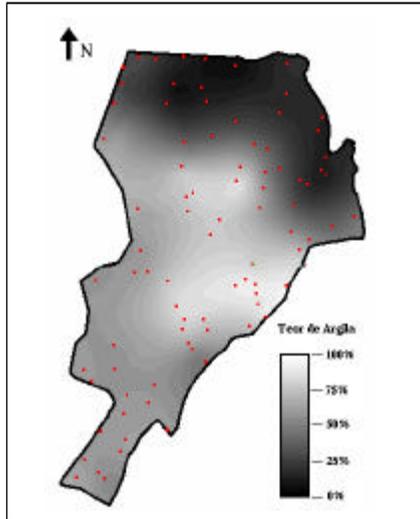


Fig. 4.28 - Imagem relativa a GKrl.

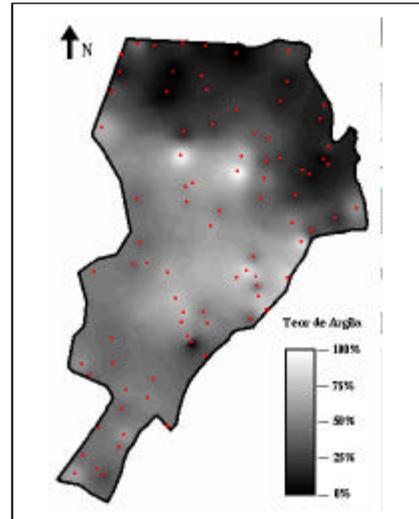


Fig. 4.29 - Imagem relativa a GID.

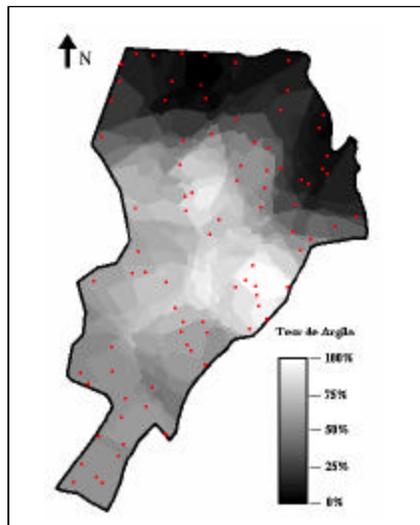


Fig. 4.30 - Imagem relativa a GMS.

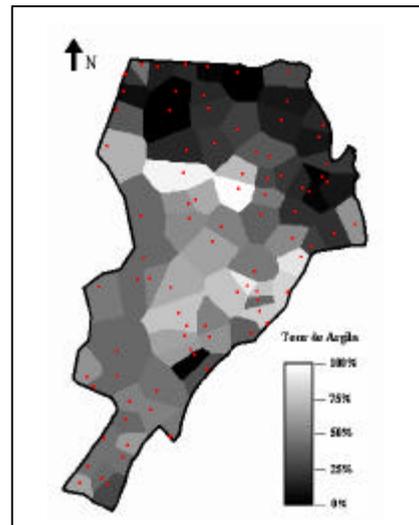


Fig. 4.31 - Imagem relativa a GVP.

Através das imagens apresentadas , pode-se constatar alguns fatos:

- É relativamente fácil de ser constatado que a imagem referente à GKrV (Grade de Krigeagem obtida a partir de um modelo anisotrópico e que supostamente representa a Verdadeira continuidade espacial do fenômeno) é a que melhor expressa a variabilidade do teor de argila. Por exemplo, no mapa geológico onde ocorre o diabásio, cujo teor de argila é do produto de alteração grande, observa-se que o resultado expresso pela grade GKrV tende a moldar a variabilidade espacial do fenômeno nesta região.
- Com algumas ressalvas, o método da média ponderada pelo inverso do quadrado da distância produz resultado que se assemelha ao resultado da krigagem proveniente de um modelo isotrópico. O ponto crítico, porém, ocorre em regiões onde há superestimação e subestimação do teor de argila o que difere do resultado oriundo da krigagem, onde as mudanças de valores do teor de argila são graduais.
- Os resultados produzidos pelos métodos de estimação média simples e vizinho mais próximo (Figura 4.31) são menos expressivos com relação aos demais. O método da média simples produz resultado que apresenta imbricação, principalmente na região central da área de estudo (Figura 4.30). Já o método de estimação relativo ao vizinho mais próximo (Figura 4.31), embora sendo o que pior expressa a variabilidade espacial do fenômeno estudado, revela a área de influência de cada ponto de observação. Tal informação é de grande valia, como, por exemplo, numa análise preliminar para detecção de valores amostrais suspeitos.

Uma forma alternativa de avaliar os resultados produzidos pelos respectivos estimadores é através da operação de fatiamento aplicada às respectivas grades geradas. Os resultados são apresentados a seguir.

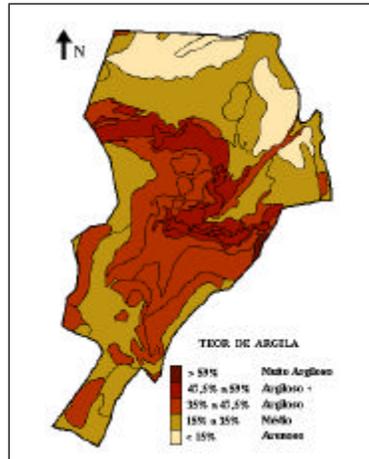


Fig. 4.34 - Mapa de solos concebido pelo CNPS segundo teor de argila.

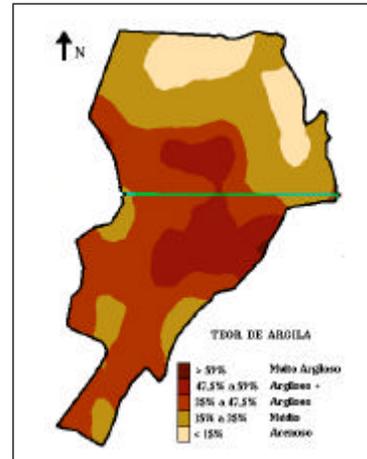


Fig. 4.35 - Fatiamento relativo a GKrV.

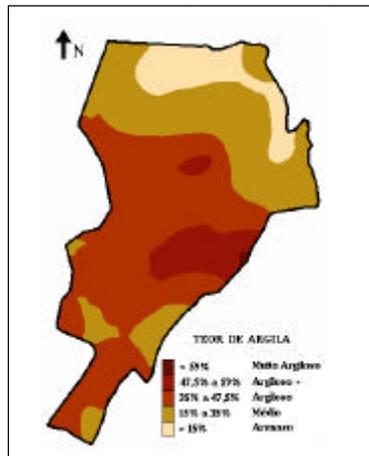


Fig. 4.36 - Fatiamento relativo a GKrl.

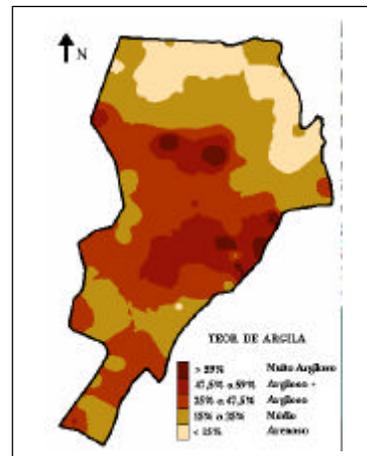


Fig. 4.37 - Fatiamento relativo a GID.

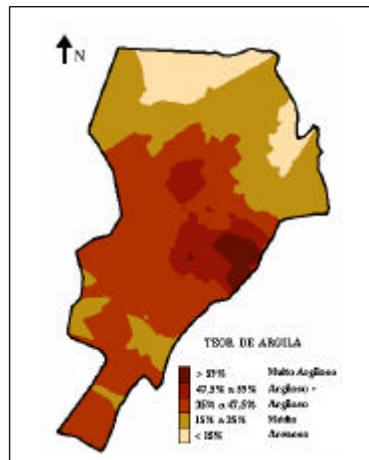


Fig. 4.38 - Fatiamento relativo a GMS.

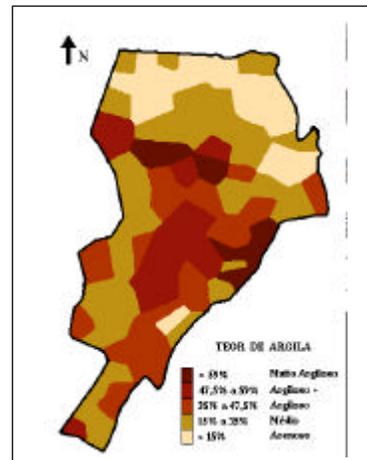


Fig. 4.39 - Fatiamento relativo a GVP.

De maneira análoga à análise anterior, constata-se que o resultado relativo ao fatiamento da grade GKrV é o que melhor expressa a variabilidade do fenômeno, quando comparado ao mapa de classes de solos concebido pelo CNPS-EMBRAPA (Figura

4.34). Também verifica-se que o resultado referente ao fatiamento da grade GID (Figura 4.37) é próximo ao resultado do fatiamento da grade GKrI (Figura 4.36), mas apresenta regiões que há superestimação e subestimação de valores. Os resultados referentes às Figuras 4.38 e 4.39 são menos expressivos que os demais.

Este capítulo se encerra com a ilustração da Tabela 5.1, a qual apresenta, de forma sintetizada, as principais razões pelas quais os resultados obtidos pela krigeagem produziram resultados mais significativos em relação aos outros métodos de estimação.

TABELA 5.1 - CARACTERÍSTICAS DOS MÉTODOS DE ESTIMAÇÃO.

Métodos Geoestatísticos	Métodos Convencionais
<ul style="list-style-type: none"> os pesos são determinados a partir de uma análise de correlação espacial baseada no semivariograma. $\lambda_i = f [\gamma(\mathbf{h})]$	<ul style="list-style-type: none"> os pesos são determinados meramente em função da distância. $\lambda_i = f (d_i)$
<ul style="list-style-type: none"> Área de influência na interpolação é indicada pelo alcance. 	<ul style="list-style-type: none"> raio de busca é arbitrário.
<ul style="list-style-type: none"> Modela anisotropia, isto é, detecta as direções de maior e menor continuidade espacial do fenômeno. 	<ul style="list-style-type: none"> Anisotropia é ignorada.
<ul style="list-style-type: none"> Trata redundância (“Clusters”), isto é, atribui pesos adequados para agrupamentos de amostras. 	<ul style="list-style-type: none"> Redundância é ignorada. Neste caso, podem ocorrer superestimação ou subestimação de valores.