

**KRIGAGEM INDICATIVA PARA ELABORAÇÃO DE MAPAS
PROBABILÍSTICOS EM AGRICULTURA DE PRECISÃO**

Talita Tanaka Fernandes

Dissertação apresentada à Universidade Estadual Paulista “Júlio de Mesquita Filho” para a obtenção do título de Mestre em Biometria.

BOTUCATU
São Paulo - Brasil
Fevereiro – 2014

**KRIGAGEM INDICATIVA PARA ELABORAÇÃO DE MAPAS
PROBABILÍSTICOS EM AGRICULTURA DE PRECISÃO**

Talita Tanaka Fernandes

Orientador: Prof. Dr. **Prof. Dr. Paulo Milton Barbosa Landim**

Dissertação apresentada à Universidade Estadual Paulista “Júlio de Mesquita Filho” para a obtenção do título de Mestre em Biometria.

BOTUCATU
São Paulo - Brasil
Fevereiro – 2014

Ficha Catalográfica

FICHA CATALOGRÁFICA ELABORADA PELA SEÇÃO TÉC. AQUIS. TRATAMENTO DA INFORM.
DIVISÃO DE BIBLIOTECA E DOCUMENTAÇÃO - CAMPUS DE BOTUCATU - UNESP
BIBLIOTECÁRIA RESPONSÁVEL: ROSEMEIRE APARECIDA VICENTE - CRB 8/5651

Fernandes, Talita Tanaka.

Krigagem Indicativa para elaboração de mapas probabilísticos em agricultura de precisão / Talita Tanaka Fernandes. - Botucatu, 2014

Dissertação (mestrado) - Universidade Estadual Paulista, Instituto de Biociências de Botucatu

Orientador: Paulo Milton Barbosa Landim

Capes: 10202005

1. Agricultura de precisão. 2. Análise espacial (Estatística). 3. Geologia - Métodos estatísticos. 4. Krigagem. 5. Mapas estatísticos.

Palavras-chave: Agricultura de precisão; Análise espacial; Cana de açúcar; Geoestatística.

Dedicatória

A meus pais, pelo apoio incondicional.

Agradecimentos

À minha família pelo apoio e dedicação que sempre oferecem.

Às amigas da República TPM que se tornaram uma família durante essa etapa da minha vida.

À Ramon Felipe Bicudo da Silva, por ceder os dados utilizados nesse estudo.

À Alessandra Fagioli da Silva, pelo auxílio prestado e pelas inúmeras dúvidas sanadas.

Aos Professores que desde o princípio concederam o ensino necessário para chegar ao Mestrado.

As amigos Luiz Ricardo Nakamura e Simone Grego, pelo incentivo, apoio, broncas e a grande ajuda que tem oferecido desde a graduação.

À amiga Mariana Oliveira Zoner, por estar presente nos nos momentos bons e principalmente os difíceis desta fase.

Ao meu Orientador, Paulo Milton Barbosa Landim, muito obrigada pela orientação ao longo deste trabalho, e por ser sempre tão paciente a cada reunião.

Sumário

	Página
LISTA DE FIGURAS	vii
LISTA DE TABELAS	ix
RESUMO	x
SUMMARY	xii
1 INTRODUÇÃO	1
2 REVISÃO DE LITERATURA	2
2.1 Análise espacial de dados	3
2.2 Geoestatística	5
2.2.1 Variáveis regionalizadas	6
2.2.2 Variograma	7
2.2.2.1 Anisotropia	13
2.2.3 Krigagem	15
2.2.3.1 Krigagem Ordinária	17
2.2.3.2 Krigagem Indicativa	18
2.2.3.3 Krigagem Universal	21
2.3 Regressão Polinomial	23
2.4 Agricultura de Precisão	25
2.5 Cana-de-açúcar	25

3 MATERIAL E MÉTODOS	27
3.1 Caracterização da área estudada	27
3.2 Variáveis	28
3.3 Programas	32
4 RESULTADOS	33
4.1 Análise Introdutória dos Dados	33
4.2 Análise Geoestatística dos Dados	43
5 CONCLUSÕES	57
ANEXOS	59
6 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	62

Lista de Figuras

	Página
1	Mapa com distribuição de pontos, superfície com amostra de pontos e valores estimados (Fonte: Site Scielo Brasil) e mapa com divisões de áreas (Fonte: DATASUS). 4
2	Amostragem em duas dimensões. (Fonte: CAMARGO et al. (2004)). 9
3	Parâmetros do Variograma. (Fonte: CAMARGO et al.(2004)). 10
4	Direções geralmente utilizadas em variogramas direcionais. (Fonte: SILVA et al.(2013)). 11
5	Parâmetros para o cálculo do variograma a partir dos elementos irregularmente espaçados em duas dimensões. (Fonte: CAMARGO (1997) apud GREGO (2010)). 12
6	Principais modelos transitivos normalizados. (Fonte: CAMARGO et al. (2004)). 13
7	(a)Anisotropia Geométrica e (b)Anisotropia Combinada. (Fonte: CAMARGO et al. (2004)). 15
8	Variograma com tendência. (Fonte: LANDIM et al. (2002)). 22
9	Localização da bacia hidrográfica do Rio Araquá no contexto Estadual e Regional. (Fonte: SILVA, 2011). 27
10	Amostragem de pontos de coleta na sub-bacia hidrográfica do Rio Araquá (a) Pelo Surfer. Fonte: (b) (SILVA, 2011). 30
11	Histogramas das variáveis. 34
12	Box-Plot das variáveis (a) Areia, (b) Argila, (c) Fósforo, (d) Potássio e (e) Saturação por Bases. 36

13	Gráfico de Probabilidade Acumulada da Areia.	37
14	Gráfico de Probabilidade Acumulada da Argila.	38
15	Gráfico de Probabilidade Acumulada da Fósforo.	39
16	Gráfico de Probabilidade Acumulada da Potássio.	40
17	Gráfico de Probabilidade Acumulada da Saturação por bases.	41
18	Gráfico da distribuição de quantidade das variáveis, (a) Areia, (b) Argila, (c) Fósforo e (d) Potássio.	42
19	Gráfico da distribuição de quantidade da variável Saturação por bases.	43
20	Variogramas direcionais da Areia.	44
21	Variogramas direcionais da Argila.	45
22	Variogramas direcionais da Fósforo.	46
23	Variogramas direcionais da Potássio.	47
24	Variogramas direcionais da Saturação por Bases.	48
25	Variograma ommidirecional da Areia.	50
26	Variograma ommidirecional da Argila.	51
27	Variograma ommidirecional do Fósforo.	51
28	Variograma ommidirecional do Potássio.	52
29	Variograma ommidirecional da Saturação por Bases.	52
30	Mapa de probabilidade de ocorrência da (a) Areia, (b) Fósforo, (c)Potássio e (d) Saturação por Bases	54
31	Mapa da Regressão polinomial: (a)Argila e (c)Areia, Mapa de resíduos: (b) Areia, (d) Argila	56

Lista de Tabelas

	Página
1	Valores de corte e resultado para cada variável 31
2	Estatística descritiva para cada variável 33
3	Matriz de correlação entre as variáveis 37
4	Valor dos parâmetros dos ajustes variográficos. 49
5	Dados referentes as amostras coletadas e valores após a transformação binária 60

KRIGAGEM INDICATIVA PARA ELABORAÇÃO DE MAPAS PROBABILÍSTICOS EM AGRICULTURA DE PRECISÃO

Autora: TALITA TANAKA FERNANDES

Orientador: Prof. Dr. PROF. DR. PAULO MILTON BARBOSA LANDIM

RESUMO

No presente trabalho procura-se mostrar a aplicação de metodologia geoestatística não linear, mais especificamente Krigagem Indicativa, na criação de mapas probabilísticos de ocorrência de variáveis pedológicas, com o intuito de contribuir para o melhoramento e correção de insumos em áreas de plantio, reduzindo desse modo custos e impactos ambientais negativos e, assim, aumentar a produtividade agrícola. Esta metodologia foi aplicada à região da bacia do Rio Araquá, localizada nos municípios de Botucatu e São Manuel - São Paulo, Brasil, gerando mapas das variáveis fósforo, potássio e saturação por bases, de acordo com a textura do solo (arenoso e/ou argiloso) para o plantio de cana-de-açúcar, cultivo predominante na área. A técnica de krigagem indicativa foi eficiente na geração de mapas probabilísticos para as variáveis em estudo, mostrando as áreas com necessidade de uma determinada correção do solo ou não. Nota-se que a área central da região possui solo predominantemente argiloso, sendo esta também a área em que se encontra

maiores quantidades de fósforo, potássio e saturação por bases. Vale ressaltar ainda que as variáveis não apresentaram distribuição normal e sim presença de valores anômalos/*outliers*, o que destaca a praticidade e facilidade de uso dessa técnica.

INDICATOR KRIGING TO ELABORATE PROBABILISTIC MAPS FOR PRECISION AGRICULTURE

Author: TALITA TANAKA FERNANDES

Adviser: Prof. Dr. PROF. DR. PAULO MILTON BARBOSA LANDIM

SUMMARY

The main purpose of this paper is to apply non-linear geostatistical methodology, specifically Indicator Kriging, to create probability maps of occurrence of soil variables. The idea is to contribute for the improvement and correction of inputs in planting areas, reducing costs and negative environmental impacts and thereby increase agricultural productivity. This methodology was applied to the region of the basin area of the Araquá River, located in the municipalities of São Manuel and Botucatu - São Paulo State, Brazil, generating probability of occurrence maps of phosphorus, potassium and base saturation, according to the texture of the soil (sandy and clay) for sugar cane plantation, predominant crop in the area. The kriging technique was efficient to generate probabilistic maps to the studied variables, showing the areas in need of a particular soil amendment or not. The central area of the region is predominantly clay soil, also this is an area that is larger amounts of

phosphorus, potassium and base saturation. It is also worth noting that the variables were not normally distributed, but the presence of anomalous values/outliers, which highlights the practicality and ease use of this technique.

1 INTRODUÇÃO

A geoestatística tem tido uma crescente aplicação nas ciências agrárias principalmente na área de agricultura de precisão, pois possibilita o gerenciamento das culturas, levando em consideração a variabilidade espacial de atributos, visando a otimização da produção agrícola e a minimização de impactos ambientais.

O mapeamento de dados georreferenciados auxilia na análise e localização de áreas com maior ou menor probabilidade de ocorrência para certas variáveis de interesse, possibilitando o direcionamento de providências específicas para tais localidades. O grande número de observações existentes, porém, torna esse mapeamento e subsequente análise, inviável manualmente e por isso faz-se necessário o uso de ferramentas computacionais, como os Sistemas de Informação Geográfica (SIGs), os quais representam um importante papel, auxiliando desde a entrada dos dados até os cálculos necessários para efetuar a análise quantitativa.

A área de estudo escolhida foi a bacia hidrográfica do Rio Araquá, situada nos municípios de Botucatu e São Manuel, que possui potencial produtivo para cana-de-açúcar, e por isso foram estudadas características do solo julgadas importantes para implantação desta cultura.

Esse trabalho teve como foco principal a análise espacial de variáveis pedológicas importantes na cultura de cana-de-açúcar que resultasse em mapeamento. Com esses resultados foi possível determinar e analisar os locais com maior probabilidade de ocorrência de cada variável, por meio de mapas probabilísticos gerados por krigagem indicativa, com o intuito de contribuir para o melhoramento e correção de áreas específicas, reduzindo custos e impactos ambientais negativos e aumentando a produtividade agrícola.

2 REVISÃO DE LITERATURA

Com relação às Ciências Agrárias, a metodologia geoestatística vem sendo cada vez mais aplicada no Brasil (VIEIRA, 2000; FARIAS et. al., 2003; CORÁ et. al., 2004; PONTELLI, 2006, entre outros) e com relação especificamente à agricultura de precisão destaca-se OLIVER (2010).

A maioria dos trabalhos aplicaram como método interpolados a krigagem ordinária (KO), mas existem também pesquisas que utilizaram a krigagem indicativa (KI), obtendo resultados significativos.

Valencia et al. (2001) salientaram que o uso da KI pode possibilitar a avaliação do risco da deficiência dos nutrientes no solo e planta. Desenvolveram o trabalho a fim de comparar o mapa de produtividade com os mapas que mostram a distribuição dos nutrientes limitantes na planta com os nutrientes disponíveis no solo, permitindo entender as causas de produtividades baixas.

Farias et al. (2003) determinaram a variabilidade espacial e potencial de produtividade em pomares de citros no município de Luiz Antônio-SP. Obtiveram sucesso ao utilizar a geoestatística não só na determinação da variabilidade espacial, mas também para mapear e analisar áreas de risco.

Vicente (2004) utilizou o índice de concordância Kappa, para comparação entre as Krigagens Ordinária (KO) e Krigagem Indicativa (KI), que foram usadas para estimar superfícies de rendimento. KO obteve melhores resultados, com uma pequena diferença de 2%. Ressaltou que os trabalhos envolvendo krigagem mostraram-se bastante aptos a estimar superfícies de rendimento, reduzindo significativamente o número de elementos amostrais que devem ser coletados em campo, ajudando assim, a reduzir os custos envolvidos no processo.

Montomiya et al. (2006) obtiveram bons resultados ao utilizar a krigagem indicativa na avaliação de indicadores de fertilidade em latossolos cultivados com cana-de-açúcar, afim de identificar zonas diferenciadas de manejo. Foram utilizados quartis como níveis de corte e a área de estudo localiza-se na Fazenda Santa Isabel, Jaboticabal-SP.

Ferraz et al. (2012) aliaram técnicas da agricultura de precisão e ferramentas da geoestatística para avaliar a disponibilidade de fósforo, potássio e produtividade do cafeeiro por meio de análise variográfica e mapas de isolinhas obtidos por meio de krigagem. O experimento foi desenvolvido na Fazenda Brejão, município de Três Pontas-MG e demonstraram que as ferramentas utilizadas foram de grande valia para o manejo da cultura do café.

Em Mendes et al. (2011), o método da KI foi utilizado como ferramenta para mapear a probabilidade de resposta à adubação com micronutrientes na cultura da videira irrigada, em área de produção comercial de uva de mesa em Petrolina - PE.

Nascimento et al. (2011) também utilizaram a geoestatística para quantificar o grau de dependência espacial das observações e construção de mapas de superfície por meio da krigagem indicativa, que mostrou-se eficiente na visualização das características avaliadas pelo produtor, auxiliando o mesmo no acompanhamento das plantas com características desejáveis ou não na área de cultivo.

Alves et al. (2013) utilizaram dados provenientes de um experimento de Alcântara (2010) na Fazenda Novo Horizonte, município de Gameleira-GO para definir zonas de manejo com base na variabilidade espacial da condutividade elétrica aparente do solo e da matéria orgânica em áreas de produção de milho e soja.

2.1 Análise espacial de dados

Existem diferentes metodologias para a análise espacial de dados, mas a característica comum presente é que os mesmos devem ser georreferenciados, ou seja, que os valores sejam sempre acompanhados das suas respectivas coordenadas

geográficas. A taxonomia mais utilizada para caracterizar os problemas em análise espacial considera três tipos de dados (CÂMARA, 2004). São eles: Eventos ou Padrões Pontuais, Superfícies Contínuas e Áreas com Contagens e Taxas Agregadas (Figura 1, (a), (b) e (c), respectivamente).

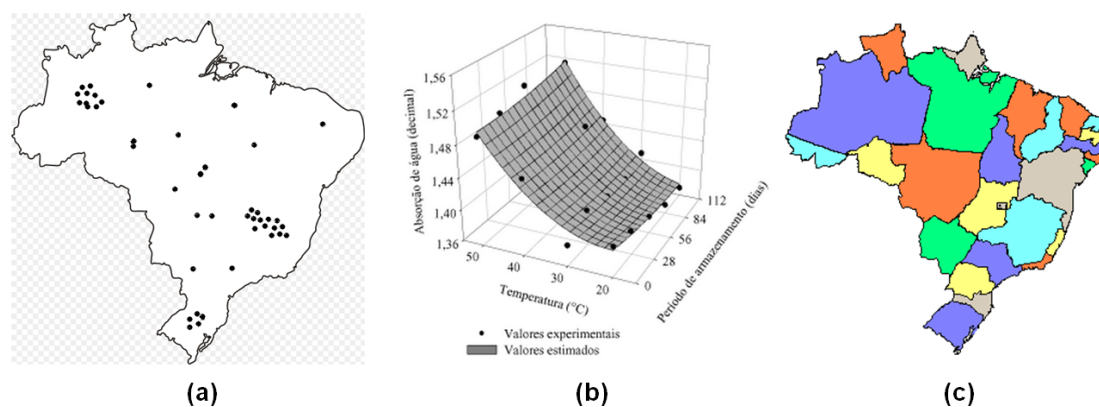


Figura 1 - Mapa com distribuição de pontos, superfície com amostra de pontos e valores estimados (Fonte: Site Scielo Brasil) e mapa com divisões de áreas (Fonte: DATASUS).

- Análise Espacial de Eventos: consiste em uma série de pontos localizados em uma área de interesse podendo estar associados a atributos de identificação. Esses fenômenos são denominados como processos pontuais. Nessa análise, busca-se inicialmente determinar se ocorre ou não um padrão de aglomerados espaciais (*cluster*).
- Análise Espacial de Superfícies: estes dados estão disponíveis na forma de valores pontuais, sendo suposto que pertencem a uma superfície contínua. Para que sejam estimados os pontos não amostrados é necessária a interpolação desses dados, por um dos métodos disponíveis, como por exemplo a estimativa geoestatística por krigagem. Essa forma de estimativa é a que será adotada neste trabalho.
- Análise Espacial de Áreas: a localização desse tipo de dados está associada a

áreas delimitadas por polígonos. Quando ocorre a visualização de um padrão espacial, o primeiro passo é a escolha de um modelo inferencial, que pode ser espacial discreto ou contínuo, de forma que o discreto considera que as áreas são diferentes umas das outras, apresentando uma distribuição de probabilidade distinta; já o modelo espacial contínuo considera que o fenômeno estudado forma uma superfície e neste caso as áreas são apenas suporte para coleta de dados.

2.2 Geoestatística

Segundo Yamamoto e Landim (2013), Georges Matheron, inspirado inicialmente nos trabalhos pioneiros de H. J. De Wijs, professor da Universidade Técnica de Delft, Holanda, e Daniel G. Krige, engenheiro de minas trabalhando nas minas de ouro do Rand na África do Sul, apresentou a partir dos anos 60 do século passado uma série de publicações, as quais pela sua importante contribuição para o estudo e formalização da Teoria das Variáveis Regionalizadas, o distingue como o criador da Geoestatística (Matheron, 1962, 1963a, 1963b, 1965).

A partir da década de 1980, a metodologia geoestatística vem tendo ampla aplicação, pois além de Lavra e Prospecção Mineira, é utilizada também em Agricultura de Precisão, Análise Espacial de Crimes, Cartografia, Climatologia, Ecologia da Paisagem, Engenharia Florestal, Epidemiologia, Geologia Ambiental, Geologia do Petróleo, Geotecnia, Hidrogeologia, Pedologia. Praticamente todas as últimas versões de programas para confecção de mapas ou Sistemas de Informações Geográficas apresentam módulos com métodos geoestatísticos.

A Teoria das Variáveis Regionalizadas, base para os estudos geoestatísticos, atualmente estabelecida, tem por objetivo o estudo e a representação estrutural desse tipo de variável para a resolução de problemas de estimativa, a partir de dados experimentais medidos sobre suportes que não abrangem totalmente tais domínios. O melhor estimador para uma variável regionalizada deve levar em consideração as respectivas posições relativas e, portanto, a característica estrutu-

ral do fenômeno. Qualquer variável dependente do espaço em que, além do caráter aleatório, apresente um caráter estrutural pode ser tratada como variável regionalizada e sofrer uma análise, segundo o formalismo desenvolvido pela Geoestatística. O termo geoestatística tem um significado mais amplo que a definição original de Matheron (1971) e pode ser definida como uma subárea da estatística que estuda as variáveis regionalizadas. Os métodos geoestatísticos fornecem um conjunto de técnicas necessárias para entender a aparente aleatoriedade dos dados, os quais apresentam, porém, uma possível estruturação espacial, estabelecendo, desse modo, uma função de correlação espacial. Essa função representa a base da estimativa da variabilidade espacial em geoestatística.

2.2.1 Variáveis regionalizadas

Ainda, segundo Yamamoto e Landim (2013), Matheron definiu uma variável regionalizada como uma função numérica com distribuição espacial, que varia de um local para o outro com continuidade aparente cujas variações não podem ser representadas por uma função matemática simples.

As variáveis regionalizadas, que tem um comportamento espacial com características intermediárias entre as variáveis verdadeiramente aleatórias e as totalmente determinísticas, são constituídas por um duplo aspecto aparentemente contraditório. Pela sua característica aleatória apresenta irregularidades e variação imprevisível de ser avaliada de um ponto para outro e pela sua característica estrutural apresenta relações existentes entre os pontos no espaço motivadas pela sua gênese. Em outras palavras: é impossível prever com exatidão o teor de um poluente numa pluma de contaminação (aspecto aleatório), mas é provável que se encontre um alto teor do poluente perto de outro alto teor do mesmo poluente (aspecto estrutural).

No estudo do comportamento das variáveis regionalizadas, entendidas como resultantes de um processo aleatório, a ferramenta fundamental é a análise da continuidade espacial. Para descrever a variação existente associada ao processo aleatório, deve-se supor que os valores da variável regionalizada obtidos em lugares

próximos tendem a ser autocorrelacionados.

A continuidade ou variabilidade espacial das Variáveis Regionalizadas não permite a determinação de todos os valores do domínio por meio da simples amostragem. Para tanto se torna necessário um processo de modelagem que devesse fornecer um modelo representativo do fenômeno estrutural sob estudo e que indique a autocorrelação espacial dos valores no domínio considerado. Desse modo o variograma modelado se torna a ferramenta fundamental para o estudo das variáveis regionalizadas.

2.2.2 Variograma

Uma variável regionalizada é representada por três tipos de variogramas: o verdadeiro, dificilmente conhecido; um experimental, facilmente observado a partir da coleta de valores espacialmente distribuídos; e finalmente um teórico, que após ajustado ao experimental possibilitara fazer inferências sobre o verdadeiro variograma.

Seja uma variável regionalizada $Z(x_i)$ coletada em diversos pontos i distribuídos por uma certa região. Como definir, porém, e, por consequência, prever o comportamento espacial da variável regionalizada?

Para entender a variação espacial do processo aleatório subjacente deve-se levar em consideração a possibilidade que o valor de cada ponto no espaço está relacionado de algum modo com valores obtidos a partir de pontos situados a certa distância, sendo razoável supor que a influência é tanto maior quanto menor for a distância entre os pontos. Daí que a inferência da continuidade espacial de uma variável regionalizada possa ser feita a partir de valores amostrais tendo como análise estrutural a estatística a dois pontos, como a seguir (YAMAMOTO; LANDIM, 2013).

O conjunto de variáveis aleatórias $Z(x_i)$, $i = 1, 2, \dots, N$, correlacionadas entre si constituem uma função aleatória da qual se conhece apenas uma realização $z(x_i)$, ou seja o conjunto dos dados experimentais. Com uma só realização

é teoricamente impossível determinar quaisquer parâmetros, como a média ou a variância, da função. A solução proposta por Matheron (1978) consiste em assumir restrições segundo diversos graus de estacionariedade da função aleatória.

A função variograma é definida como a variância do incremento $[Z(x+h) - Z(x)]$:

$$\gamma(h) = \frac{1}{2}E\{[Z(x+h) - Z(x)]^2\} \quad (1)$$

Onde,

- h : Distância em módulo de um ponto a outro.
- $z(x)$: Valor da observação coletado no ponto x_i ;
- $z(x+h)$: Valor da observação coletado no ponto $x+h$;

A estacionariedade de 2ª ordem assume a existência da variância e, portanto, de uma variância *a priori* finita. Existem porém fenômenos físicos e, conseqüentemente variáveis regionais, com uma capacidade infinita de dispersão nos quais não se pode definir *a priori* nem a covariância nem a variância. Matheron (1965) reconheceu o problema e propôs, pela hipótese intrínseca, que se geralmente a média pode não ser constante, para intervalos pequenos de h , as diferenças esperadas poderiam ser zero:

$$E[Z(x) - Z(x+h)] = 0 \quad (2)$$

Além disso substituiu a covariância pela variância das diferenças como medida de relação espacial, assumindo a existência e estacionariedade do variograma. Para todos os vetores h o incremento $[Z(x+h) - Z(x)]$ tem uma variância finita, a qual não depende do suporte x :

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

O variograma tem como conceito no espaço uma representação bidimensional, com duas variáveis X e Y , que são referentes a um mesmo atributo. Dessa

forma X e Y podem ser representados respectivamente por $z(x)$ e $z(x+h)$. A Figura 2 é a representação de uma amostra de elementos em duas dimensões:

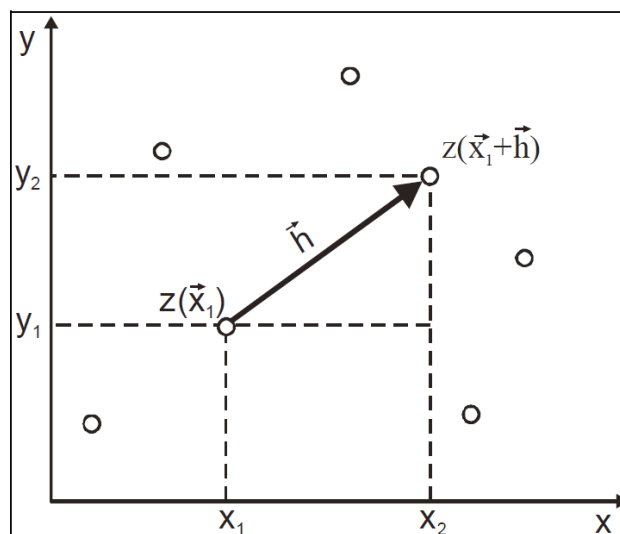


Figura 2 - Amostragem em duas dimensões. (Fonte: CAMARGO et al. (2004)).

Espera-se que a diferença entre dois elementos amostrais de um variograma diminua conforme o vetor de distância h também diminua, porque as observações separadas mais próximas espacialmente localizadas são mais semelhantes do que as que estão separadas espacialmente com uma distância maior.

Para ajuste do variograma, mesmo com a independência da forma de como é distribuída os elementos das amostras, é necessário o fornecimento dos parâmetros:

- Alcance (a): é a distância em que as amostras apresentam-se correlacionadas espacialmente.
- Efeito Pepita (C_0): é o valor que o variograma admite a medida que o h (o valor da distância), tende a zero pela direita.
- Patamar (C): é o valor do variograma correspondente ao alcance (a), se a partir deste ponto em diante a variância da diferença entre pares de amostras fica aproximadamente constante, não existe dependência espacial entre as amostras.

- Contribuição (C_1): é a diferença entre o Patamar e o Efeito Pepita.

A Figura 3 é um exemplo de variograma, com os parâmetros Alcance (a), Patamar (C), Efeito Pepita (C_0) e Contribuição (C_1):

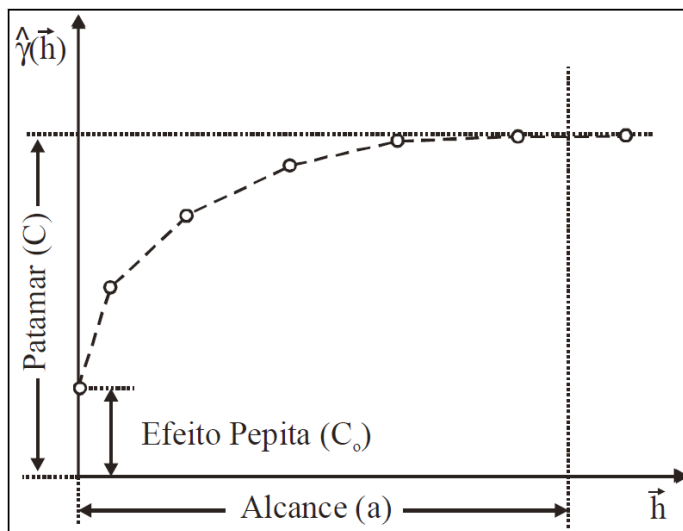


Figura 3 - Parâmetros do Variograma. (Fonte: CAMARGO et al.(2004)).

Para determinar o variograma experimental, onde os elementos amostrais estão regularmente distribuídos, é preciso tomar uma direção e, assim, repetir o cálculo de $\gamma(h)$ em todos os intervalos de distância (h). O cálculo do variograma é feito, geralmente, nas direções 0^0 , 45^0 , 90^0 e 135^0 , que estão representadas na Figura 4.

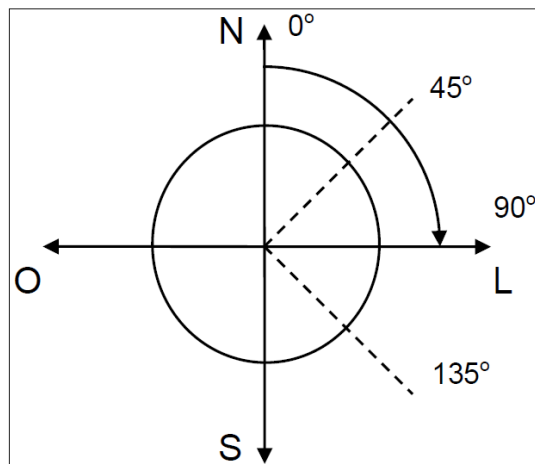


Figura 4 - Direções geralmente utilizadas em variogramas direcionais. (Fonte: SILVA et al.(2013)).

No caso dos pontos amostrais serem irregularmente distribuídos, a distância que é fornecida para o cálculo do variograma é conhecida como Lag, que tem um incremento I , uma tolerância T e uma direção D^0 , com tolerância angular A^0 , faz com que qualquer par de pontos que esteja e, uma distância entre $(I + T)$ e $(2I + T)$ e que esteja numa direção entre $(D - A)^0$ e $(D + A)^0$, vão ser adicionados ao cálculo do variograma. A largura da banda é um valor que impede que o “leque” formado quando a direção e a tolerância angular aumentam muito, restringindo os números de pares para impedir na interferência dos cálculos. Isso pode ser observado na Figura 5.

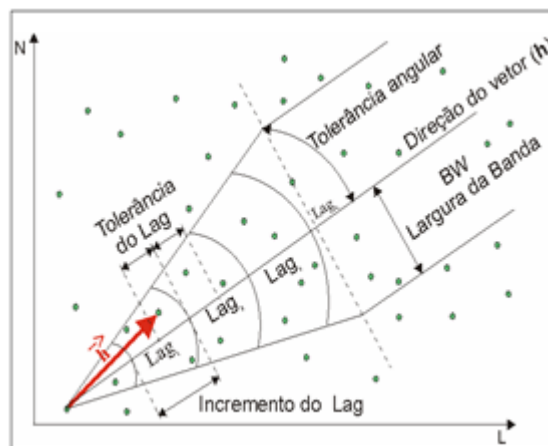


Figura 5 - Parâmetros para o cálculo do variograma a partir dos elementos irregularmente espaçados em duas dimensões. (Fonte: CAMARGO (1997) apud GREGO (2010)).

Para descrever de modo contínuo a variabilidade ou a correlação espacial existente nos dados, depois de obtido o variograma experimental, é necessário o ajuste à uma função matemática. O variograma experimental não serve para esse fim, pois há necessidade de interpolação e os pontos apresentar-se-ão com uma certa dispersão, principalmente para grandes distâncias, quando o número de pares de valores diminui. O variograma não avalia distâncias e direções intermediárias e uma interpolação entre os pontos do variograma experimental não garante a existência e unicidade de solução para o sistema de krigagem.

As funções matemáticas dos modelos devem permitir que a matriz de covariâncias, nele baseada, possa ser invertida, para fornecer os “pesos” para a interpolação por krigagem. Dess maneira, somente certos modelos podem ser usados e os mais utilizados são o Esférico, Exponencial e o Gaussiano, com formatos característicos. A Figura 6 ilustra esses modelos.

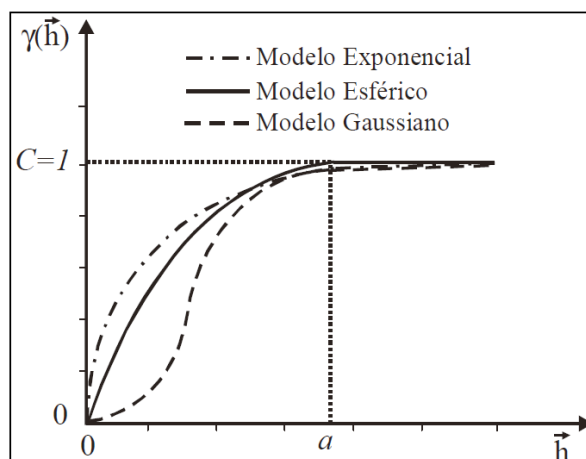


Figura 6 - Principais modelos transitivos normalizados. (Fonte: CAMARGO et al. (2004)).

Com isso, para a obtenção de um variograma é necessário supor que a variável regionalizada tenha um comportamento fracamente estacionário, ou seja, que os valores esperados sejam os mesmos, assim como a covariância espacial para uma determinada área. Desse modo, os valores dentro da área de interesse, que possam afetar os resultados, não apresenta, tendência. Nas situações em que isso não ocorre, ou seja, quando a variável ostenta uma variação sistemática é necessário uma metodologia específica para a correção, como o uso da krigagem universal.

A modelagem, ou seja, o ajuste de um variograma experimental à um teórico é o passo fundamental na análise variográfica, com consequências na estimativa por krigagem, sendo um processo que envolve várias tentativas e na qual a experiência pesa muito. Pode-se optar por um ajuste manual por comparação visual, mais sujeito a erros, ou, com auxílio de algoritmos, para ajustes automáticos como apresentado em Pannatier(1996).

2.2.2.1 Anisotropia

Algumas variáveis regionalizadas são anisotrópicas, apresentam variações graduais em uma direção e em outras apresentam variações rápidas ou mesmo

irregulares. Calculando os variogramas para as direções 0^0 , 45^0 , 90^0 e 135^0 e plotando todos em um único gráfico, se verificou que eles não são iguais em todas as direções, pode-se dizer que existe mais de um modelo para descrever a variabilidade espacial e, desse modo, a distribuição é denominada anisotrópica.

Ao considerar os variogramas obtidos para as direções 0^0 , 45^0 , 90^0 e 135^0 , e verificando que há bastante similaridade entre eles, pode-se dizer que um único modelo é suficiente para descrever a variabilidade espacial do fenômeno em estudo. Neste caso, a distribuição espacial do fenômeno é considerada isotrópica e o variograma denominado omnidirecional, sendo obtido para qualquer direção, mas sempre com tolerância de 90^0 , pois desse modo consegue verificar todos os pares de pontos existentes na área em análise.

No caso de observar a anisotropia, e ela for refletida pelo mesmo patamar (C) com diferentes alcances (a) do mesmo tipo de modelo, então é denominada Anisotropia Geométrica. Existe outro tipo de anisotropia em que os variogramas, apresentam os mesmo alcances (a) e diferentes patamares (C), neste caso é denominada Anisotropia Zonal. Como a isotropia, a anisotropia zonal também é um caso pouco frequente nos fenômenos naturais, é mais comum encontrar combinações da anisotropia zonal e geométrica, onde é denominada Anisotropia Combinada.

Se um fator de anisotropia for muito grande, diz que a anisotropia zonal pode ser considerada como um caso particular da anisotropia geométrica. Com essa condição, o alcance implícito na direção de menor continuidade é muito grande, assim, a estrutura do variograma é adicionada apenas para a direção de maior continuidade. A Figura 7 mostra a diferença da anisotropia geométrica e a anisotropia combinada:

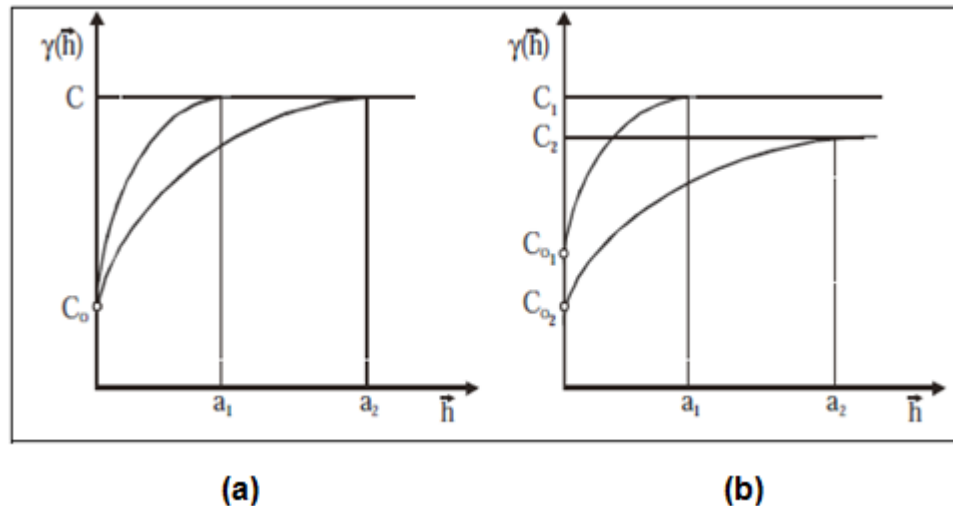


Figura 7 - (a)Anisotropia Geométrica e (b)Anisotropia Combinada. (Fonte: CAMARGO et al. (2004)).

2.2.3 Krigagem

O termo, tradução do francês *krigeage*, e do inglês *kriging*, foi cunhado pela escola francesa de geoestatística em homenagem ao engenheiro de minas sul-africano e pioneiro na aplicação de técnicas estatísticas em avaliação mineira, Daniel G. Krige (YAMAMOTO; LANDIM, 2013).

A diferença entre a krigagem e outros métodos de interpolação é a forma como os pesos são atribuídos às diferentes amostras. O processo é similar ao de interpolação por média móvel ponderada, no entanto, aqui os pesos são determinados pela análise espacial baseada no variograma experimental.

A Krigagem pondera os vizinhos mais próximos do ponto a ser estimado, obedecendo aos critérios de não tendenciosidade, que significa que a diferença entre valores estimados e observados deve ser nula para o mesmo ponto e variância mínima.

O sistema de krigagem necessário para a determinação dos ponderadores, ou pesos, associados a cada um dos pontos estimadores baseia-se na ideia

que quanto maior a covariância entre uma amostra x_i , $i = 1, 2, \dots, n$, e o local que está sendo estimado, x_0 , mais essa amostra deve contribuir para a estimativa. Num método geométrico, como o do inverso do quadrado da distância, o peso entre a amostra x_i e x_0 também diminui à medida que a amostra fica mais longe, mas essas distâncias são euclidianas. No caso da estimativa por krigagem, as distâncias são baseadas na análise variográfica e além desse relacionamento entre pontos estimadores e o ponto a ser estimado há também o relacionamento entre os pontos estimadores que vão fornecer informações sobre o agrupamento presente. O sistema de krigagem leva em consideração, portanto, tanto a distância entre amostras como o seu agrupamento. Na prática, a krigagem é geralmente implementada usando o variograma, em vez do covariograma, por apresentar melhores propriedades estatísticas (imparcial e consistente):

$$\gamma(h) = C(0) - C(h), \text{ ou } C(h) = C(0) - \gamma(h) \quad (4)$$

A krigagem pode ser usada, como algoritmo estimador, para:

- a) previsão do valor pontual de uma variável regionalizada em um determinado local dentro do campo geométrico; é um procedimento de interpolação exato que leva em consideração todos os valores observados, o qual pode ser a base para cartografia automática por computador quando se dispõe de valores de uma variável regionalizada dispostos por uma determinada área;
- b) cálculo médio de uma variável regionalizada para um volume maior que o suporte geométrico como, por exemplo, no cálculo do teor médio de uma jazida a partir de informações obtidas de testemunhas de sondagens.

O termo abrange uma família de algoritmos conhecidos como krigagem simples, krigagem ordinária, krigagem universal, krigagem indicativa, krigagem com deriva externa. O estimador mais usual é a krigagem ordinária cuja tradução, do francês “krigeage ordinaire”, deveria ser krigagem normal. A tradução, porém, está consagrada na comunidade da estatística espacial.

2.2.3.1 Krigagem Ordinária

Segundo CAMARGO (1997), a krigagem Ordinária é necessária quando se pretende estimar em um determinado local, seu atributo sem conhecer a média estacionária m , e é apropriada quando não existe tendência nas observações. O estimador da Krigagem Ordinária é:

$$Z_{x_0}^* = \sum_{i=1}^n \lambda_i Z(x_i) \text{ com } \sum_{i=1}^n \lambda_i = 1 \quad (5)$$

Minimizando a variância do erro, ($\text{Var} [Z_{x_0} - Z_{x_0}^*]$), com o somatório dos pesos igual a 1, em que λ_i são os pesos são obtidos do seguinte sistema de equações, denominados de krigagem ordinária:

$$\begin{cases} \sum_{j=1}^n \lambda_j C(x_i, x_j) - \alpha = C(x_i, x_0) & , \text{ para } i = 1, \dots, n \\ \sum_{j=1}^n \lambda_j = 1 \end{cases} \quad (6)$$

onde $C(x_i, x_j)$ é a função de covariância correspondente a um vetor h , com origem em x_i e com extremidade em x_j ; e $C(x_i, x_0)$ tem extremidade no ponto a ser estimado x_0 e α é o multiplicador de Lagrange necessário para minimizar a variância do erro.

A variância minimizada do erro, que é denominada variância de krigagem ordinária $\sigma_{k_0}^2$, é dada pela expressão a seguir (JOURNEL, 1988):

$$\sigma_{k_0}^2 = \text{Var} [Z_{x_0} - Z_{x_0}^*] = C(0) - \sum_{i=1}^n \lambda_i C(x_i, x_0) - \alpha \quad (7)$$

Com esta equação é possível fornecer importantes informações sobre a confiabilidade dos valores interpolados.

O sistema de krigagem ordinária pode ser escrito também na forma matricial:

$$\mathbf{K}\boldsymbol{\lambda} = \mathbf{k} \rightarrow \boldsymbol{\lambda} = \mathbf{K}^{-1}\mathbf{k} \quad (8)$$

em que \mathbf{K} e \mathbf{k} são matrizes de covariância e $\boldsymbol{\lambda}$ é o vetor dos pesos:

$$\mathbf{K} = \begin{pmatrix} C_{11} & C_{12} & \cdots & C_{1n} & 1 \\ C_{21} & C_{22} & \cdots & C_{2n} & 1 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ C_{n1} & C_{n2} & \cdots & C_{nn} & 1 \\ 1 & 1 & \cdots & 1 & 0 \end{pmatrix} \quad \boldsymbol{\lambda} = \begin{pmatrix} \lambda_1 \\ \lambda_2 \\ \vdots \\ \lambda_n \\ \alpha \end{pmatrix}$$

$$\mathbf{k} = \begin{pmatrix} C_{10} \\ C_{20} \\ \vdots \\ C_{n0} \\ 1 \end{pmatrix}$$

Segundo Landim (2003), as variâncias de krigagem, sendo condicionadas apenas pelo arranjo geométrico dos pontos e, portanto, independentes dos valores das amostras, não são normalmente medidas de acurácia da estimativa local. Para satisfazer esta necessidade uma das soluções apontadas é a krigagem indicativa, proposto por Journel (1982), que modela a incerteza sobre o valor desconhecido a partir da distribuição acumulada condicional.

2.2.3.2 Krigagem Indicativa

A krigagem linear busca predições ótimas da variável sob estudo, em locais não amostrados, minimizando a variância do erro associado a essa estimativa. O estimador resultante da krigagem é não enviesado, porém, somente em relação à média da função de distribuição de probabilidades de $Z(x)$, mas não em relação à sua variância. Além disso, pela sua própria concepção, fornece resultados suavizados, ou seja, há um enviesamento da estimação dos valores extremos. Ocorre uma subestimação para os valores acima da média e uma sobrestimação para os valores abaixo da média.

Entretanto, a variância da krigagem frequentemente é utilizada como uma medida de confiança da estimativa da krigagem. Assim, a maneira tradicional

apresentada pela krigagem simples ou ordinária para estabelecer a incerteza em locais não amostrados, consiste em calcular estimativas do valor desconhecido, $z^*(u)$ e sua respectiva variância $\sigma^{*2}(u)$ e construir um intervalo de confiança do tipo gaussiano, centrado em $z^*(u)$. Esse enfoque é fortemente restritivo porque supõe uma função de distribuição normal dos valores e não leva em conta que a variância obtida pela krigagem linear depende somente da configuração geométrica dos dados e não dos valores reais dos atributos.

Em vez de assumir uma função de distribuição normal para cada local a ser estimado, uma alternativa é utilizar o modelo não linear da Krigagem Indicativa, proposto por Journel (1982), que modela a incerteza sobre o valor desconhecido $z^*(u)$ a partir da função de distribuição acumulada condicional, $F(x; z|(n))$, daquela variável. Este procedimento estabelecido para diversos níveis de corte (*cutoff*) de uma distribuição acumulada como, por exemplo, os quartis, ou mesmo percentis, conduz a uma estimativa de vários valores dessa distribuição em um determinado local, cuja função poderá ser ajustada. A transformação não linear sobre o conjunto de dados amostrais é denominada *codificação por indicação*. Sendo uma técnica não paramétrica, nenhum tipo de distribuição para a variável aleatória é considerado a priori, o que possibilita uma estimativa da sua função de distribuição, permitindo a determinação de incertezas e a inferência de valores do atributo em locais não amostrados. Essa técnica também possibilita a modelagem de dados com grande variabilidade espacial.

O conceito da transformação indicativa, em valores binários, com apenas duas possibilidades 0 e 1, é simples e amigável, visto que os variogramas indicativos são os mais fáceis de modelar.

Os valores 0s e 1s podem ser usados para designar duas diferentes classes:

0 = folhelho e 1 = arenito

0 = impermeável e 1 = permeável

0 = minério e 1 = rejeito

Podem, também, ser usados para separar uma variável contínua em duas categorias, por exemplo, 0: $Pb \leq 10$ ppm e 1: $Pb > 10$ ppm.

Na krigagem indicativa o primeiro passo, portanto, é transformar os dados originais em indicadores. No caso de presença ou ausência, o valor 1 corresponderia ao caráter presente e o valor 0 a ausência do caráter. Se para valores de corte, transformar os valores que estão acima de um determinado nível de corte em zero (0) e os que estão abaixo em um (1).

$$i_j(v_c) = \begin{cases} 1, & \text{se } v_j \leq v_c \\ 0, & \text{se } v_j > v_c \end{cases}$$

onde v_c é o nível de corte e v_j é o valor observado.

Neste tipo de transformação, os maiores valores abaixo do nível de corte terão 100% de probabilidade de ocorrência e os maiores valores acima do nível de corte, 0% de probabilidade. A escolha dos níveis de corte pode se basear num conhecimento “a priori” ou na distribuição de probabilidades acumuladas.

Os objetivos podem ser a procura de valores acima do nível de corte, como na determinação de teores anômalos de um determinado bem mineral ou a procura de valores abaixo do nível de corte, como em análise ambiental para a determinação de níveis de poluição abaixo de um certo teor.

Quando dos estudos referentes à análise da continuidade espacial uma consideração fundamental a ser feita é determinar o grau de aleatoriedade presente nos dados, o que pode ser obtido pela fórmula $E = \frac{C_0}{C}$ (GUERRA, 1988):

- $E < 0,15$: componente aleatória pequena
- $0,15 \leq E \leq 0,30$: componente aleatória significativa
- $E > 0,30$: componente aleatória muito significativa.

O extremo dessa situação é o modelo de efeito pepita pura, onde como não ocorre covariância entre os valores a análise variográfica não se aplica, e, conseqüentemente a interpolação por krigagem torna-se sem sentido. Nesse casos pode ser sugerido um outro método de interpolação, como por exemplo a regressão polinomial.

Uma outra medida, para essa mesma finalidade é o Índice de Dependência Espacial/IDE, proposto por Zimback (2001):

$$IDE = \frac{C}{C_0 + C} \cdot 100$$

A classificação quanto ao grau de dependência espacial da variável em estudo é a seguinte:

- i) variável independente espacialmente - se a relação entre a componente estrutural e patamar for igual a 0%, neste caso temos que o variograma será com efeito pepita puro ou $\frac{C}{C_0+C} = 0$
- ii) variável com fraca dependência espacial - se a componente estrutural for menor ou igual a 25% do patamar $\left(\frac{C}{C_0+C} \leq 0.25\right)$
- iii) variável com moderada dependência espacial - se a componente estrutural representar entre 25% e 75% do patamar $\left(0.25 < \frac{C}{C_0+C} < 0.75\right)$
- iv) variável com forte dependência espacial - se a relação entre componente estrutural e patamar estiver entre 75% e 100% $\left(0.75 \leq \frac{C}{C_0+C} \leq 1.00\right)$

2.2.3.3 Krigagem Universal

Para a obtenção de um variograma é suposto que a variável regionalizada tenha um comportamento fracamente estacionário, onde os valores esperados, assim como sua covariância espacial, sejam os mesmos por uma determinada área. Assume-se, desse modo, que os valores dentro da área de interesse não apresentem tendência que possam afetar os resultados. Existem situações, porém em que o variograma não apresenta patamar, pois são não estacionário, indicando tendência. Para casos como o da Figura 8, Journel e Matheron apud Landim; Sturaro e Monteiro (2002) propuseram o método da Krigagem Universal.

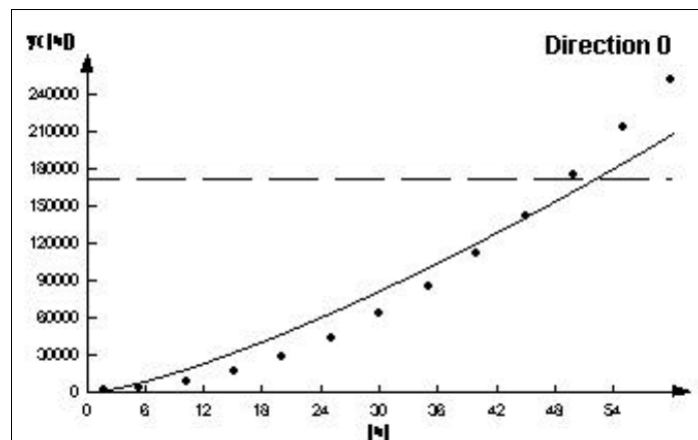


Figura 8 - Variograma com tendência. (Fonte: LANDIM et al. (2002)).

De acordo com Landim (2003), sendo $\gamma(x_i, x_j)$ variâncias entre pontos estimadores, $\gamma(x_i, x_0)$: variância entre o ponto i estimador e o ponto a ser estimado; x_i e y_i as coordenadas dos pontos, a estimativa pontual (Z) em z_i , na presença de tendência de grau 1 dos dados, requer para sua solução um conjunto de equações normais simultâneas para a determinação dos λ_i ponderadores; do multiplicador de Lagrange, m , introduzido para equilibrar a restrição no sistema; e dos coeficientes a_i da tendência. Define-se a tendência em função das coordenadas dos pontos de controle, adotando-se geralmente polinômios de baixo grau, ou seja, de primeira ordem ou de segunda ordem. Se x_i e y_i forem as coordenadas dos pontos de controle de uma certa vizinhança estabelecida pela análise variográfica, a tendência D em um certo ponto P desconhecido será:

$$Dp = a_1x_i + a_2y_i, \text{ para tendência de } 1^{\text{a}} \text{ ordem}$$

$$Dp = a_1x_i + a_2y_i + a_3x_i^2 + a_4x_iy_i + a_5y_i^2, \text{ para tendência de } 2^{\text{a}} \text{ ordem}$$

Os desconhecidos ponderadores λ 's, assim como o coeficiente de Lagrange (m) e os coeficientes a 's, são encontrados pela solução de um sistema de equações lineares cujo resultado fornece o melhor estimador e a mínima variância associada. Outra maneira para corrigir a presença de tendência nos dados é a calcular

a tendência, por uma análise de regressão polinomial, e fazer uma análise variográfica dos resíduos.

2.3 Regressão Polinomial

A regressão polinomial é um caso especial da análise de regressão múltipla em que as duas variáveis independentes são as coordenadas geográficas. É um método que fornece superfícies de tendência ajustadas, por critérios de regressão por mínimos quadrados, aos valores de Z_i como uma função linear das coordenadas X - Y dos pontos amostrados e irregularmente distribuídos (LANDIM; CORSI, 2001).

O comportamento espacial de variáveis mapeáveis pode ser mostrado com os valores distribuindo-se segundo curvas de mesmo valor, também conhecidas como *isopletas*. Tais mapas, como os topográficos ou os de isópacas, com linhas de mesma espessura de camadas, fornecem importantes informações, porém, em algumas situações os padrões de variação não se mostram muito claros devido a flutuações locais ou a valores anômalos. É comum nessas circunstâncias falar-se em tendências regionais que são mascaradas por anomalias locais. O método da análise de superfícies de tendência pode, então, ser utilizado para evidenciar tal situação, pois, segundo esse procedimento define-se, além das grandes e sistemáticas mudanças existentes na área, aquelas pequenas, aparentemente não ordenadas flutuações, que se impõem aos padrões mais gerais (LANDIM, 2003).

A análise de superfícies de tendência é uma técnica relativamente simples e muito útil quando os mapas de tendência e os respectivos resíduos podem ser interpretados a partir de um ponto de vista espacial ou então quando o número de observações é limitado de modo que a interpolação possa ser baseada nesses poucos dados.

Com a aplicação dessa análise consegue-se separar dados mapeáveis em duas componentes: uma de natureza regional, representada pela própria superfície, e outra que revela as flutuações locais, representadas pelos valores residuais.

O modelo para a representação da superfície pelo método dos po-

linômios não ortogonais é:

$$z_i(X, Y) = [a_0 + a_1x_i + a_2y_i + a_3x_i^2 + a_4x_iy_i + a_5y_i^2 + \dots] + e_i(x_i, y_i), \quad (9)$$

em que $z_i(X, Y)$ é a variável mapeada em função das coordenadas x_i e y_i e $e_i(x_i, y_i)$ representa os resíduos, ou seja, a fonte não-sistemática de variação.

A representação de uma superfície linear é dada por:

$$z(X, Y) = a_0 + a_1x_i + a_2y_i + e_i \quad (10)$$

Para o cálculo dos coeficientes a_i , dispõe-se os dados num sistema de equações normais:

$$\begin{aligned} \sum z_i &= a_0n + a_1 \sum x_i + a_2 \sum y_i \\ \sum z_ix_i &= a_0 \sum x_i + a_1 \sum x_i^2 + a_2 \sum x_iy_i \\ \sum z_iy_i &= a_0 \sum y_i + a_1 \sum x_iy_i + a_2 \sum y_i^2 \end{aligned}$$

ou em forma matricial:

$$\begin{bmatrix} n & \sum x_i & \sum y_i \\ \sum x_i & \sum x_i^2 & \sum x_iy_i \\ \sum y_i & \sum x_iy_i & \sum y_i^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_0 \\ a_1 \\ a_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum z_i \\ \sum z_ix_i \\ \sum z_iy_i \end{bmatrix}$$

$$[\mathbf{XY}] [\mathbf{A}] = [\mathbf{Z}]$$

Multiplicando ambos os termos pelo inverso de $[\mathbf{XY}]$,

$$[\mathbf{XY}]^{-1} [\mathbf{XY}] [\mathbf{A}] = [\mathbf{XY}]^{-1} [\mathbf{Z}]$$

$$[\mathbf{I}] [\mathbf{A}] = [\mathbf{XY}]^{-1} [\mathbf{Z}]$$

$$[\mathbf{A}] = [\mathbf{XY}]^{-1} [\mathbf{Z}]$$

Para o cálculo do vetor de coeficientes $[\mathbf{A}]$, portanto, basta inverter a matriz $[\mathbf{XY}]$ e multiplicar esse resultado pelo vetor $[\mathbf{Z}]$.

2.4 Agricultura de Precisão

A Agricultura de Precisão (AP), segundo o Ministério da Agricultura, Pecuária e Abastecimento, compreende um conjunto de técnicas e metodologias que visam otimizar o manejo de culturas e a utilização dos insumos agropecuários, proporcionando máxima eficiência econômica.

Tecnologias de última geração associadas à geoinformação tem proporcionado um grande avanço para a aplicação da Agricultura de Precisão e, inclusive, para propagar e desenvolver esse conceito e técnicas foi criada a Comissão Brasileira de Agricultura de Precisão (CBAP).

2.5 Cana-de-açúcar

Segundo a União da Indústria de Cana-de-açúcar, o Brasil é hoje o maior produtor mundial de cana-de-açúcar, sendo que o Estado de São Paulo é responsável por 60% dessa produção.

A safra 2013/2014 deve chegar a 659,85 milhões de toneladas, com um aumento de 12% sobre 588,92 milhões de toneladas do último período, de acordo com a Companhia Nacional de Abastecimento (Conab).

A escolha da variedade da cana-de-açúcar determina o nível de produção e o processamento da matéria-prima. O sucesso da lavoura depende do plantio de uma ou mais variedades industriais melhoradas e adaptadas as condições locais. Nesse sentido, deve-se considerar o relevo, a fertilidade do solo e clima da região. A disponibilidade de água é um importante fator climático causador de variações, ano a ano, na produtividade da cana (SILVEIRA et al., 2002).

Além da precipitação pluviométrica, a cultura da cana-de-açúcar é influenciada pela temperatura, umidade relativa e insolação. Adicionalmente, o relevo e a geologia estabelecem implicações diretas, considerando a fertilidade do solo e todos os aspectos a ela relacionados. A cana-de-açúcar encontra suas melhores condições quando ocorre um período quente e úmido, com intensa radiação solar durante a fase

de crescimento, seguida de um período seco durante as fases de maturação e colheita. No Brasil, devido a grande extensão territorial existem diversas condições climáticas, apresentando ainda duas épocas de comuns de colheita, sendo de setembro a abril (Norte e Nordeste) e de maio a dezembro (Centro-Oeste, Sudeste e Sul) (MAULE et al., 2001).

3 MATERIAL E MÉTODOS

3.1 Caracterização da área estudada

Os dados utilizados foram obtidos e cedidos por Silva (2011) e foram coletados da bacia hidrográfica do Araquá, que está localizada na região centro-oeste do estado de São Paulo, com uma área de 274,3 km², distribuída entre os municípios de São Manuel e Botucatu (Figura 9). Essa região possui seu cultivo agrícola fundamentado no plantio de cana-de-açúcar, café e laranja, e conta ainda com a existência da Usina São Manoel, produtora de cana, açúcar, etanol e levedura seca e, segundo o site da própria usina, ela esmaga cerca de 3,6 milhões de toneladas por ano em sua produção.

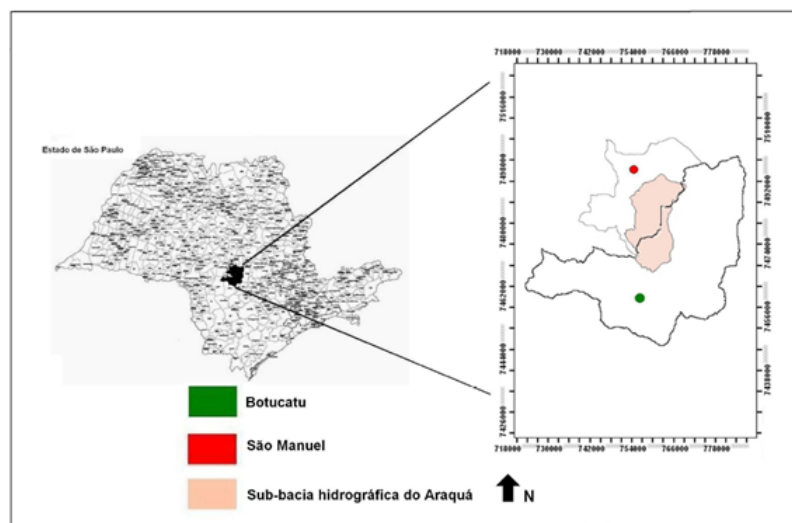


Figura 9 - Localização da bacia hidrográfica do Rio Araquá no contexto Estadual e Regional. (Fonte: SILVA, 2011).

3.2 Variáveis

As variáveis usadas para este estudo foram: areia (%), argila (%), fósforo (mg/dm^3), potássio (cmol/dm^3) e saturação por bases (%). Foram escolhidas apenas essas cinco variáveis pois a recomendação de calagem e adubação é realizada apenas para estes nutrientes de acordo com a textura do solo (areia e argila). Já a recomendação de calagem que fornece Ca e Mg é realizada com base no valor da saturação por bases.

- **Areia e Argila** Os solos são compostos de areia, silte (ou limo) e argila. Com base no teor de argila é que são classificados os solos. Solos de textura arenosa (solos leves) possuem teores de areia superiores a 70% e o de argila inferior a 15%; são permeáveis, leves, de baixa capacidade de retenção de água e de baixo teor de matéria orgânica. Já os solos de textura média (solos médios) são solos que apresentam certo equilíbrio entre os teores de areia, silte e argila. Os solos de textura argilosa (solos pesados) são solos com teores de argila superiores a 35%. Eles possuem baixa permeabilidade e alta capacidade de retenção de água. Esses solos apresentam maior força de coesão entre as partículas, o que além de dificultar a penetração, facilita a aderência do solo aos implementos, dificultando os trabalhos de mecanização (ARAÚJO et al., 2003).

A textura e o teor de matéria orgânica (M.O.) são características importantes de serem conhecidas no manejo dos solos e no planejamento da irrigação, uma vez que possuem influência direta na taxa de infiltração de água, na aeração, na capacidade de retenção de água, na disponibilidade de nutrientes, como também na coesão e adesão das partículas do solo (SILVA et al., 2003). Além disso, a determinação de seus teores no solo permite fazer uso mais racional e eficiente dos fertilizantes. A matéria orgânica desempenha um papel importante do ponto de vista químico, físico e biológico do solo (CONCEIÇÃO et al., 1999) e é a principal responsável pela retenção de nutrientes no solo, especialmente em solos arenosos. Para um melhor desenvolvimento das raízes, as

plantas necessitam de boa estruturação do solo e, dessa maneira, a textura do mesmo relaciona-se com a retenção de água e capacidade de troca catiônica. Em confluência, as frações granulométricas de areia, silte e argila caracterizam a textura do solo, e cada qual possui dimensões variadas, isto é, argila $< 0,002$ mm, silte de 0,002 a 0,05 mm, e areia de 0,05 a 2,0 mm (RESENDE et al., 2007).

- Fósforo (P): O fósforo é um macronutriente importante devido a sua participação na formação de componentes presentes no núcleo das células vegetais. Em muitos solos das áreas de expansão da cana-de-açúcar o fósforo é o nutriente mais limitante. A aplicação da dose adequada de fósforo na cana-planta é de fundamental importância para o vigor da mesma pois contribui para a obtenção de índices de produtividade satisfatórios (RODELLA; MARTINS, 1988).
- Potássio (K): O potássio é essencial para as fases de crescimento vegetativo e reprodutivo da cana-de-açúcar. O elemento apresenta relação positiva na formação da sacarose, sendo também fundamental nas reações que promovem a síntese de proteínas (FIGUEREDO, 2006). Adicionalmente, o potássio pode ajudar na fixação do nitrogênio, na regulação da utilização de água pela planta e na resistência á seca (AQUINO et al., 1993). A necessidade de potássio para as culturas de cana-de-açúcar superam as de fósforo, equiparando-se por vezes a demanda por nitrogênio.
- Saturação por Bases (V%): Esse índice nos fornece a ideia do estado de ocupação das cargas da Capacidade de Troca Catiônica (CTC) total, ou seja, do total de cargas negativas existentes no solo e qual proporção ocupada pelos cátions úteis. A CTC representa a capacidade de atração (cargas negativas) dos colóides e argilas por moléculas e íons positivos (cátions) que ficam adsorvidos na fase sólida e podem ser trocados para a solução do solo, ficando disponível para as plantas (SOUSA; LOBATO, (2004)). Ele é determinado

pelas concentrações de cálcio, magnésio e potássio em relação as concentrações de cálcio, magnésio e potássio juntamente com hidrogênio e alumínio, sendo expresso em valores percentuais.

A escolha das variáveis foi feita por apresentarem importância na cultura de cana-de-açúcar e as selecionadas para este estudo foram: areia, argila, fósforo, potássio e saturação por base.

As 66 amostras foram coletadas em malha irregular a uma profundidade de 0-20 cm e pontos amostrais se encontram distribuídos por toda a região (Figura 10), em Silva (2011) havia duas coordenadas iguais, não havendo evidência do ponto correto ambos foram retirados da análise.

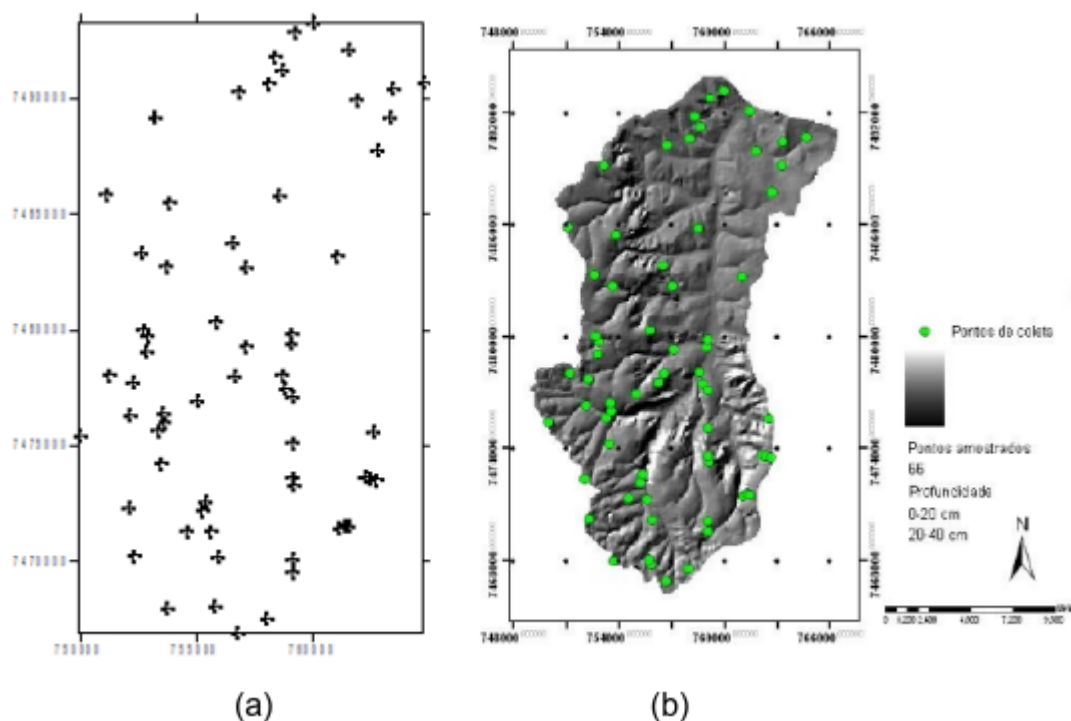


Figura 10 - Amostragem de pontos de coleta na sub-bacia hidrográfica do Rio Araquá (a) Pelo Surfer. Fonte: (b) (SILVA, 2011).

De acordo com RAIJ et al. (1997) e Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária - Embrapa (2013), os seguintes níveis de corte para cada variável são

indicados para que o solo apresente uma melhor rentabilidade para o plantio de cana-de-açúcar (Tabela 1).

Tabela 1. Valores de corte e resultado para cada variável

Variável	Valor de corte	Resultado
Areia	>700	Solo Arenoso
Argila	>350	Solo Argiloso
Fósforo	<16	Adubação
Potássio	<3,1	Adubação
Saturação por Base	<60	Calagem

Com base nesses níveis de corte os dados originais foram transformados em dados binários da seguinte maneira:

- Areia: se ≤ 700 , valor 0; se > 700 , valor 1,
- Argila: se ≤ 350 , valor 0; se > 350 , valor 1,
- Fósforo: se ≤ 16 , valor 0; se > 16 , valor 1,
- Potássio: se $\leq 3,1$, valor 0; se $> 3,1$, valor 1,
- Saturação por Base: se ≤ 60 , valor 0; se > 60 , valor 1.

De posse desses novos valores, os variogramas foram obtidos e verificada a presença ou não de continuidade espacial. Para aquelas variáveis que apresentaram covariância espacial foram obtidos, por krigagem indicativa, mapas de probabilidade de ocorrência. Caso contrário, os valores originais das variáveis foram submetidos à análise de regressão polinomial que forneceram mapas de tendência linear e os respectivos mapas de resíduos.

3.3 Programas

Um programa muito conhecido para aplicação na análise espacial de dados é o Surfer[®], desenvolvido e comercializado pela Golden Software Inc., pois apresenta diversos algoritmos interpoladores e maneiras gráficas de apresentar os resultados sob a forma de mapas. Para o desenvolvimento deste trabalho foi usada a versão 8.

O Surfer foi escolhido por possibilitar o desenvolvimento de todas as etapas da análise espacial do trabalho sem a necessidade de migrar para outros programas. Apenas a estatística descritiva foi realizada na versão 3.0.2 do software livre R, programa utilizado em análises estatísticas e gráficas.

4 RESULTADOS

4.1 Análise Introdutória dos Dados

Para a análise descritiva dos dados, que serviu como uma introdução para um melhor entendimento das variáveis, foram usados os valores originais, ou seja, antes da transformação binária necessária para a aplicação da Krigagem Indicativa. Na Tabela 2 encontram-se as estatísticas descritivas das variáveis.

Tabela 2. Estatística descritiva para cada variável

Estatística	Variáveis				
	Areia	Argila	P	K	V
Mínimo	117	45	2	0.2	5
1ºQuartil	407.5	99.75	8	0.575	26
Média	736.5	188	11	1.1	57
Mediana	631.2	244.16	16.94	1.723	48.66
3ºQuartil	824	353	19	2.175	67
Máximo	938	639	84	9.3	95

Na Figura 11 nota-se que os histogramas são claramente assimétricos, sendo assim, não possuem distribuição normal.

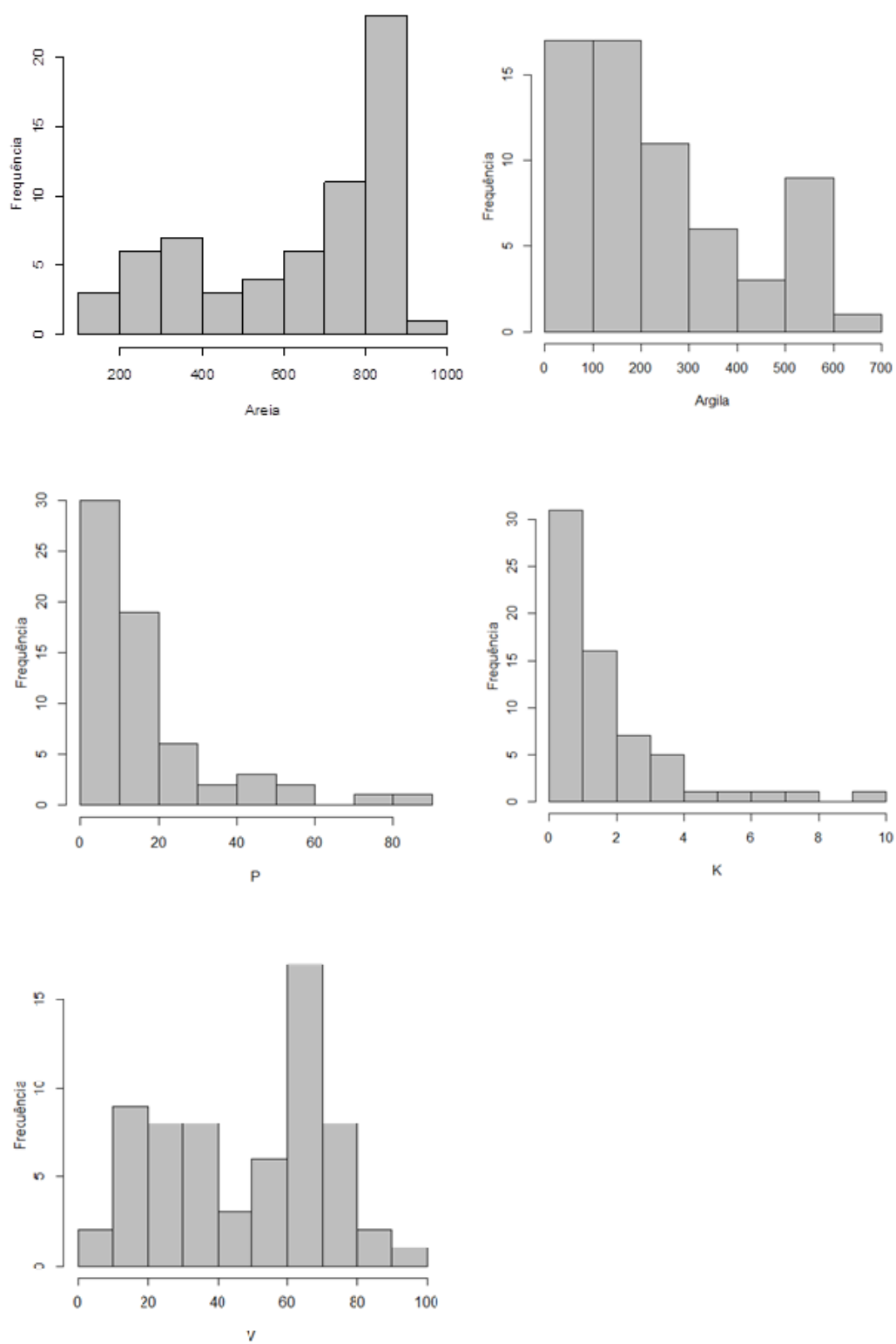


Figura 11 - Histogramas das variáveis.

Ao observar os gráficos Box-Plot (Figura 12), é possível verificar que duas das variáveis possuem valores anômalos, são elas o fósforo e o potássio. Nos demais casos isso não ocorre.

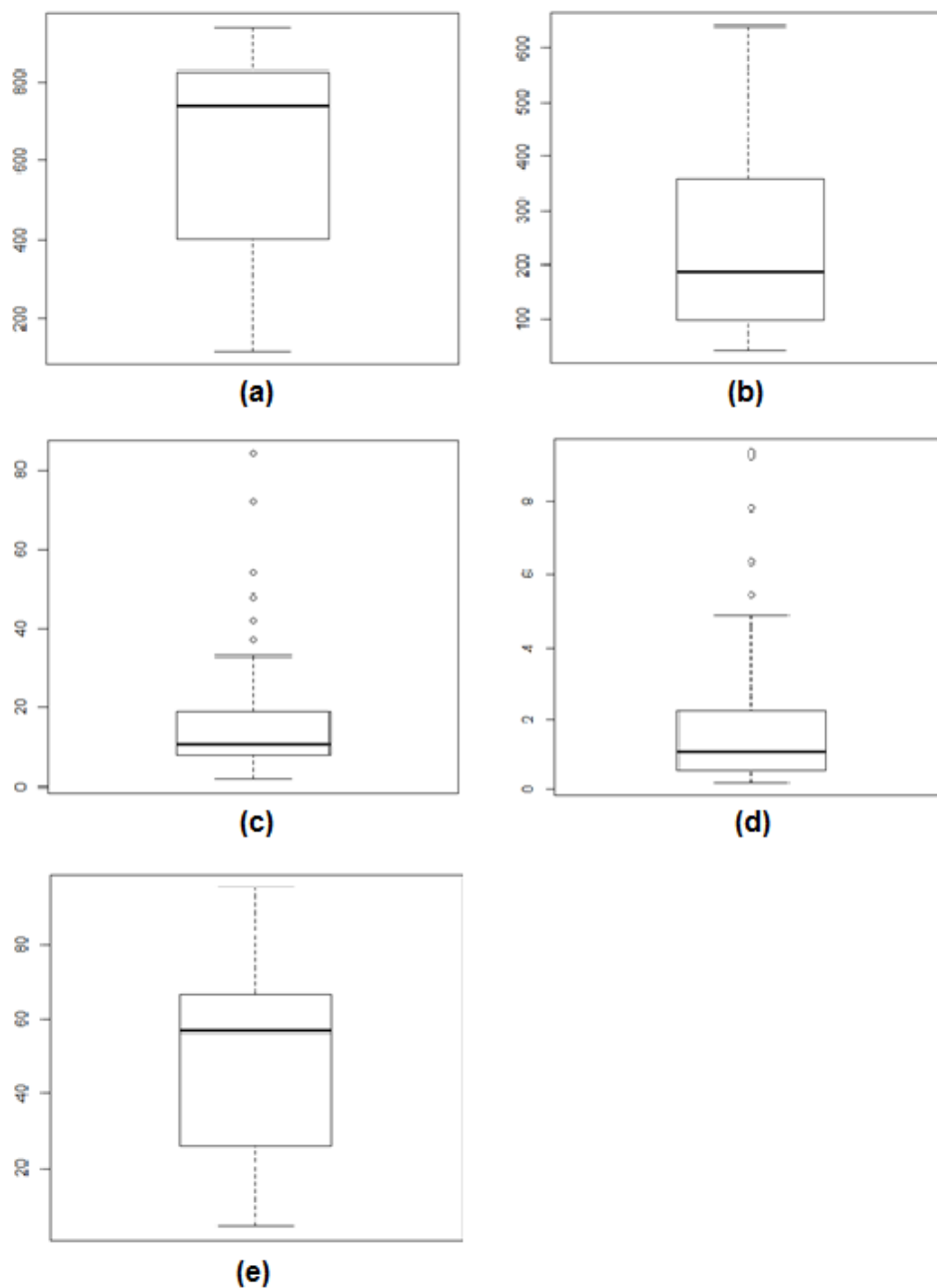


Figura 12 - Box-Plot das variáveis (a) Areia, (b) Argila, (c) Fósforo, (d) Potássio e (e) Saturação por Bases.

A matriz de correlação entre as variáveis (Tabela 3) evidencia que a

areia e argila possuem forte correlação negativa, significando que a medida que aumenta areia, diminui argila e vice-versa. Não se nota a presença de altas correlações, positivas ou negativas, entre as demais variáveis.

Tabela 3. Matriz de correlação entre as variáveis

	Areia	Argila	P	K	V
Areia	1	-0.9367	-0.0985	-0.4990	-0.4306
Argila	-0.9367	1	-0.0689	0.4662	0.3251
P	-0.0985	-0.0689	1	0.1274	0.4923
K	-0.4990	0.4662	0.1274	1	0.4863
V	-0.4306	0.3251	0.4923	0.4863	1

Para demonstrar a que percentil cada nível de corte representa, foram gerados gráficos de função de distribuição acumulada empírica, que pode ser visto nas Figuras 13 a 17. Para maior eficiência do método da Krigagem Indicativa, é necessário que os níveis de tenham percentis próximos ao valor da mediana.

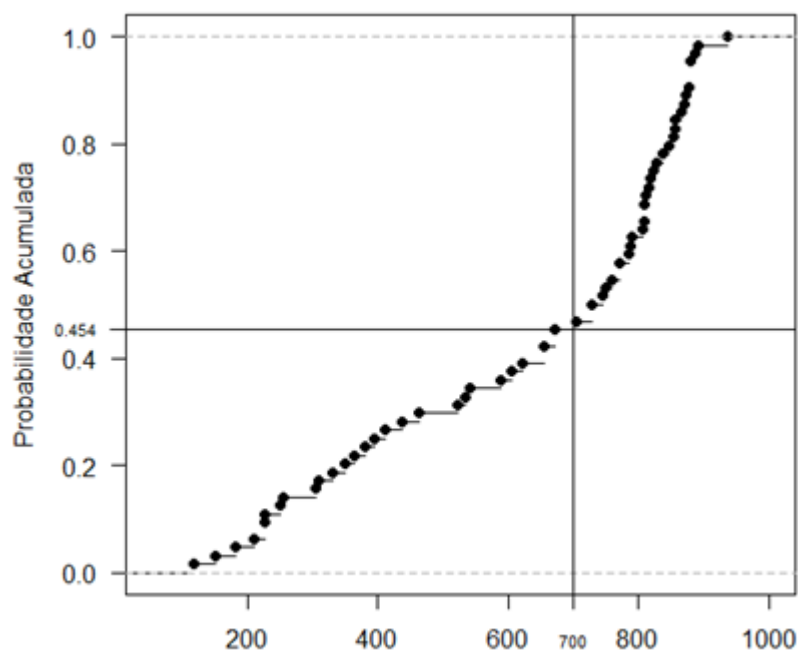


Figura 13 - Gráfico de Probabilidade Acumulada da Areia.

Sendo o nível de corte para areia igual a 700, isso corresponde ao percentil 0.454. Significa que $\cong 45\%$ dos valores estão abaixo de 700 e 55% acima.

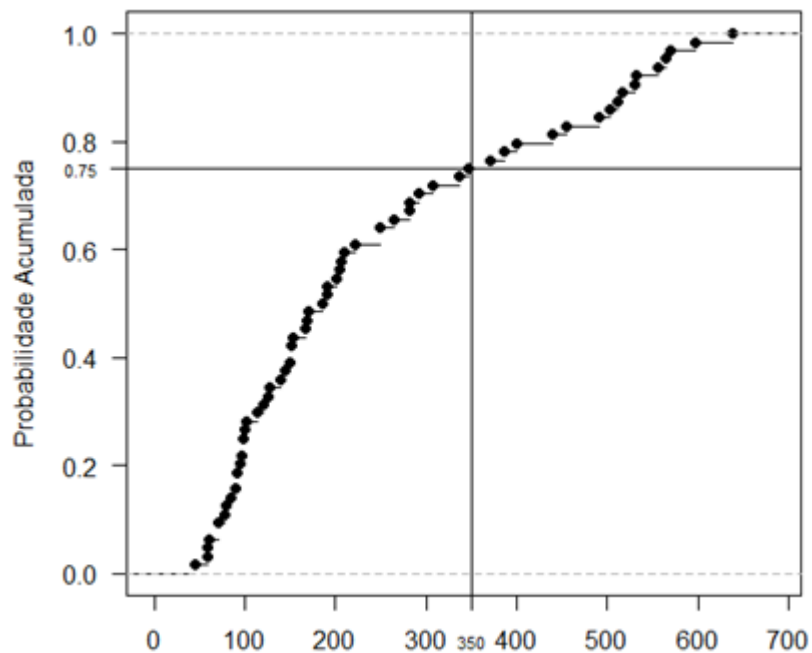


Figura 14 - Gráfico de Probabilidade Acumulada da Argila.

O nível de corte para argila é igual a 350, isso corresponde ao percentil 0.75. Significa que $\cong 75\%$ dos valores estão abaixo de 350 e 25% acima.

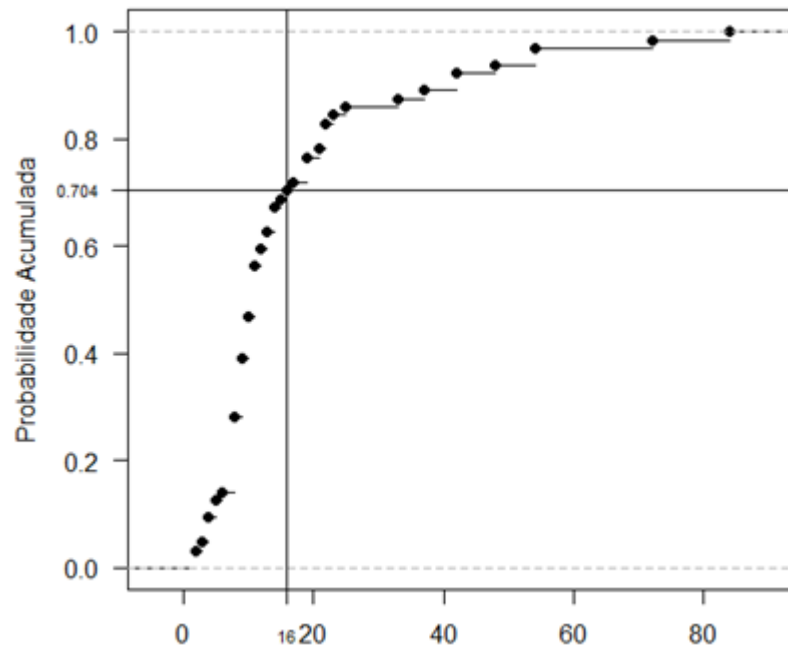


Figura 15 - Gráfico de Probabilidade Acumulada da Fósforo.

Para a fósforo igual a 16, isso corresponde ao percentil 0.704, com isso, $\cong 70\%$ dos valores estão abaixo de 16 e 30% acima.

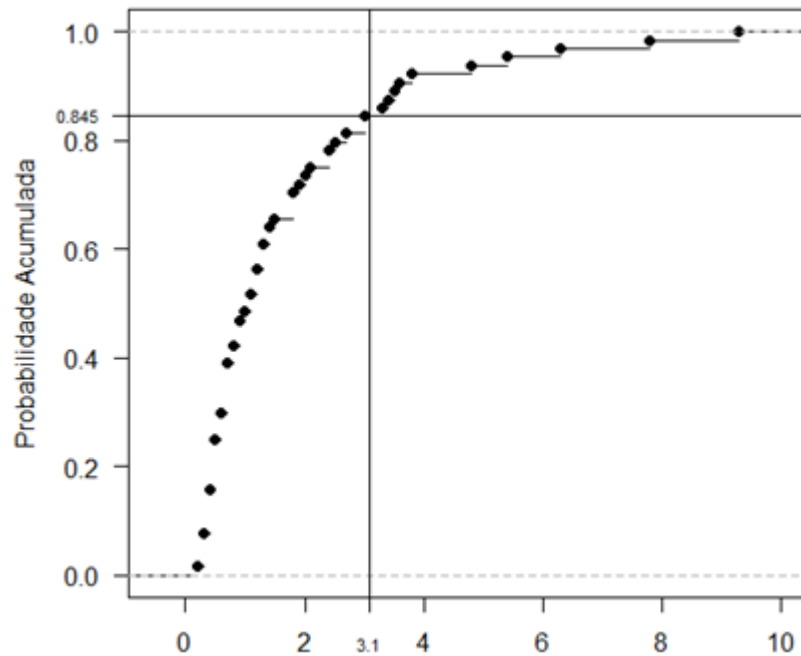


Figura 16 - Gráfico de Probabilidade Acumulada da Potássio.

Com nível de corte igual a 3.1 para potássio, seu percentil corresponde a 0.845. Significa que $\cong 84\%$ dos valores estão abaixo de 3.1 e 16% acima.

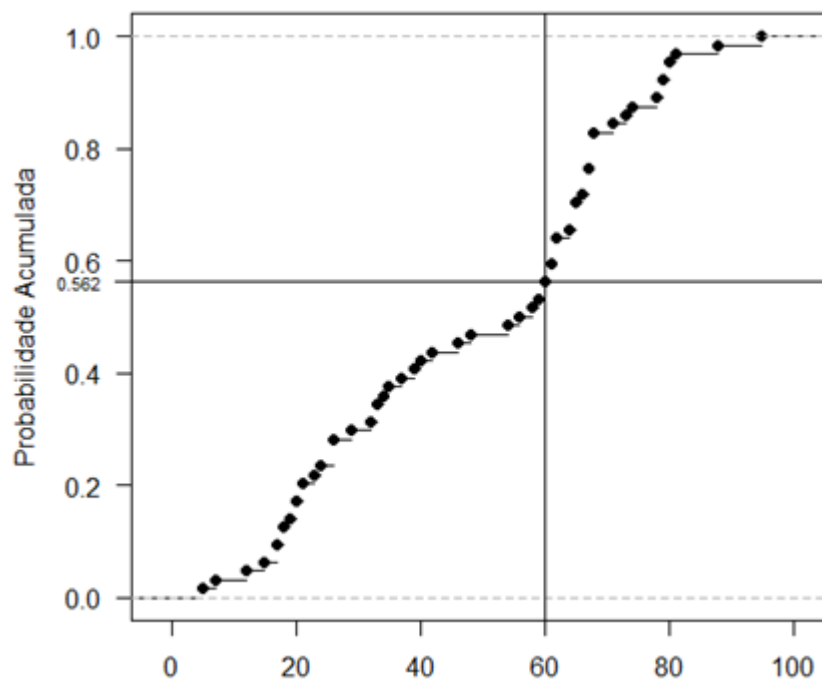


Figura 17 - Gráfico de Probabilidade Acumulada da Saturação por bases.

Sendo o nível de corte para saturação por bases igual a 60, isso corresponde ao percentil 0.562. Significa que $\cong 56\%$ dos valores estão abaixo de 60 e 44% acima.

Além desses resultados foram obtidos também mapas da localização da amostragem com valores proporcionais às magnitudes de cada variável. Nesses mapas pode-se observar pontualmente a distribuição de valores, dos menores aos maiores (Figuras 18 e 19).

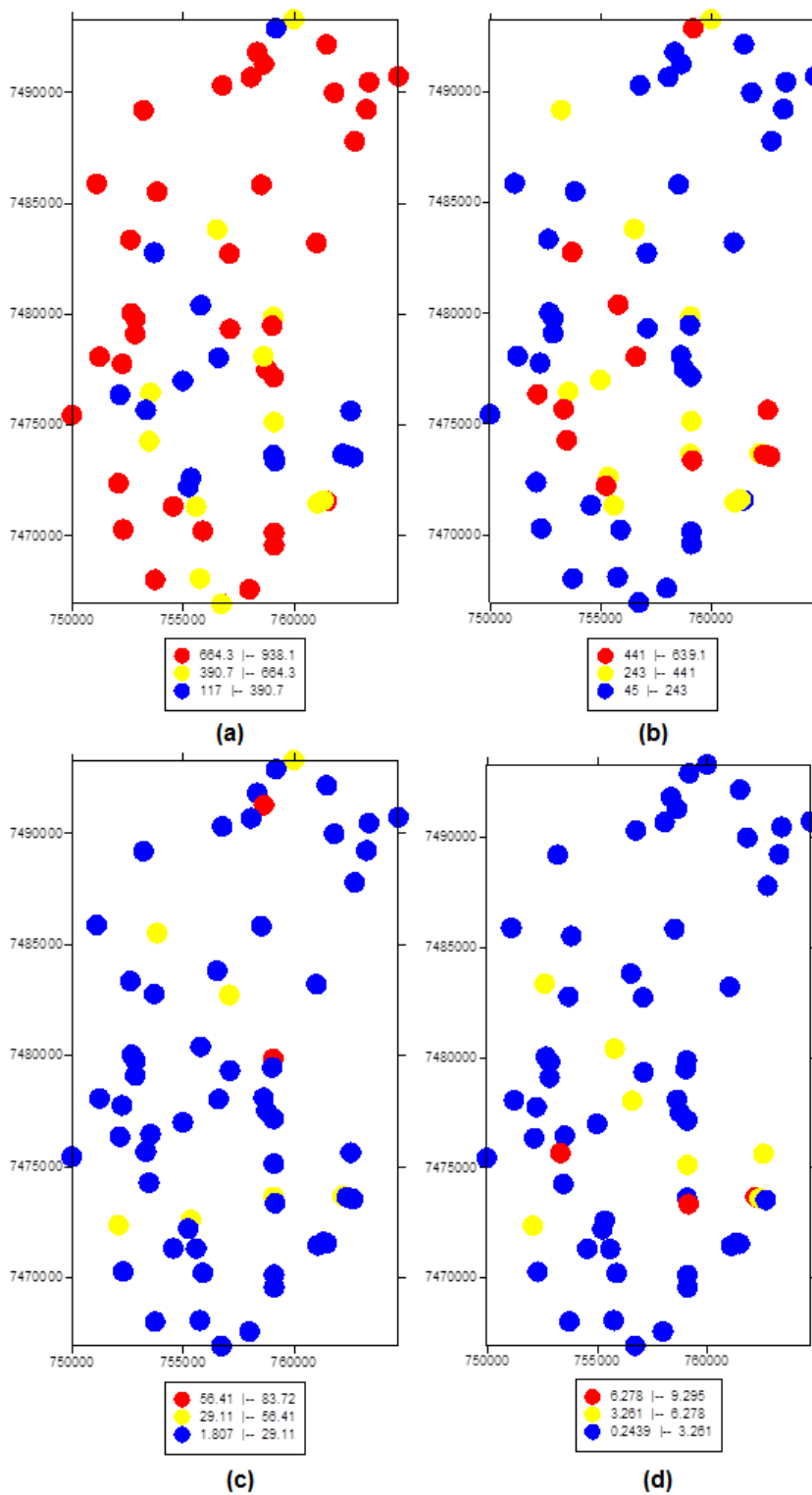


Figura 18 - Gráfico da distribuição de quantidade das variáveis, (a) Areia, (b) Argila, (c) Fósforo e (d) Potássio.

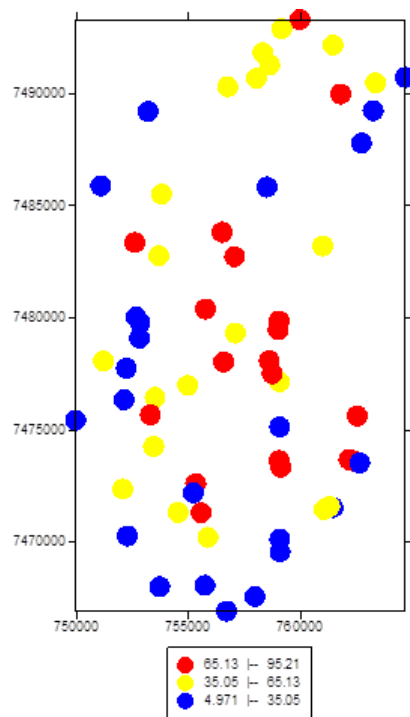


Figura 19 - Gráfico da distribuição de quantidade da variável Saturação por bases.

4.2 Análise Geoestatística dos Dados

Nas Figuras 20 a 24 estão os variogramas direcionais (0° , 45° , 90° e 135°) para as cinco variáveis estudadas, após a transformação dos valores originais para valores binários (0 – 1). No entanto, como em algumas das direções os variogramas não apresentaram dependência espacial optou-se, para todas as variáveis, pelo ajuste omnidirecional.

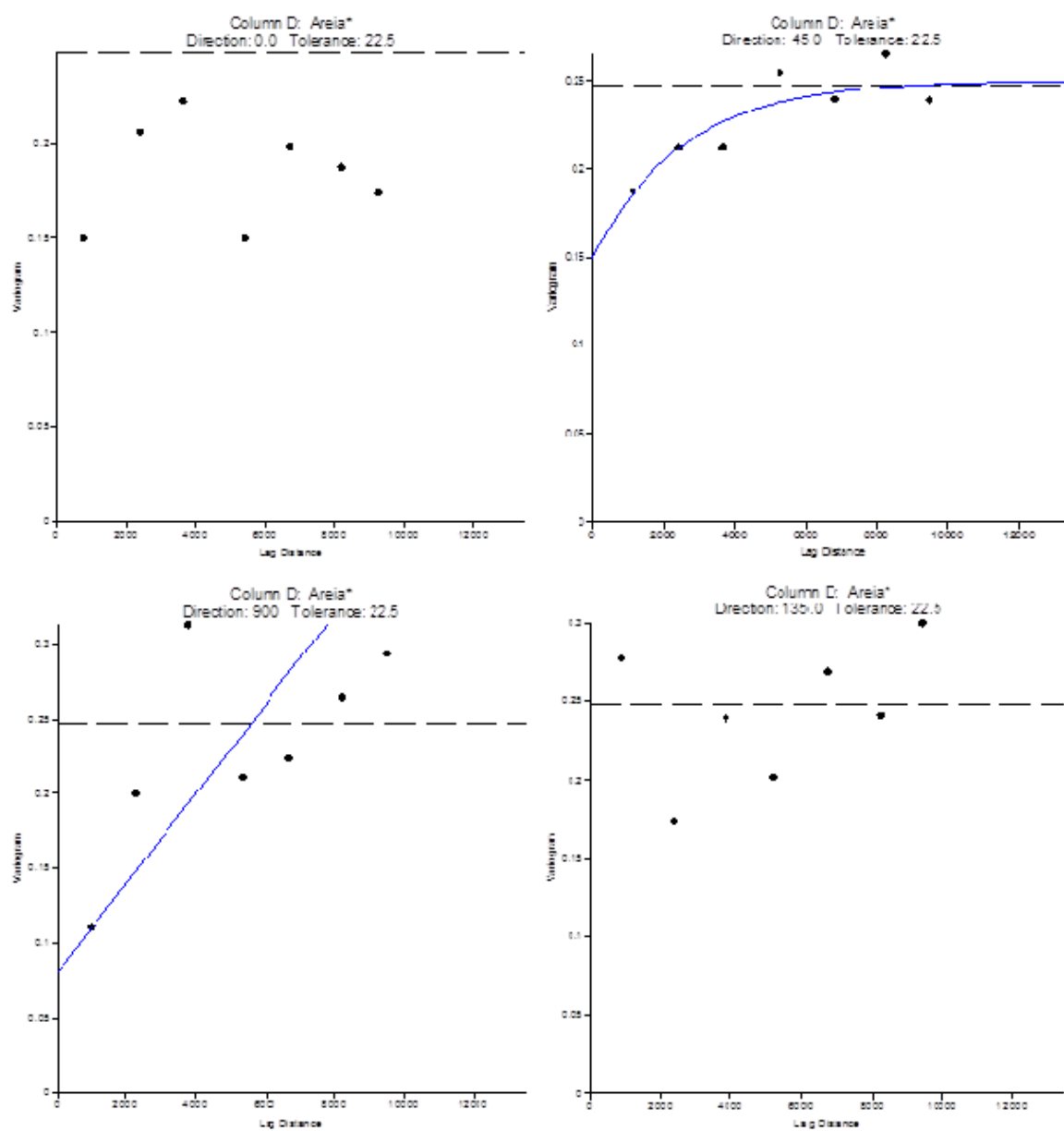


Figura 20 - Variogramas direcionais da Areia.

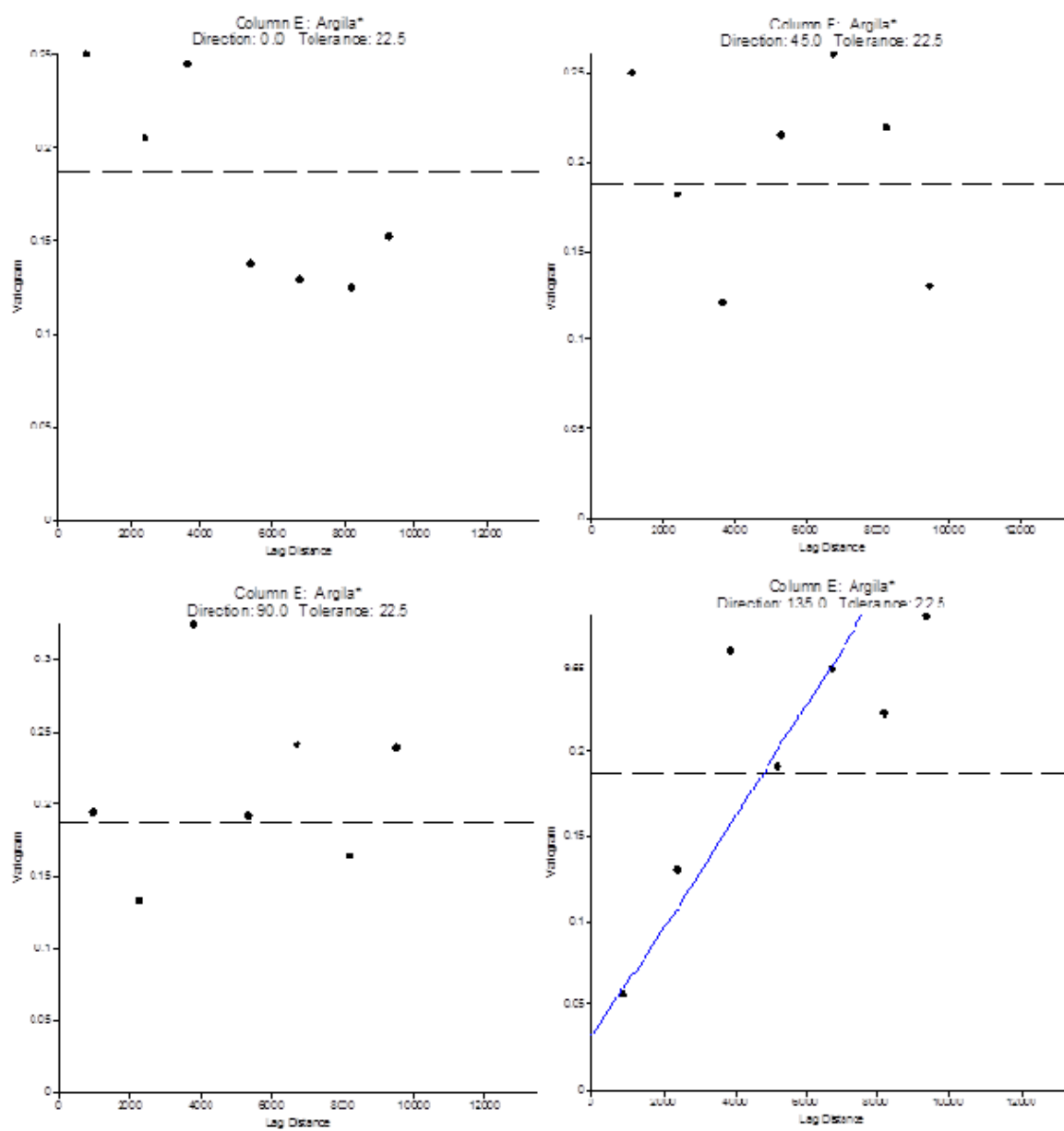


Figura 21 - Variogramas direcionais da Argila.

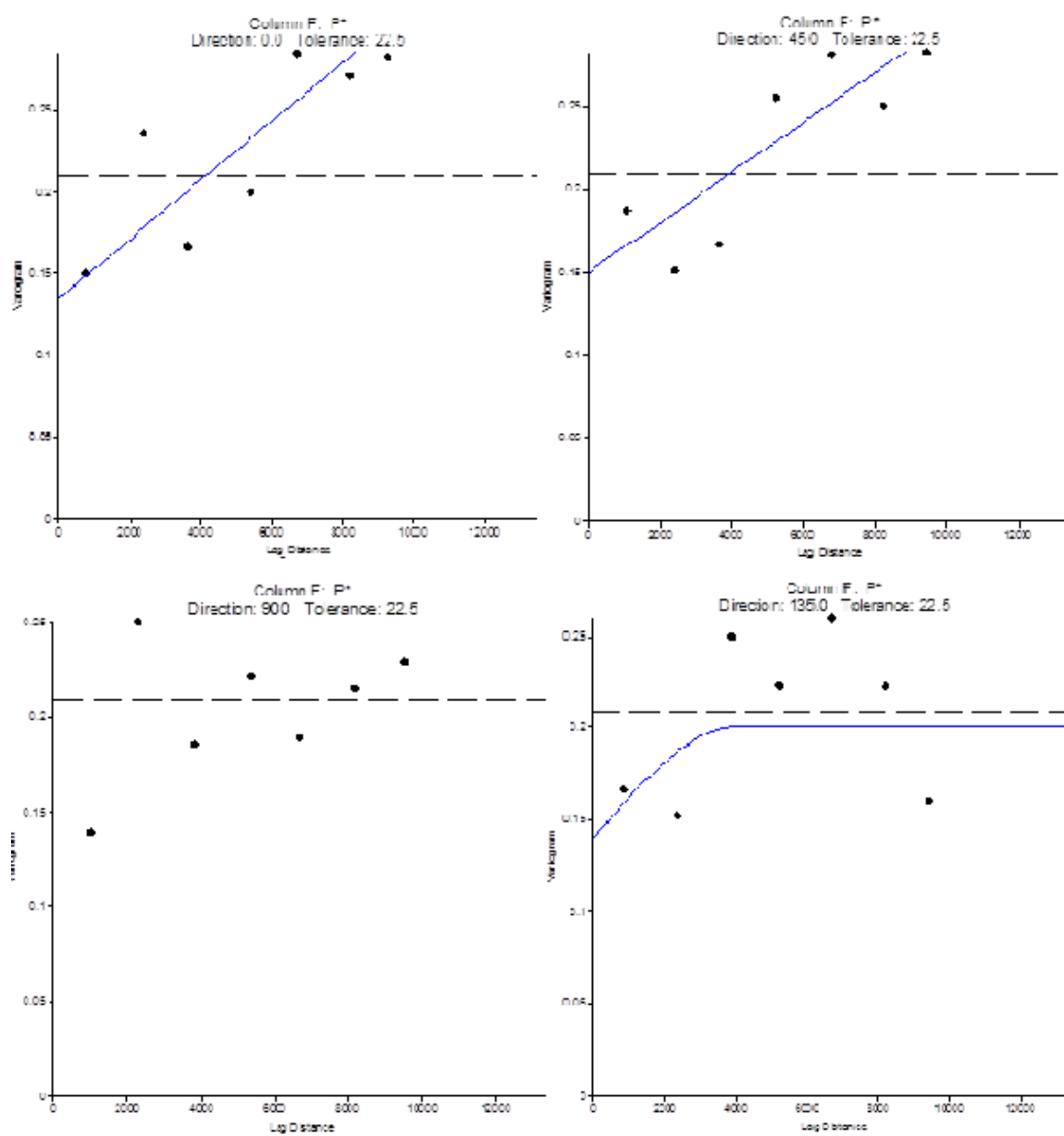


Figura 22 - Variogramas direcionais da Fósforo.

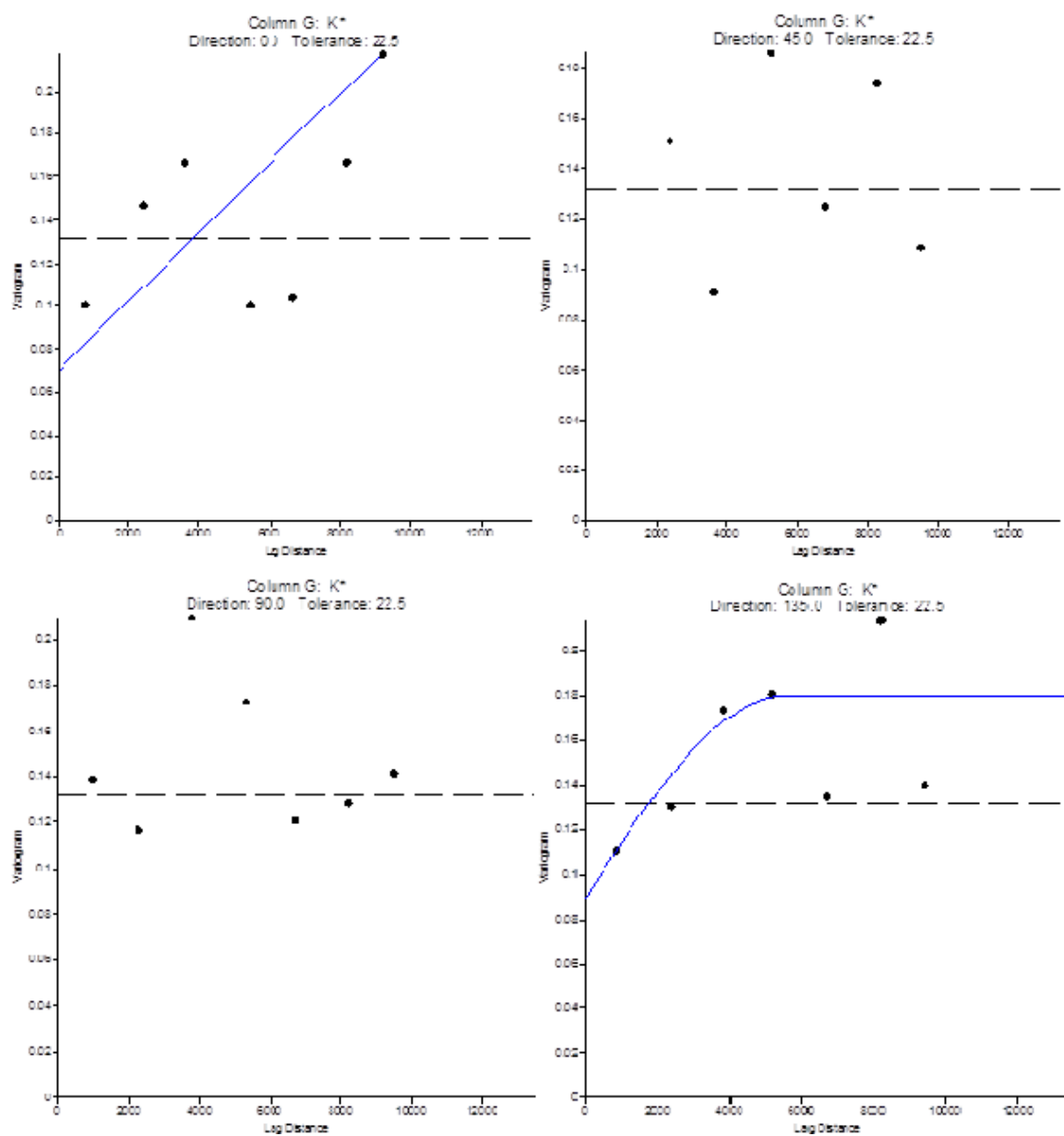


Figura 23 - Variogramas direcionais da Potássio.

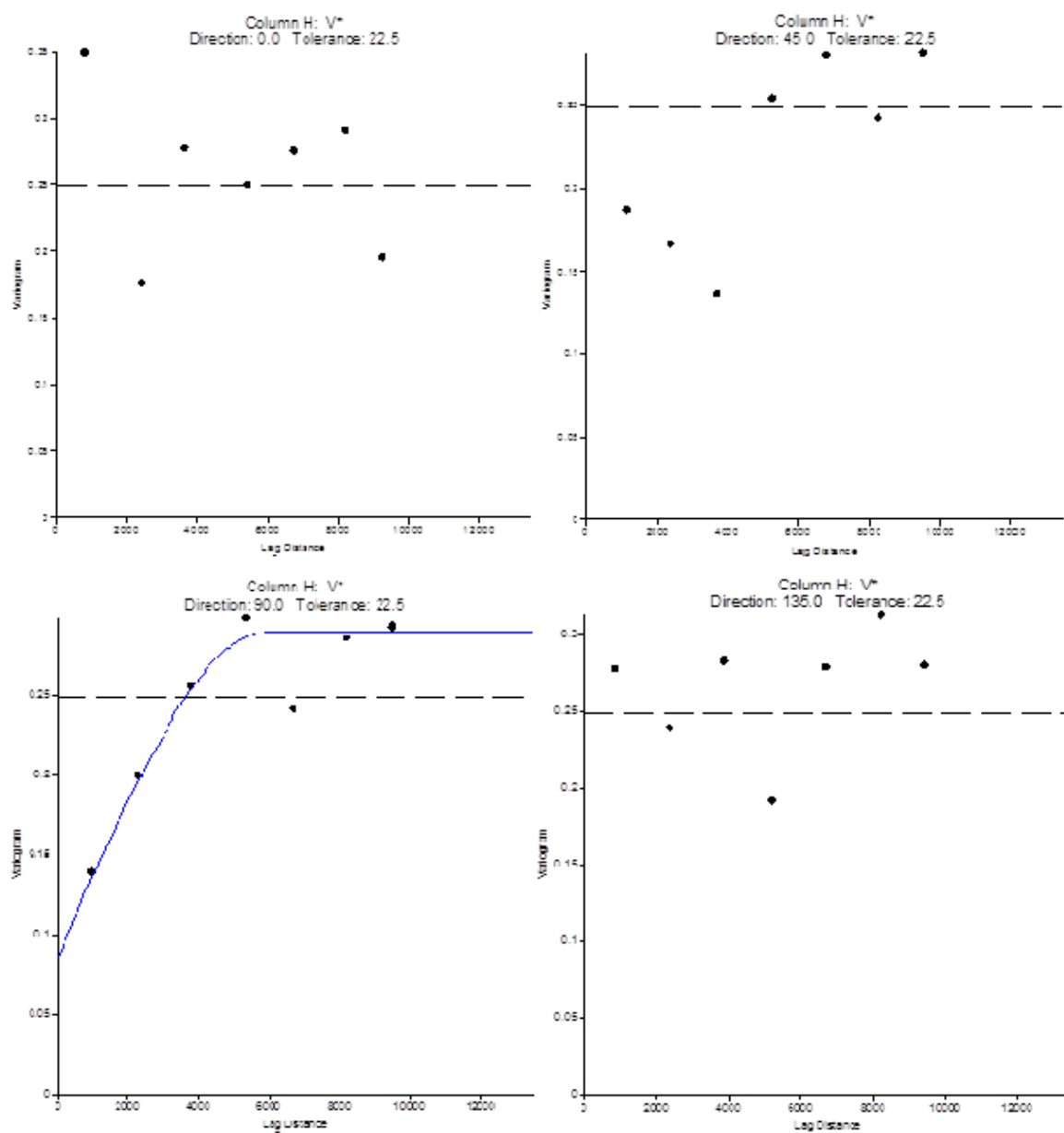


Figura 24 - Variogramas direcionais da Saturação por Bases.

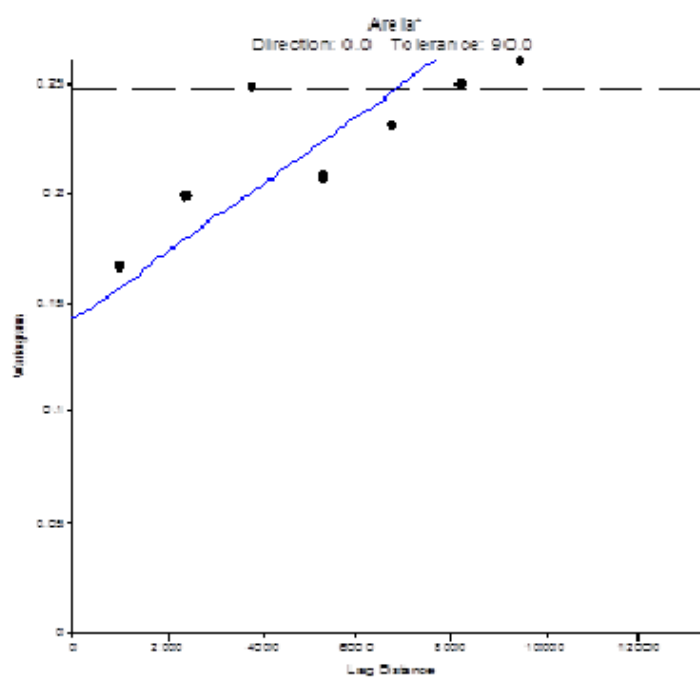
Nas Figuras 25 a 29 estão os variogramas omnidirecionais. No caso da Argila, Figura 26, não foi obtido um ajuste através do modelo teórico devido a ausência de dependência espacial. Já para os demais casos foi realizado o ajuste com distância máxima de lag de 13500 e 9 lags. Os parâmetros do ajuste para cada

variável podem ser vistos na Tabela 4.

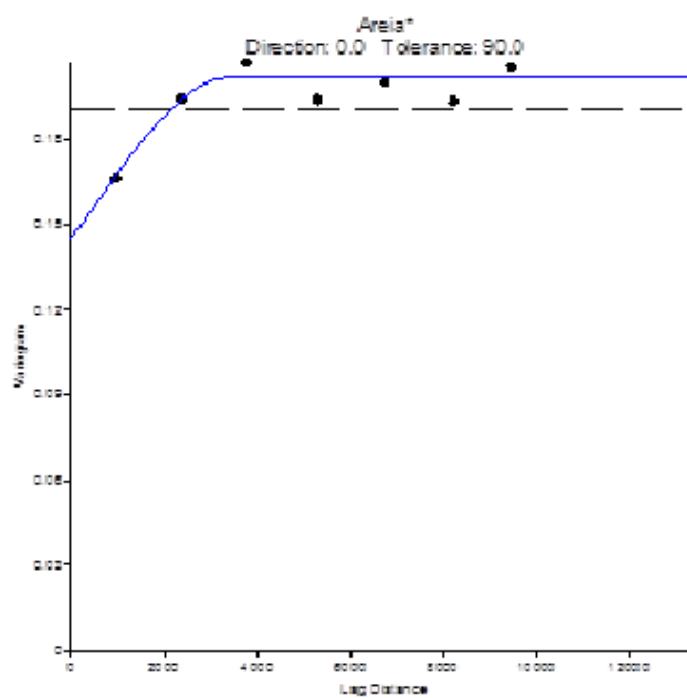
Tabela 4. Valor dos parâmetros dos ajustes variográficos.

	Modelo	C_0	C_1	a
Areia	Esférico	0.145	0.0568	3500
Argila	-	-	-	-
P	Exponencial	0.123	0.118	3000
K	Esférico	0.07	0.075	3350
V	Exponencial	0.15	0.122	2500

Na Figura 25(a) é possível verificar que para a variável areia não ocorre estacionariedade, pois a variância da diferença entre os pares de pontos não se torna constante. Utilizando o Surfer para obter a krigagem universal foi retirada a tendência quadrática do variograma e obtido um novo variograma sem tendência (Figura 25, (b)).



(a)



(b)

Figura 25 - Variograma omnidirecional da Areia.

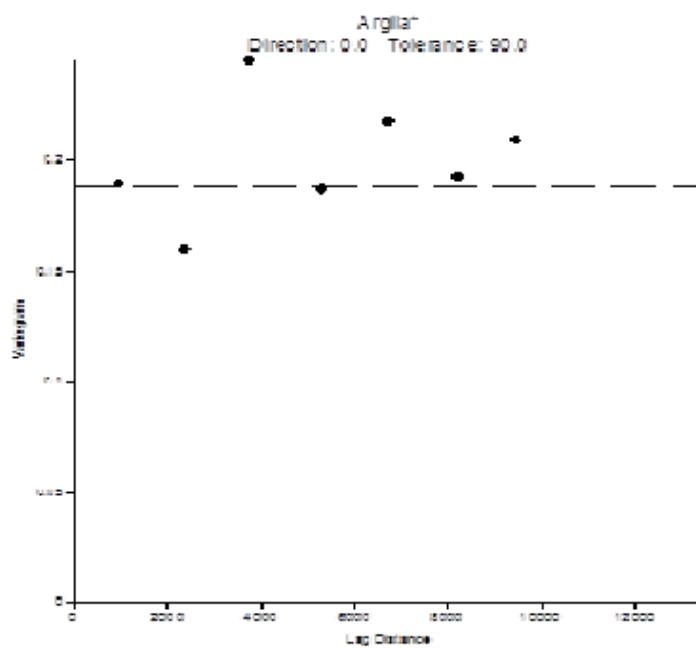


Figura 26 - Variograma omnidirecional da Argila.

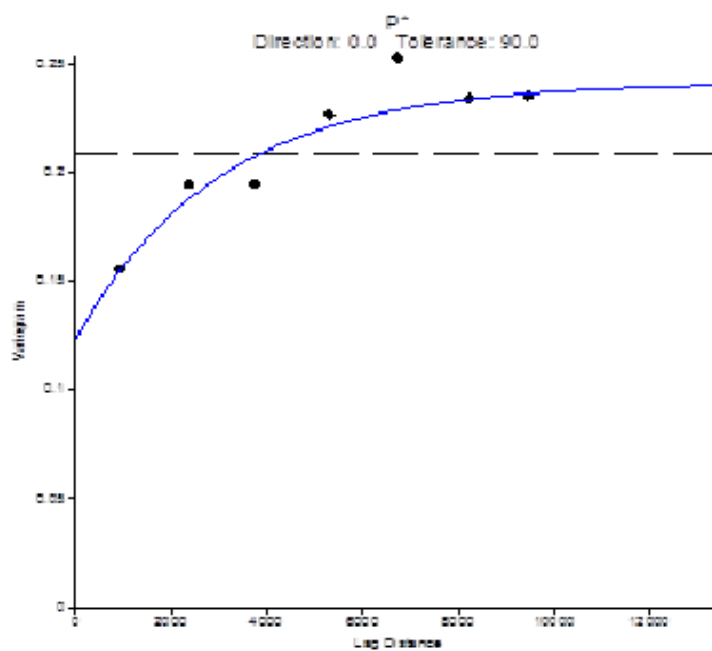


Figura 27 - Variograma omnidirecional do Fósforo.

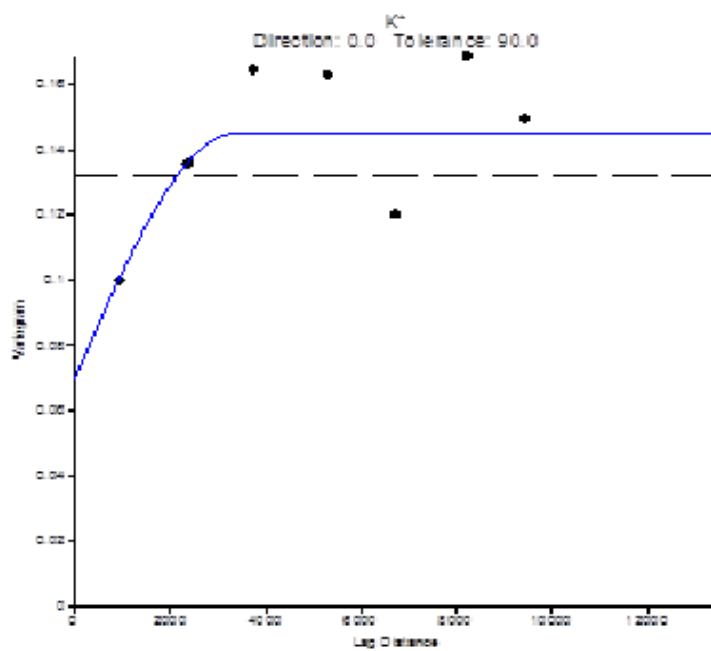


Figura 28 - Variograma omnidirecional do Potássio.

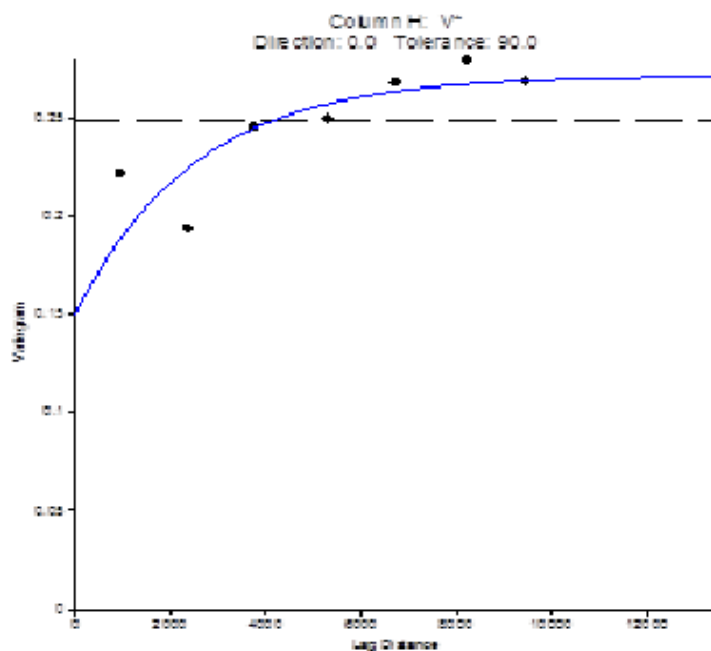


Figura 29 - Variograma omnidirecional da Saturação por Bases.

Na Figura 30 estão os mapas da probabilidade de ocorrência das

variáveis areia, fósforo, potássio e saturação por bases, obtidas pela krigagem indicativa. O mapa da variável argila não consta porque para essa variável não foi possível o ajuste variográfico.

A menor probabilidade de ocorrência para cada variável está representada pela cor amarela, e a de maior ocorrência a cor vermelha, ou seja, em amarelo estão as regiões que necessitam de alguma forma de correção no solo para o cultivo de cana de açúcar, exceto para o caso da areia, em que as regiões em cores vermelhas representam solo arenoso.

As variáveis fósforo e V% possuem uma maior probabilidade de ocorrência fragmentada entre a parte superior direita e principalmente na parte central da área estudada, enquanto a variável potássio não atingiu extremos, tem sua maior probabilidade de ocorrência na parte central e com uma área de menor probabilidade predominante distribuída por quase toda região.

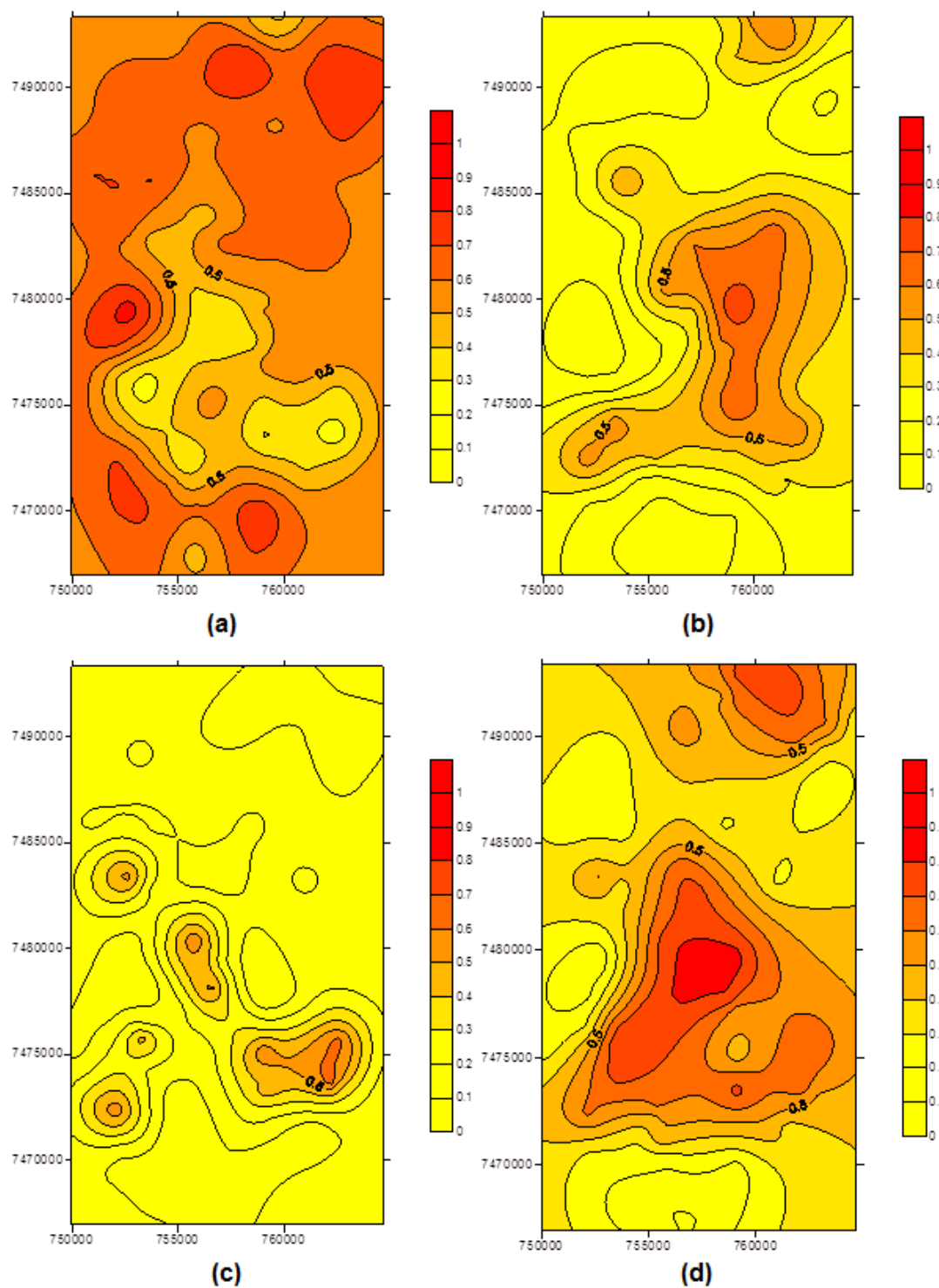


Figura 30 - Mapa de probabilidade de ocorrência da (a) Areia, (b) Fósforo, (c) Potássio e (d) Saturação por Bases

Na Figura 31 estão os mapas provenientes da regressão polinomial e seus respectivos mapas de resíduos resultantes da interpolação pelo método do vizinho natural para a variável argila, para a qual não foi obtido o ajuste variográfico e areia para comparação.

No mapa de resíduos (Figura 31(b)), pode-se verificar que a região central possui uma maior ocorrência de argila, isto pode ser notado devido a grande concentração de resíduos positivos, representados em vermelho, presentes na área.

A areia e argila possuem uma correlação fortemente negativa, o que indica que locais onde ocorrem maiores concentrações de areia são mais propícios a ter menores concentrações de argila e vice-versa. Isso pode ser observado ao comparar os mapas provenientes da regressão polinomial para as duas variáveis (Figura 31(b) e (d)).

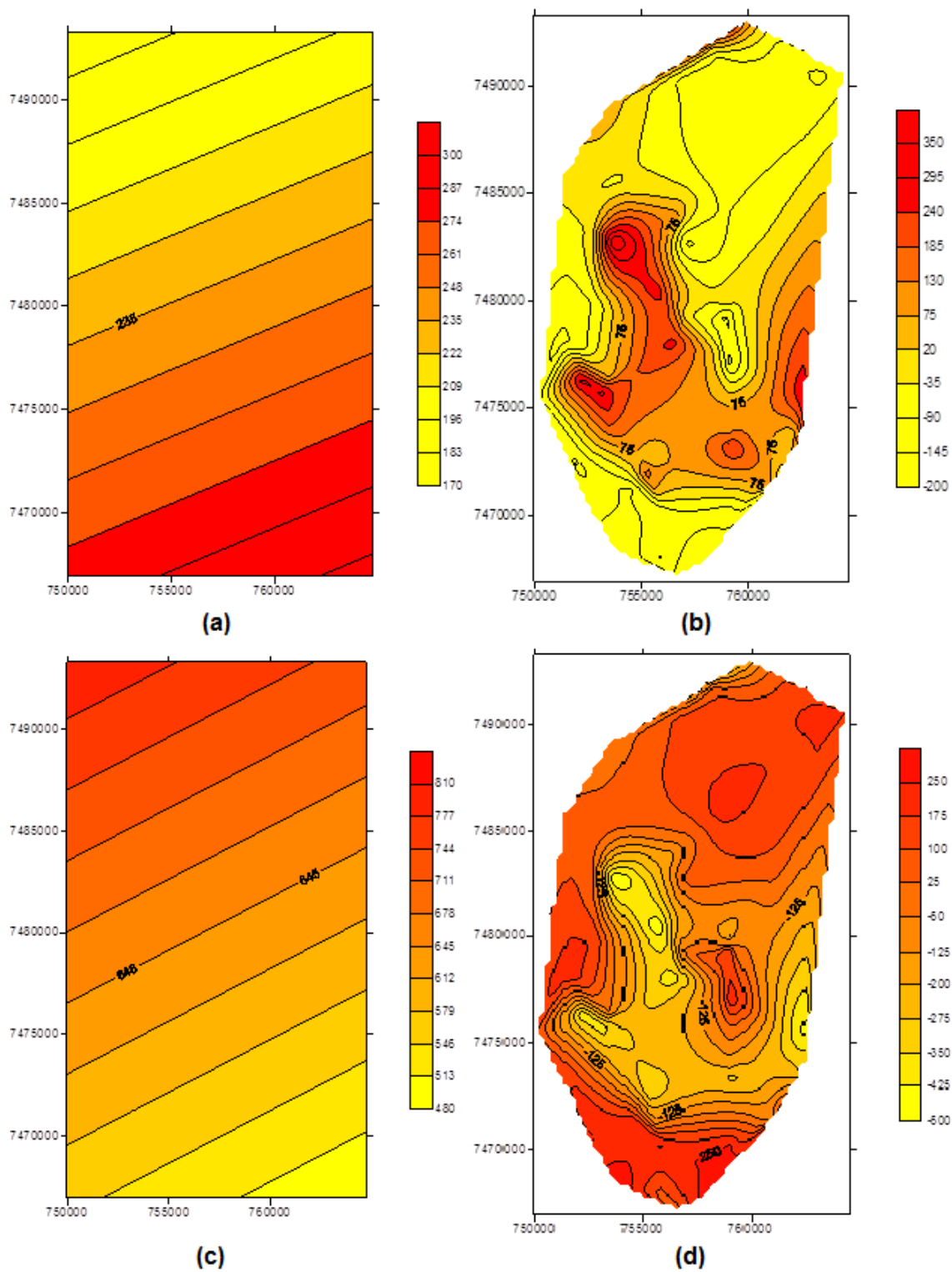


Figura 31 - Mapa da Regressão polinomial: (a)Argila e (c)Areia, Mapa de resíduos: (b) Areia, (d) Argila

5 CONCLUSÕES

Na análise preliminar dos dados, todos os histogramas encontrados são indicativos da não existência de distribuição normal dos valores das variáveis, sendo inclusive bastante assimétricos. Verificou-se pelos mapas resultantes que as localidades em que se encontra menor concentração de areia e mais argila são as que ocorrem maiores probabilidades de fósforo, potássio e saturação por bases.

A técnica de krigagem indicativa foi eficiente ao mostrar, em mapas, a distribuição espacial das variáveis estudadas em termos de probabilidade de ocorrência. Desse modo o objetivo do trabalho foi alcançado e mostra o potencial de aplicação dessa técnica quando se quer verificar a necessidade ou não de uma determinada correção do solo. Por exemplo, apenas com esses mapas é possível fazer um planejamento de adubação e gastos, já que neles estão disponíveis informações claras de fertilidade do solo.

Nos mapas de distribuição pontual das variáveis nota-se perfeitamente a coincidência dos maiores valores com as áreas de maior probabilidade de ocorrência, no caso de areia, fósforo, potássio e saturação por bases, e resíduos positivos em argila. Isso demonstra a validade da aplicação da krigagem indicativa e da análise de regressão polinomial.

Uma possibilidade de continuidade do trabalho seria fazer um mapa de probabilidades acumuladas das variáveis, que forneceria uma informação conjugada em um único mapa, contendo as informações de ocorrência de todas as variáveis ao mesmo tempo.

Para escolher uma área que apresentasse duas, ou eventualmente, três condições em conjunto para o uso do solo poderia ser elaborado um mapa

resultante do produto de mapas probabilísticos, com base na regra multiplicativa de probabilidades para eventos mutuamente independentes, ou seja:

$$(P(v_1 \leq c_1)) \cdot (P(v_2 \leq c_2)) = \text{mapa de uso do solo},$$

onde c_i representa o valor de corte de cada variável v_i .

Anexos

Tabela 5. Dados referentes as amostras coletadas e valores após a transformação binária

(continua)

ID	X (m)	Y (m)	Areia tot.(%)	Areia tot.(%)*	Argila (%)	Argila (%)*	P (mg/dm ³)	P (mg/dm ³ *)	K	K*	V (%)	V (%)*
1	755773	7480400	151	1	516	1	23	0	3.8	0	67	0
2	759048	7479868	412	1	249	0	72	0	1.3	1	88	0
3	761003	7483215	728	0	201	0	19	0	0.7	1	40	1
4	761467	7492164	827	0	96	0	21	0	1.2	1	65	0
5	761805	7489987	881	0	90	0	14	1	0.4	1	68	0
6	759091	7469574	786	0	151	0	8	1	1.2	1	17	1
7	759056	7473643	363	1	400	1	33	0	2.5	1	79	0
8	759082	7475135	541	1	336	0	22	0	3.4	0	33	1
9	759071	7477155	877	0	77	0	22	0	2.1	1	37	1
10	758747	7477508	671	1	222	0	9	1	2.4	1	71	0
11	758611	7478097	654	1	186	0	19	0	0.4	1	68	0
12	756709	7466931	848	0	95	0	9	1	0.6	1	33	1
13	757972	7467579	823	0	71	0	10	1	0.7	1	18	1
14	754536	7471331	812	0	114	0	11	1	0.6	1	39	1
15	752066	7472370	810	0	100	0	42	0	3.6	0	62	0
16	749968	7475445	771	0	99	0	8	1	0.5	1	18	1
17	751211	7478076	881	0	71	0	10	1	1.8	1	46	1
18	752231	7477761	810	0	127	0	9	1	0.7	1	17	1
19	753512	7476459	589	1	307	0	11	1	1.3	1	60	0
20	754971	7476994	350	1	439	1	12	1	0.5	1	60	0
21	756576	7478040	225	1	511	1	15	1	5.4	0	67	0
22	757097	7479331	671	1	210	0	13	1	1.8	1	65	0
23	759009	7479475	855	0	59	0	25	0	1.1	1	81	0
24	755331	7472609	249	1	292	0	42	0	0.9	1	80	0
25	755222	7472207	330	1	491	1	9	1	0.6	1	32	1
26	752664	7480040	837	0	145	0	9	1	0.9	1	29	1
27	752840	7479777	808	0	139	0	11	1	0.8	1	23	1
28	752822	7479098	787	0	166	0	8	1	0.4	1	15	1
29	752607	7483357	749	0	190	0	11	1	3.5	0	68	0
30	753679	7482774	180	1	639	1	8	1	0.4	1	56	1
31	753809	7485519	790	0	168	0	48	0	2.4	1	58	1
32	751084	7485888	771	0	191	0	10	1	0.5	1	5	1
33	753194	7489202	705	0	264	0	8	1	0.2	1	34	1
34	759978	7493303	654	1	249	0	37	0	1.4	1	73	0
35	762179	7473686	304	1	282	0	54	0	6.3	0	95	0
36	762368	7473625	225	1	598	1	17	0	4.8	0	67	0
37	762655	7473543	310	1	532	1	14	1	1.4	1	21	1
38	762543	7475635	117	1	556	1	10	1	3.3	0	79	0
39	761462	7471555	815	0	149	0	11	1	1.5	1	26	1
40	761059	7471463	436	1	386	1	19	0	3.0	1	65	0
41	761308	7471600	605	1	281	0	11	1	1.2	1	54	1
42	756707	7466934	522	1	120	0	8	1	0.5	1	21	1
43	755740	7468079	622	1	206	0	13	1	3.0	1	20	1
44	753720	7468022	867	0	60	0	8	1	0.5	1	19	1
45	752278	7470282	728	0	171	0	9	1	1.0	1	24	1
46	755572	7471317	464	1	371	1	10	1	2.7	1	68	0
47	755875	7470220	818	0	151	0	16	1	2.0	1	48	1
48	762725	7487796	856	0	125	0	2	1	0.3	1	20	1
49	763257	7489236	881	0	92	0	9	1	0.3	1	12	1
50	764694	7490727	874	0	101	0	4	1	0.3	1	7	1

Tabela 2. Dados referentes as amostras coletadas e valores após a transformação binária

ID	X (m)	Y (m)	Areia tot.(%)	Areia tot.(%)*	Argila (%)	Argila (%)*	P (mg/dm ³)	P (mg/dm ³ *)	K	K*	(conclusão)	
											V (%)	V (%)*
51	763365	7490469	938	0	45	0	2	1	1.8	1	62	0
52	759170	7492897	380	1	503	1	14	1	1.1	1	61	0
53	758326	7491817	759	0	204	0	5	1	0.8	1	42	1
54	758627	7491281	870	0	84	0	84	0	0.7	1	61	0
55	758046	7490688	888	0	79	0	8	1	0.5	1	59	1
56	756755	7490313	857	0	99	0	4	1	0.7	1	64	0
57	757070	7482731	745	0	58	0	54	0	1.3	1	80	0
58	756512	7483823	535	1	347	0	6	1	1.9	1	66	0
59	758507	7485837	891	0	92	0	5	1	0.4	1	35	1
60	752126	7476355	210	1	569	1	3	1	0.3	1	26	1
61	753306	7475678	227	1	565	1	4	1	9.3	0	78	0
62	753447	7474273	394	1	455	1	22	0	0.7	1	62	0
63	759086	7470137	807	0	153	0	8	1	0.9	1	26	1
64	759132	7473355	255	1	531	1	12	1	7.8	0	74	0

6 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ALCÂNTARA, R, G. **Variabilidade espacial de características físico-químicas e a condutividade elétrica aparente do solo sob plantio direto.** Anápolis, 2010, 89f. Dissertação (Mestrado). Universidade Estadual de Goiás, 2010.

ALVES, S. M. F.; ALCÂNTARA, G. R.; REIS, E. F. et. al. **Definição de zonas de manejo a partir de mapas de condutividade elétrica e matéria orgânica.** Biosci. J., Uberlândia, v. 29, n. 1, p. 104-114, Jan./Feb. 2013.

ARAÚJO, A. E.; SILVA, C. A. D.; AZEVEDO, D. M. P. et al. **Cultivo de algodão irrigado.** EMBRAPA: Sistemas de Produção 3 (Versão Eletrônica), 2003. Disponível em: <<http://sistemasdeproducao.cnptia.embrapa.br/FontesHTML/Algodao/AlgodaoIrrigado/autores.htm>> Acesso em: 11 de janeiro de 2014.

BRASIL. Ministério da Agricultura, Pecuária e Abastecimento. Secretaria de Desenvolvimento Agropecuário e Cooperativismo. **Boletim Técnico da Agricultura de Precisão.** Brasília, 2011. 36p. Disponível em: <<https://docs.google.com/file/d/0B08ZXLaeazVWRkk1S3lGMFJzY1U/edit?pli=1>>, Acesso em: 15/04/2013.

CÂMARA, G.; MONTEIRO, A. M. V.; DRUCK, S. et al. **Análise espacial e geoprocessamento.** In: DRUCK, S. Análise espacial de dados geográficos, Cap 1., p. 21-52, Brasília: Embrapa, 2004.

CAMARGO, E.C.G. **Desenvolvimento, Implementação e Teste de Procedimentos Geoestatísticos (Krigagem) no Sistema de Processamento de Informações Georeferenciadas (SPRING)**. 1997. 105 f. Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos.

CAMARGO, E.C.G.; FUCKS, S.D.; CÂMARA, G. **Análise espacial de superfícies**. Brasília: Embrapa, 2004.

COMPANHIA NACIONAL DE ABASTECIMENTO (Conab) **Produção de cana passa das 659 milhões de toneladas**. Disponível em: <<http://www.agricultura.gov.br/comunicacao/noticias/2013/12/producao-de-cana-passa-das-659-milhoes-de-toneladas>>. Acesso em: 10/01/2013

CONCEIÇÃO, M. et. al. **Comunicado técnico Embrapa**. Revisado em 1999. Disponível em <www.cnps.embrapa.br/search/pesqs/comtec/comtec2.pdf>. Acesso em: 11/01/2014.

CORÁ, J. E.; ARAÚJO, A. V.; PEREIRA, G. T. et al., **Variabilidade espacial de atributos do solo para adoção do sistema de agricultura de precisão na cultura de cana-de-açúcar**. Revista Brasileira de Ciência do Solo. v. 28, n. 6, p. 1013-1021, 2004.

DATASUS **Mapa do Brasil**. Disponível em: <<http://www2.datasus.gov.br/DATASUS/>>. Acesso em: 20/09/2013.

EMPRESA BRASILEIRA DE PESQUISA AGROPECUÁRIA - EMBRAPA. Centro Nacional de Pesquisa de Solos. **Sistema Brasileiro de Classificação de Solos**. 3.ed. Brasília: Embrapa, 2013. 353 p.

FARIAS, P. R. S.; NOCITI, L. A. S.; BARBOSA, J. S. et al. Agricultura de precisão: mapeamento da produtividade em pomares cítricos usando geostatística. **Revista Brasileira de Fruticultura**. v. 25, n.2, p. 235-241, 2003.

FERRAZ, G. A. S.; SILVA, M. F.; COSTA, P. A. N. et. al. **Agricultura de Precisão no estudo de atributos químicos do solo e da produtividade de lavoura cafeeira.** Coffee Science, Lavras, v. 7, n. 1, p. 59-67, jan./abr. 2012.

FIGUEREDO, P. A. M. **Particularidades a respeito do potássio.** STAB: Açúcar, Álcool e Subprodutos, v.24, n.6, p.25, 2006 Aquino, A.B. et al. **Recomendações de adubação e calagem para o estado do Ceará.** Fortaleza: UFC, 1993, 248p.

GREGO, S. 2010. 109p. **Aplicação de krigagem ordinária para situações com tendência no tempo e no espaço.** Trabalho de Conclusão de curso em Estatística - Universidade Estadual “Júlio de Mesquita Filho”(UNESP), Presidente Prudente. 2010.

GUERRA, P. A. G. **Geoestatística Operacional.** Departamento Nacional da Produção Mineral, 1988.

JOURNEL, A. G. The indicator approach to estimation of spatial data. **Proceedings of the 17th APCOM**, pp. 793-806, New York: Port City Press, 1982.

LANDIM, P. M. B. **Análise estatística de dados geológicos.** 2.ed., Editora UNESP, 2003.

LANDIM, P. M. B.; CORSI, A.C. **Cálculo de superfícies de tendência, por regressão polinomial, pelo SURFER®6:** Texto didático 05. Rio Claro: UNESP, 11 p., 2001.

LANDIM, P.M.B.; STURARO, J. C.; CORSI, A.C. **Krigagem ordinária para situações com tendência regionalizada:** Texto didático 07. Rio Claro: UNESP, 13 p., 2002.

MATHERON G. **Les variables régionalisées et leur estimation,** Masson et Compagnie, 1965.

MATHERON G. **The Theory of Regionalized Variables and its Applications**, **Cahiers du Centre de Morphologie Mathématique**, n. 5. Fontainebleau, 1971.

MATHERON, G. Principles of geostatistics, **Economic Geology**, v. 58, n. 8, p. 1246-1266, 1963b.

MATHERON, G. **Traité de Géostatistique Appliquée, Tome I**: Mémoires du Bureau de Recherches Géologiques et Minières, Editions Technip, n.14, 1962

MATHERON, G. **Traité de Géostatistique Appliquée, Tome II**: Le krigeage. Mémoires du Bureau de Recherches Géologiques et Minières, Editions B.R.G.M., n. 24, 1963a

MATHERON, G., **Estimer et Choisir: Fasc. 7**, Centre de Geostatistique, Fontainebleau, 1978, 175 p.

MAULE et al. **Produtividade agrícola de cultivares de cana de açúcar em diferentes solos e épocas de colheita**. *Scientia Agricola*, v. 58, n.2, p.295-301, 2001.

MENDES, A.M.S.; BASSOI, L. H.; SILVA, D. J. **Mapeamento da probabilidade de resposta à adubação para videira irrigada - Micronutrientes**. Anais II Simpósio de Geoestatística Aplicada em Ciências Agrárias, 2011.

MONTOMIYA, A.V.A.; CORÁ, J.E.; PEREIRA, G.T. **uso da krigagem indicatriz na avaliação de indicadores de fertilidade do solo**. *Revista Brasileira Ciência do Solo* 30.485.496, 2006.

NASCIMENTO, P. S.; SILVA, J. A.; COSTA, B. R. et al. **Visualização espacial de registros de campo referentes ao desenvolvimento e produtividade de cultura perene**. In: INAMASU, R. Y.; NAIME, J. M.; RESENDE, A. V.; BASSOI, L. H.; BERNARDI, A. C. C. (Ed.). *Agricultura de Precisão: Um Novo Olhar*. 1 ed. São Carlos: Embrapa Instrumentação, 2011, p.282-285.

OLIVER, M. A. **Geostatistical applications for precision agriculture**. Dordrecht: Springer, 2010. 331p.

PANNATIER, Y. **VARIOWIN: Software for Spatial Data Analysis in 2D**. Springer-Verlag, 91 p., 1996.

PONTELLI, C. B. 2006. 112p. **Caracterização da Variabilidade Espacial das Características Químicas e Produtividade das Culturas utilizando as Ferramentas da Agricultura de Precisão**. Dissertação de Mestrado em Engenharia Agrícola - Universidade Federal de Santa Maria da Serra (UFSM, RS), Santa Maria da Serra. 2006.

RAIJ, B. V.; CANTARELLA, H.; QUAGGIO, J. A.; FURLANI, A. M. C. **Recomendações de adubação e calagem para o estado de São Paulo**. 2.ed. Campinas: Instituto Agronômico/Fundação IAC, 1997. 285p. (Boletim Técnico, 100).

RESENDE, M.; CURI, N.; REZENDE, S. B. et. al. **Pedologia: base para distinção de ambientes**. 5.ed. Lavras, Universidade Federal de Lavras, 2007, 322p.

RODELLA, A. A.; MARTINS, M. **Efeitos de fontes e formas de aplicação de fósforo na produtividade da cana-de-açúcar, em cana-planta**. Álcool e Açúcar, v.45, n.8, p.26-30, 1988.

SILVA, A.F.; ZIMBACK, C.R.L.; LANDIM, P.M.B. **Aplicação da geoestatística em Ciências Agrárias** Apostila curso apresentado no III Simpósio de geoestatística Aplicada em Ciências Agrárias, Botucatu, 2013. 159p.

SILVA, R. F. B. **Planejamento do uso do solo em uma Bacia Hidrográfica para conservação dos Recursos Hídricos**, 2011, 86p. Dissertação de Mestrado em Agronomia (Irrigação e Drenagem) - Universidade Estadual Paulista Júlio de Mesquita Filho (Faculdade de Ciências Agrônomicas/ UNESP), Botucatu.

SILVEIRA et al. **Níveis de variedades de cana de açúcar predominantes nas principais regiões produtoras de cachaça de Minas Gerais.** Informe Agropecuário, v.23, n.217, p.25-32, 2002.

SOUSA, D.M.; LOBATO, E. **Cerrado: Correção do solo e adubação.** 2.ed. Brasília, Embrapa Informação Tecnológica, 2004. 416p.

USINA SAO MANOEL **Informações sobre a usina** Disponível em: <<http://www.saomanoel.com.br/>> Acesso em: 01/12/2013.

VALENCIA, L. I. O.; MEIRELLES, M. S.; FUCKS, S. D. **Métodos geoestatísticos para análise e avaliação de riscos em agricultura de precisão.** 2001. Disponível em: <www.geoinfo.info/geoinfo2001/papers/138ivanluis.pdf>. Acesso em: 12/05/2013.

VICENTE, J. 2004. **Estudo comparativo de Métodos Geoestatísticos Aplicados em Agricultura de Precisão.** Dissertação de Mestrado em Ciências Cartográficas - Universidade Estadual Paulista Júlio de Mesquita Filho (Faculdade de Ciências e Tecnologia/UNESP), Presidente Prudente.

VIEIRA, S. R. **Geoestatística aplicada à agricultura de precisão.** In: BORÉM, A.; GIÚDICE, M. P.; QUEIROZ, D. M.; MANTOVANI, E. C.; FERREIRA, L. R.; VALLE, F. X. R.; GOMIDE, R. L. Agricultura de precisão. Viçosa: UFV, 2000. p. 93-108.

YAMAMOTO, J. K.; LANDIM, P. M. B. **Geoestatística: Conceitos e Aplicações.** Editora Oficina de Textos, 1.ed., 2013.

ZIMBACK, C.R.L. **Análise espacial de atributos químicos de solos para fins de mapeamento da fertilidade.** Tese de Livre-Docência (Livre-Docência em Levantamento do solo e fotopedologia), FCA/UNESP, 2001. 114p.