

**UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA “JULIO DE MESQUITA FILHO”
FACULDADE DE CIÊNCIAS AGRÁRIAS E VETERINÁRIAS
CÂMPUS DE JABOTICABAL**

**MÉTODOS GEOESTATÍSTICOS NA CARACTERIZAÇÃO
ESPACIAL DE ÓXIDOS DE FERRO EM DIFERENTES
PEDOFORMAS**

João Fernandes da Silva Junior
Engenheiro Agrônomo

JABOTICABAL – SÃO PAULO – BRASIL
2012

**UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA “JULIO DE MESQUITA FILHO”
FACULDADE DE CIÊNCIAS AGRÁRIAS E VETERINÁRIAS
CÂMPUS DE JABOTICABAL**

**MÉTODOS GEOESTATÍSTICOS NA CARACTERIZAÇÃO
ESPACIAL DE ÓXIDOS DE FERRO EM DIFERENTES
PEDOFORMAS**

João Fernandes da Silva Junior

Orientador: Prof. Dr. Gener Tadeu Pereira

Coorientador: Prof. Dr. José Marques Júnior

Dissertação apresentada à Faculdade de Ciências Agrárias e Veterinárias – Unesp, Campus de Jaboticabal, como parte das exigências para a obtenção do título de Mestre em Agronomia (Ciênciado Solo).

JABOTICABAL – SÃO PAULO – BRASIL

Fevereiro - 2012

Silva Junior, João Fernandes da
S586m Métodos geoestatísticos na caracterização espacial de óxidos de ferro em diferentes pedoformas / João Fernandes da Silva Junior. -- Jaboticabal, 2012
xii, 64 f. : il. ; 28 cm

Dissertação (mestrado) - Universidade Estadual Paulista, Faculdade de Ciências Agrárias e Veterinárias, 2012
Orientador: Gener Tadeu Pereira
Banca examinadora: Ednaldo Carvalho Guimarães, Marcílio Vieira Martins Filho
Bibliografia

1. Goethita. 2. Hematita. 3. Krigagem ordinária. 4. Simulação estocástica. 4. Acurácia. I. Título. II. Jaboticabal-Faculdade de Ciências Agrárias e Veterinárias.

CDU 631.4:519.2

Ficha catalográfica elaborada pela Seção Técnica de Aquisição e Tratamento da Informação – Serviço Técnico de Biblioteca e Documentação - UNESP, Câmpus de Jaboticabal.
e-mail: joaojrslva@yahoo.com.br



UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA

CAMPUS DE JABOTICABAL

FACULDADE DE CIÊNCIAS AGRÁRIAS E VETERINÁRIAS DE JABOTICABAL

CERTIFICADO DE APROVAÇÃO

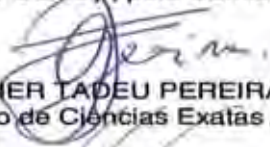
TÍTULO: MÉTODOS GEOESTATÍSTICOS NA CARACTERIZAÇÃO ESPACIAL DE ÓXIDOS DE FERRO EM DIFERENTES PEDOFORMAS

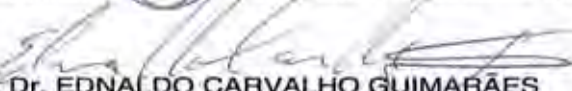
AUTOR: JOÃO FERNANDES DA SILVA JUNIOR

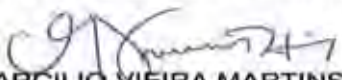
ORIENTADOR: Prof. Dr. GENE TADEU PEREIRA

CO-ORIENTADOR: Prof. Dr. JOSÉ MARQUES JUNIOR

Aprovado como parte das exigências para obtenção do Título de MESTRE EM AGRONOMIA (CIÊNCIA DO SOLO), pela Comissão Examinadora:


Prof. Dr. GENE TADEU PEREIRA
Departamento de Ciências Exatas / Faculdade de Ciências Agrárias e Veterinárias de Jaboticabal


Prof. Dr. EDNALDO CARVALHO GUIMARÃES
Departamento de Matemática / Universidade Federal de Uberlândia


Prof. Dr. MARCILIO VIEIRA MARTINS FILHO
Departamento de Solos e Adubos / Faculdade de Ciências Agrárias e Veterinárias de Jaboticabal

Data da realização: 27 de fevereiro de 2012.

DADOS CURRICULARES DO AUTOR

JOÃO FERNANDES DA SILVA JUNIOR – nascido em 31 de agosto de 1981 em Santa Izabel do Pará – PA, Graduado em Agronomia pela Universidade Federal Rural da Amazônia - UFRA (2005-2009). Foi estagiário no Laboratório Oficial de Análise de Sementes-LASO/PA do Ministério da Agricultura, Pecuária e Abastecimento-MAPA/PA de 2006 a 2008 e na Pro-Reitoria de Extensão da UFRA de 2006 a 2008. Ingressou em março de 2010 no curso de mestrado do programa de pós-graduação em Agronomia (Ciência do Solo) da Universidade Estadual Paulista “Júlio de Mesquita Filho”, Campus de Jaboticabal. No mês de fevereiro de 2012, submeteu à banca examinadora para a defesa de Dissertação, sendo aprovado e obtendo o título de Mestre em Agronomia (Ciência do Solo).

“A ciência é uma mescla de dúvida e certeza. O bom cientista é arrogantemente humilde, o que não se reduz a um mero jogo de palavras: arrogante em relação ao método e humilde quanto à fé no seu conhecimento.”

(Bachrach)

"Fazer previsões é difícil, especialmente sobre o futuro."

(Niels Bohr)

"Se você aceitar as perspectivas dos outros, especialmente as negativas, nunca há de modificar o resultado."

(Michael Jordan)

*À Deus, meu refúgio e minha
fortaleza, um socorro sempre
oferecido na angustia.*

DEDICO.

*À toda minha família em especial aos
meus pais (João Fernandes da Silva e
Henriqueta Maria da Silva) e meus
irmãos (Jardel Fernandes da Silva,
Edson Henrique Viana de Sousa e
Natani Pereira da Silva), por sempre
acreditarem e confiarem em mim.*

OFEREÇO.

AGRADECIMENTOS

À Deus, meu refúgio e minha fonte de inspiração.

Ao Orientador Prof. Dr. Gener Tadeu Pereira, Fcav/Unesp, pelas valiosas orientações neste trabalho, por acreditar, pela disposição dedicada e pela amizade,

Ao Coorientador Prof. Dr. José Marques Júnior, Fcav/Unesp, pelas orientações.

Aos amigos do curso de Pós-graduação: Daniel, Sísara, Livia, Diego (Pimpão), Angélica, Elton, Eduardo, Ricardo (Galdens), Mara, Iolanda (ioio).

Ao Pós-Doutorando: Alan Panosso, sempre contribuindo nos trabalhos.

Aos amigos de república: Saulo e Bruno (Lex)

À Coordenação de Aperfeiçoamento do Ensino Superior (CAPES), pela concessão de bolsa de estudos, sem a qual não seria possível a realização deste trabalho

Aos funcionários do Departamento de Ciências Exatas, Zezé, Shirley, Adriana e Norival, pela atenção dispensada quando solicitado e pela amizade.

MUITO OBRIGADO!

SUMÁRIO

	Página
RESUMO	XI
SUMMARY	XIII
I. INTRODUÇÃO	1
II. REVISÃO DE LITERATURA	4
2.1 VARIABILIDADE ESPACIAL DA MINERALOGIA DA FRAÇÃO ARGILA DO SOLO	4
2.2 GEOESTATÍSTICA	5
2.3 VARIÁVEL ALEATÓRIA	5
2.4 VARIÁVEL REGIONALIZADA (VR)	6
2.5 HIPÓTESE DE ESTACIONARIEDADE	8
2.6 SEMIVARIOGRAMA.....	10
2.7 KRIGAGEM ORDINÁRIA	13
2.8 SIMULAÇÃO GEOESTATÍSTICA CONDICIONAL	15
2.9 INCERTEZA E ERRO	16
III. MATERIAL E MÉTODOS	18
3.1 CARACTERIZAÇÃO DO MEIO FÍSICO	18
3.2 SISTEMA DE AMOSTRAGEM E METODOLOGIA DE CAMPO	18
3.3 METODOLOGIA DE LABORATÓRIO.....	20
3.3.1 Determinação e quantificação dos óxidos de ferro.....	20
3.3.1.1 Separação das frações do solo.....	20
3.3.1.2 Concentração dos óxidos de Fe	20
3.4 ANÁLISE DOS DADOS	21
3.4.1 Análise estatística descritiva e geoestatística	21
3.4.2 Krigagem Ordinária (KO).....	22
3.4.3 A transformação normal	23
3.4.4 Simulação estocástica de atributos mineralógicos	23
3.4.4.1 Simulação Sequencial Gaussiana (SSG)	24

3.4.5	Pós-processamento das imagens simuladas	24
3.4.6	Critério de avaliação quantitativa	25
IV.	RESULTADOS E DISCUSSÃO.....	28
4.1	ANÁLISE ESTATÍSTICA DESCRITIVA	28
4.2	ANÁLISE GEOESTATÍSTICA	29
4.3	ESTATÍSTICAS DOS MÉTODOS.....	33
4.4	AVALIAÇÃO QUANTITATIVA.....	35
V.	CONCLUSÕES	48
VI.	REFERÊNCIAS	49
ANEXO	62

MÉTODOS GEOESTATÍSTICOS NA CARACTERIZAÇÃO ESPACIAL DE ÓXIDOS DE FERRO EM DIFERENTES PEDOFORMAS

RESUMO – Os óxidos de ferro são importantes indicadores ambientais e possuem grande influência nos atributos físicos e químicos do solo. Entretanto, para o melhor entendimento de sua formação e ocorrência são necessários estudos de variabilidade espacial. A geoestatística é a melhor ferramenta para este estudo, sendo que a Krigagem ordinária (KO) é um interpolador de mínimos quadrados, mais utilizado em ciência do solo. Porém, ela suaviza os detalhes locais da variação espacial, superestimando pequenos valores e subestimando altos valores. Por isso, ela revela-se inadequada na avaliação da verdadeira variabilidade espacial dos óxidos de ferro. Embora a krigagem mostre a melhor estimativa de um atributo Z, ele não representa bem a variação. Deste modo, a alternativa é simulação geoestatística que avalia e quantifica a incerteza de um atributo, de maneira mais realista. A técnica de simulação estocástica mais utilizada é a simulação sequencial gaussiana (SSG), por ser, rápida e direta na construção da função de densidade de probabilidade acumulada condicional (f.d.p.a.c), sendo, portanto preferível à estimação pela KO. Desta forma, é importante testar outros métodos para caracterizar espacial dos óxidos de ferro. Objetivando avaliar o desempenho da (KO), krigagem ordinária dos dados padronizados (KOP) e da simulação seqüencial gaussiana (SSG) da variabilidade espacial dos óxidos de ferro em uma área com pedoformas: côncava e convexa foram coletados 121 amostras de duas malhas nos dois relevos classificados como: côncavo e convexo com espaçamento de 10 metros. O erro médio, o erro quadrático médio e o erro quadrático médio padronizado foram os critérios de avaliação da acurácia da predição. Os valores altos dos coeficientes de variação dos óxidos de ferro afetaram o desempenho dos métodos. Os óxidos de ferro apresentaram variabilidade diferenciada pela SSG nas pedoformas. Os mapas de KOP e a E-tipo apresentaram maior acurácia e maiores detalhes, em relação à KO nas pedoformas. Recomendam-se mapas E-tipo, em vez de mapas de KO.

A SSG é preferível à KO para os óxidos de ferro. Além do uso da KOP pode ser outra alternativa de interpolação na avaliação da variabilidade espacial dos óxidos de ferro.

Palavras-chave: goethita, hematita, krigagem ordinária, simulação estocástica, acurácia.

GEOSTATISTICS METHODS ON THE SPATIAL CHARACTERIZATION OF IRON OXIDES IN DIFFERENT LANDFORMS

SUMMARY - Iron oxides are important environmental indicators and have great influence on the physical and chemical properties of soil. However, for a better understanding of their formation and occurrence studies are necessary spatial variability. Geostatistics is a tool for this study, ordinary kriging (OK) is a least squares interpolator, is the most widely used in soil science. However smooths out local details of spatial, small values overestimating and underestimating high values. Therefore, is inadequate in the evaluation of iron oxides. Although the kriging show the best estimate of an attribute Z, it does not represent well the variation. Thus, the alternative is geostatistical simulation that evaluates and quantify the uncertainty of an attribute, more realistically. Since the most widely used is the sequential Gaussian simulation (SGS), to be quickly and directly in the construction of the density function of cumulative probability (fdpac), and are preferred to the estimation. Thus, is important to test other methods to characterize spatially of iron oxides. In order to evaluate the performance of (OK), ordinary kriging of standardized data (OKS) and sequential Gaussian simulation (SGS) of the spatial variability of iron oxides in an area with landform: concave and convex 121 samples were collected data in two loops with two reliefs classified as concave and convex with spacing of 10 meters. The average error, the mean square error and root mean square error were standardized criteria for evaluating the accuracy of prediction. High values of coefficient of variation of iron oxides harmed the performance of the methods. The landforms showed variable differentiated by SGS. The maps of OKS and E-type had higher accuracy and greater detail in relation to landforms in the OK. It is recommended that E-type maps instead of maps OK. The SGS is preferable to OK, but the use of OKS may be a another alternative interpolation.

Keywords: goethite, hematite, ordinary kriging, stochastic simulation, accuracy.

I. INTRODUÇÃO

Os óxidos de ferro (goethita e hematita) atuam na estrutura do solo, geralmente influenciando na formação de agregados e na cimentação de outros componentes dos atributos físicos do solo (SAMBATTI et al., 2002; FERREIRA et al., 2007; SILVA et al., 2011). No entanto, o entendimento mais detalhado da natureza e do comportamento dos atributos físicos e químicos dos solos, tropicais e subtropicais, depende do conhecimento dos seus óxidos de ferro, sendo necessário, estudar as suas distribuições espaciais (INDA JUNIOR & KAMPF, 2005a). Dessa forma, para caracterizar a variabilidade espacial dos atributos dos solos, a técnica recomendada é a geoestatística (WILDING & DREES, 1983), a qual é baseada na teoria das variáveis regionalizadas, que define a existência da relação entre os valores de um atributo em função de sua posição geográfica (VIEIRA, 2000).

Entretanto, são escassos na literatura, trabalhos abordando a caracterização da variabilidade espacial dos atributos mineralógicos da fração argila, cita-se alguns autores como: (MONTANARI et al., 2005; SOUZA et al., 2006; CAMARGO et al., 2008a,b; OLIVEIRA JUNIOR et al., 2011), estes relataram a dependência espacial dos atributos mineralógicos dos minerais: hematita, goethita, caulinita e gibbsita estão relacionados com as diferentes pedofomas. Estes autores utilizaram o método de interpolação de mínimos quadrados denominada de krigagem ordinária (KO) para elaboração de mapas de variabilidade espacial, o qual é o procedimento mais utilizado em dados de ciência de solo (VIEIRA, 2000). Por ser um interpolador que fornece uma estimativa não viciada e ótima, a KO é considerada uma ferramenta poderosa de suporte à decisão de manejo do solo, pois é utilizada para estudar a variabilidade espacial e temporal de atributos de solo, da planta e do clima, possibilitando a interpretação dos resultados em mapas da variabilidade espacial. Porém, alguns autores relatam a desvantagem da KO, devido a sua característica de minimizar a variância dos dados de um modelo de continuidade espacial modelada pelo semivariograma, sendo que, esta variância mínima, independe dos dados, depende

somente da geometria da posição dos pontos amostrais, e não pode ser usada como medida de precisão (JOURNEL, 1996; DEUSCTH & JOURNEL, 1998).

Com o intuito de se obter mapas que expressem resultados mais próximos à realidade, GOOVAERTS (1999) destaca o uso da simulação geoestatística como alternativa na abordagem na variabilidade espacial, a qual fornece realizações, mais realistas do fenômeno espacial, reproduzindo todos os possíveis padrões de continuidade espacial. O uso deste algoritmo na construção de mapas, ao contrário de algoritmos de interpolação, que provocam suavização, reproduz as características globais, a continuidade espacial e as estatísticas da amostra, além disso, têm precedência sobre a precisão local (DEUSCTH & JOURNEL, 1998). Assim, a simulação estocástica pode fornecer uma representação mais honesta do padrão espacial (LAPEN et al., 2001).

Atualmente, a simulação seqüencial gaussiana (SSG) vem sendo utilizada na avaliação da incerteza da fertilidade do solo (ORTIZ et al., 2004), da matéria orgânica do solo (CHAI et al., 2007), de áreas contaminadas (ZHAO et al., 2008; LIN et al., 2008; LIN et al., 2011; GUASTALDI, 2011), da emissão de CO₂ (HERBST et al., 2010; TEIXEIRA et al., 2011), da textura do solo (DELBARI et al., 2011).

Em geoestatística, o termo utilizado quando se desconhece o valor exato do erro da estimativa é denominado incerteza (MOWRER, 2000), que é a diferença entre o valor real e sua representação espacial, incluindo erros, falhas e a estatística de variação (HEUVELINK & WEBSTER, 2001). Pois muito além da elaboração de mapas da distribuição espacial, está a necessidade da avaliação da incerteza espacial dessas estimativas, fornecendo assim, uma noção de precisão da informação espacial gerada.

Norteados pela hipótese de que, a SSG mostra vantagem na caracterização espacial de teores de Gt e Hm, em relação à KO, torna-se essencial conhecer as relações de causa e efeito na escolha desses métodos. Partindo desses pressupostos, este trabalho tem por finalidade avaliar o desempenho dos métodos geoestatísticos de estimativas e simulações estocásticas condicionais: krigagem ordinária (KO), krigagem ordinária dos dados padronizados (KOP) e simulação sequencial gaussiana (SSG) na

caracterização espacial de teores de óxidos de ferro (goethita e hematita) em pedoformas côncava e convexa.

II. REVISÃO DE LITERATURA

2.1 Variabilidade espacial da mineralogia da fração argila do solo

A investigação mineralógica dos solos tem por finalidade determinar quantitativamente as espécies minerais neles existentes. O conhecimento da composição do solo permite avaliar sua riqueza mineral o que é importante para estimar sua fertilidade potencial (KIEHL, 1979). A importância na determinação da constituição mineralógica da fração argila também assume papel fundamental para se entender o comportamento de um solo relacionado aos atributos físicos e químicos.

Porém, ainda pouco se conhece dos processos de formação e ocorrência dos minerais, pois são fenômenos complexos e sensíveis às mudanças no ambiente (INDA JUNIOR et al., 2007). Sendo assim, é importante o conhecimento da dependência e da variabilidade espacial desses atributos do solo na paisagem. CAMARGO et al (2008a) estudando o teor e a distribuição espacial dos óxidos de ferro da fração argila, relataram que são extremamente dependentes dos elementos da paisagem. (SOUZA et al., 2006; CAMARGO et al. 2008a,b) relataram que a dependência espacial dos atributos mineralógicos dos minerais hematita, goethita, caulinita e gibbsita esta relacionada com pequenas variações do relevo.

Muitos pesquisadores insatisfeitos com a subjetividade implícita nestes métodos tradicionais para identificação e mapeamento de atributos dos solos, perceberam a necessidade da aplicação de técnicas quantitativas, como a abordagem da análise estatística multivariada dos dados (JONA-LASINIO, 2001) geoestatísticas (CAMARGO et al., 2008a,b; OLIVEIRA JUNIOR et al., 2011), lógica fuzzy (McBRATNEY et al., 2000). O uso dessas metodologias, combinadas com cuidadosas observações de campo e avaliações dos atributos do solo por especialistas treinados e experientes, poderá fornecer resultados que complementam os métodos tradicionais.

A importância desses métodos quantitativos na ciência do solo vem cada vez mais ganhando espaço no meio científico, sobretudo, depois que surgiu uma nova área de pesquisa em ciência do solo, a qual tem a finalidade quantificar os fenômenos e processos que ocorrem nos solos, esta pedologia quantitativa é denominada de

pedometria por (McBRATNEY, 2003). Entre as técnicas pedométricas, a geoestatística é a mais utilizada.

2.2 Geoestatística

A geoestatística surgiu na África do Sul, no século XX, com o trabalho de Daniel Krige 1951, engenheiro de minas sul-africano, trabalhando com concentrações de ouro em que não conseguiu encontrar relação entre as amostras utilizando a estatística clássica, e definiu que as amostras possuíam uma relação em função da posição e que não poderia ser explicada por uma estatística simples, sendo necessário o uso de modelos matemáticos para estimar uma população baseada na correlação espacial, dependente da posição. Essa abordagem empírica foi aperfeiçoada pelo matemático francês, George Matheron 1963, o qual desenvolveu a teoria das variáveis regionalizadas. Nesta teoria, a posição é tão importante quanto o valor da amostra, sendo que tudo está relacionado, porém, o que está mais próximo, está mais relacionado.

O entendimento da geoestatística começa com o conceito de variável aleatória e teve seu desenvolvimento em 1960, surgindo a partir da necessidade de metodologias para avaliar depósitos de reservas minerais (GOOVAERTS, 1997). Houve diversas aplicações da geoestatística em dados de solo no início dos anos 80 (BURGESS & WEBSTER, 1980a,b; VIEIRA et al., et al 1981; VIEIRA et al., 1983), além de serem cada vez mais utilizados na ciência do solo, pelo grande número de estudos reportado na literatura (GOOVAERTS, 1998).

2.3 Variável aleatória

Defini-se uma variável aleatória da seguinte forma: seja $Z(x_i)$ uma variável regionalizada no local x_i , dentro de um espaço amostral S , ao coletar-se uma amostra, esta pode assumir vários valores, por ser uma variável aleatória (VA). O conjunto dessas (VA) forma uma função aleatória (FA) (MATHERON, 1971). Para o uso de um modelo permissível deve-se fazer suposições de estacionariedade como restrição

adicional. Assim, existem dois tipos de estacionariedade que os pesquisadores usualmente assumem para o conjunto de variável aleatória $\{Z(x)\}$.

Estacionariedade de 2ª ordem requer:

1) $E\{Z(x_i)\} = \mu \forall x_i$, ou seja, o valor esperado de uma função aleatória variável no espaço existe e não depende de x_i .

2) $E\{[Z(x_i + h) - \mu][Z(x_i) - \mu]\} = \sigma(h), \forall Z \text{ e } h$, ou seja, para cada par de variáveis $\{Z(x_i + h), Z(x_i)\}$ a função de covariância existe e depende somente da distância de separação (h), esta sendo difícil de ser satisfeita na prática, pois implica a existência de uma variância finita dos valores medidos, suposição essa difícil de ser verificada.

Portanto, uma hipótese alternativa mais fraca, denominada hipótese intrínseca, expressa inteiramente em termos das diferenças, $Z(x_i + h) - Z(x_i)$, das variáveis aleatórias regionalizadas.

1) $E\{Z(x_i + h) - Z(x_i)\} = 0 \forall x_i \text{ e } h$, ou seja, o valor esperado de toda $Z(x_i)$ é constante, para toda posição x_i e vetor h , esta mesma condição é assumida para a estacionariedade de 2ª ordem (CRESSIE, 1991).

2.4 Variável Regionalizada (VR)

Uma amostra ou realização de uma função aleatória $Z(x)$ é uma função espacial discreta ou uma variável regionalizada que pode ser vista como uma variável estruturada, quando se leva em conta unicamente seu comportamento a grande escala, é errática ou aleatória quando levamos em conta o comportamento a pequena escala. Isto é, segundo o modelo espacial, uma variável regionalizada possui dois componentes que Segundo BURROUGH (1987) a variação espacial de uma variável regionalizada é dada pela soma de três componentes:

$$Z(x_i) = m + \varepsilon'(x_i) + \varepsilon''(x_i), \quad (1)$$

sendo:

$Z(x_i)$ é o valor da variável na posição x_i

m representa a função determinística (a média ou qualquer tendência espacial)

$\varepsilon'(x_i)$ é a componente correlacionada espacialmente mais associada a um valor médio constante.

$\varepsilon''(x_i)$ é o erro residual (geralmente, normal), ou ruído aleatório espacialmente independente, com uma média zero e variância $\sigma^2(x_i)$.

a) Primeiro momento de uma variável regionalizada: Média

O momento de primeira ordem de uma função aleatória $Z(x)$, conhecido como valor médio ou média é definida como:

$$E = [Z(x)] = m(x) \quad (2)$$

Ela é insuficiente para caracterizar inteiramente uma população, já que, a média não proporciona informação sobre o número total de indivíduos sobre as variações entre eles.

b) Segundo momento de uma variável regionalizada: Variância, covariância e variograma

Os momentos de segunda ordem de uma função aleatória $Z(x)$ são:

A variância de $Z(x)$ que é definida como:

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

A covariância de $Z(x)$, também conhecida como covariograma, definida como:

$$C(x_i, x_j) = \text{cov}[Z(x_i), Z(x_i + h)] = E[(Z(x_i) - m(x_i))(Z(x_j) - m(x_j))] \quad (4)$$

O variograma de $Z(x)$, também conhecido como função de semivariância definido como:

$$2\gamma(x_i, x_j) = \text{Var}[Z(x_i) - Z(x_j)] = E[(Z(x_i) - Z(x_j))^2] \quad (5)$$

A função $\gamma(\cdot)$ denomina-se semivariograma (VIEIRA, 2000).

2.5 Hipótese de Estacionariedade

Diz-se que uma função aleatória $Z(x)$ é estritamente estacionária se a função de distribuição de probabilidades das variáveis aleatórias regionalizadas $Z(x_i)$ são independente da posição x_i , ou que a mesma é invariante para qualquer distância para um vetor h . Requer que os momentos de diferentes ordens para cada variável aleatória regionalizada sejam completamente independentes da localização.

Uma variável $Z(x_i)$, na posição x_i pertencente a D , é estritamente estacionária (estacionariedade forte), se suas distribuições em finitas dimensões são invariantes para pequenas distâncias h , Isto é, se as funções $\{Z(x_i), \dots, Z(x_n)\}$ e $\{Z(x_i + h), \dots, Z(x_n + h)\}$ têm a mesma função de distribuição conjunta multivariada para h pertencente a D . Isto resulta em limitação prática à hipótese de estacionariedade, para os primeros momentos, já que, a estacionariedade estrita é uma condição muito forte e pouco habitual (CRESSIE, 1993).

a) Estacionariedade de segunda ordem

Uma condição menos restrita que a estacionariedade forte, é a estacionariedade de segunda ordem, que é mais frequente utilizada na prática, que assume que, a esperança seja constante, e que a função de covariância seja invariante para a traslação na área de estudo. É dito, que uma função aleatória é estacionária de segunda ordem, se seus momentos de primeira e segunda ordem, não dependam da posição. Em suma, se tenho uma variável aleatória $Z(x_i)$, na posição x_i , pertencente a um campo aleatório D , então, diz-se, que é estacionária de segunda ordem no campo D , se a esperança de $Z(x)$ for igual à média para toda posição dentro do campo D .

$$E[Z(x)] = m \quad \forall x \in a D \quad (6)$$

$C(x_i, x_j + h) = cov[Z(x_i), Z(x_j + h)] = cov[h] \quad \forall x_i, x_j + h$ pertecente a D assumindo que $var[Z(x_i)] = \sigma^2 < \infty \quad \forall x_i$ pertencente a D .

É dito, que a função de covariância $cov[Z(x_i), Z(x_i + h)]$, depende somente de h . Esta hipótese requer a estacionariedade só para a média e para a função de covariância da variável aleatória regionalizada. A segunda condição implica em estacionariedade da variância e do variograma. A estacionariedade de segunda ordem, também conhecida como estacionariedade débil, ou como processo com estrutura de covariância estacionária (ISAACK & SRIVASTAVA, 1989).

b) Estacionariedade intrínseca (Hipótese intrínseca)

Quando a função aleatória não é estacionária, mas as diferenças $Z(x_i + h) - Z(x_i)$ são estacionárias de segunda ordem, consideramos que o processo tem estacionariedade intrínseca. É dito que, a variância das diferenças entre as variáveis em dois pontos depende somente do vector h que os separa.

Em resumo tendo uma variável aleatória $Z(x_i)$ na posição x_i , dentro do campo D , diz-se que é intrinsecamente estacionária dentro do campo D , se: a diferença entre os pares $Z(x_i + h), Z(x_i)$ for igual a média para toda posição x_i .

$$E[Z(x_i + h) - Z(x_i)] = m \quad \forall x_i \quad (7)$$

e a variância da diferença é

$$var[Z(x_i + h) - Z(x_i)] = 2y(h) \quad \forall x_i \quad (8)$$

em que $2y(h)$ é o variograma.

Esta condição é menos restritiva e prática que a estacionariedade de segunda ordem, sendo geralmente empregada na modelagem geoestatística, sendo encontrada com bastante frequência na natureza, pois existem muitos processos que não possuem variância finita. Também, diz-se que, quando se cumpre esta condição, a função aleatória $Z(x_i)$ é “homogênea”. É importante ressaltar, que a estacionariedade de segunda ordem, sempre implica na condição da hipótese intrínseca (homogeneidade), sendo que, a relação inversa nem sempre é satisfeita (ISAACK & SRIVASTAVA, 1989).

2.6 Semivariograma

A partir de uma variável regionalizada $Z(x_i)$ e sendo satisfeita a hipótese intrínseca, então existe uma função de semivariância ou semivariograma o qual mostra a dependência espacial entre as amostras, sendo possível ajustar um modelo matemático a fim de se fazer inferências em uma ou mais posições não amostrada.

O ajuste de modelo apropriado para estimar as estatísticas espaciais é vital na geoestatística, tendo em vista que cada modelo produz diferentes valores para a semivariância, patamar, efeito pepita e alcances, os quais são fundamentais na interpolação por krigagem (TRANGMAR et al., 1985).

A hipótese intrínseca requer que, \forall vetor h , a variância do incremento $Z(x_i) - Z(x_i + h)$ seja finita e independente da posição dentro da área de estudo (TRANGMAR et al., 1985), e temos assim a função:

$$\text{Var} [Z(x_i) - Z(x_i + h)] = E [Z(x_i) - Z(x_i + h)]^2 = 2\gamma(h) \quad (9)$$

que é denominada de variograma. Na prática, a forma do variograma não é muito utilizada e sim a forma $\gamma(h)$, denominada de semivariograma, que é estimado como a média do quadrado das diferenças entre todas as observações separadas pela distância h .

O semivariograma é um estimador imparcial e sem tendência, podendo ser afetado quando se tem observações atípicas (TRANGMAR et al., 1985; ISAAKS & SRIVASTAVA, 1989). Em resumo, o semivariograma é uma função que relaciona a semivariância com a distância de separação e direção ou lag h de qualquer par de localizações $Z(x_i)$ e $Z(x_i+h)$. Os parâmetros do semivariograma; o alcance (a), o efeito pepita (C_0); o patamar (C_0+C_1) caracterizam os três elementos mais importantes do modelo da variabilidade de uma variável (TRANGMAR et al., 1985).

Alcance

O alcance de um processo espacial pode ser visto como a distância para a qual os pontos já não se consideram correlacionados ou a distancia h para a qual as

variáveis $Z(x_i)$ e $Z(x_i + h)$ são independentes, sendo a distância h , a qual o modelo alcança o patamar. Os pontos separados por uma distância inferior ao alcance consideram-se espacialmente correlacionados. Assim, observações espaçadas por distâncias maiores que o alcance, são consideradas independentes, ou seja, é a distância na qual a diferença do variograma e de seu patamar é praticamente desprezível. No entanto, a posição exata, onde a diferença é "desprezível" é bastante difícil de detectar (ANDRIOTTI, 2002).

Patamar

A semivariância cresce com a distância, e dá lugar a um fenômeno, revelando a variação espacial de um atributo até se estabilizar em um valor de distância (alcance) denominado patamar (C_0+C_1), que expressa o limite ao qual o ponto a partir do alcance não terá nenhuma contribuição no procedimento de interpolação (ANDRIOTTI, 2002).

Efeito Pepita

O semivariograma, por definição, é nulo na origem, mas na prática as funções obtidas podem apresentar discontinuidade na origem, esta medida é denominada efeito pepita. Este termo, foi extraído das aplicações no minério (pepita, nugget), é a situação em que o variograma não tende a 0 próximo da origem. Esta descontinuidade na origem pode ser devido a erros de medições e/ou microvariabilidades (variações em escala muito pequena) (HERNÁNDEZ, 2009).

As etapas da análise variográfica são: A partir dos dados observados, calcula-se o semivariograma experimental. Posteriormente, selecionar-se um semivariograma teórico que se adeque ao semivariograma experimental, já que este último não é uma função, em geral, a partir da qual, pode-se realizar interpolações. Neste passo, devemos levar em conta os três parâmetros mais característicos do semivariograma teórico: o alcance (a), o patamar (C_0+C_1) e o efeito pepita (C_0), conforme, Figura 1.

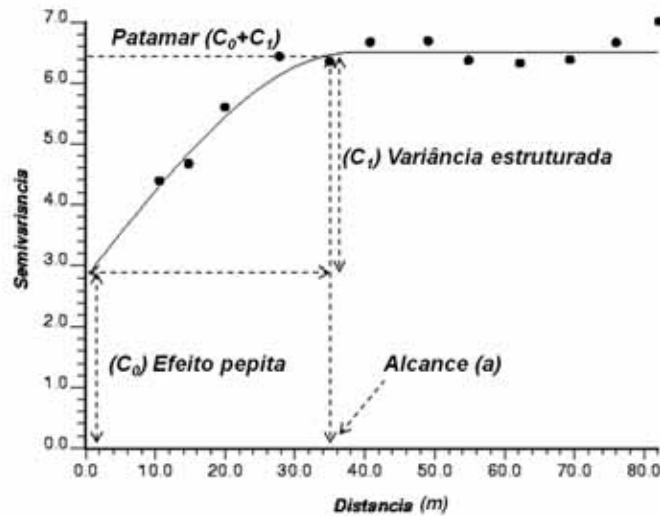


Figura 1. Semivariograma hipotético, com os parâmetros alcance (a), efeito pepita (C_0), variância estruturada (C_1), patamar ($C_0 + C_1$) e modelo ajustado (—) $mod(C_0; C_1; a)$.

A razão entre o efeito pepita e o patamar ($C_0/(C_0+C_1)$), expressa em porcentagem, o índice de dependência espacial das propriedades estudadas, conforme CAMBARDELLA et al. (1994): dependência espacial forte ($C_0/(C_0+C_1) \leq 0,25$), moderada ($0,25 < C_0/(C_0+C_1) < 0,75$) ou fraca ($C_0/(C_0+C_1) \geq 0,75$).

Modelos matemáticos podem ser ajustados ao semivariograma, esta etapa é a mais importante de um estudo geoestatístico para analisar a estrutural espacial e para a interpolação. Sendo que a escolha de um modelo não pode ser de maneira automática, deve-se seguir algumas restrições, tais como, as das funções positivas definidas (ISAAKS & SRIVASTAVA, 1989; WEBSTER & OLIVER, 2000; McBRATNEY & WEBSTER, 1986). Além de o número de pares deve ser no mínimo de 30 a 50 (LANDIM, 1998; ANDRIOTTI, 2002).

JOURNEL & HUIJBREGTS (1978) classificam os modelos matemáticos teóricos da seguinte forma:

- modelo esférico:

$$\begin{aligned}\gamma(h) &= c_0 + c_1 \left[\frac{3h}{2a} - \frac{1}{2} \left(\frac{h}{a} \right)^3 \right] \text{ para } 0 < h < a \\ &= c_0 + c_1 \text{ para } h \geq a\end{aligned}\quad (10)$$

sendo, **(a)** o alcance, **(h)** a distância, **(c₀)** o efeito pepita, e **C₀ + C₁** é igual ao patamar.

Este modelo é muito utilizado em ciência do solo

- modelo exponencial

$$\gamma(h) = c_0 + c_1 \left[1 - \exp\left(\frac{-h}{a_0}\right) \right], \quad (11)$$

sendo: **(c₁)** a assíntota (patamar), **(c₀)** o efeito pepita, **h** a distância, e **a₀** é o alcance. Neste caso, o alcance efetivo é **a = 3a₀**, o qual é a distância que fornece 95% do patamar (GOOVAERTS, 1998), pois este modelo é assintótico.

- modelo gaussiano

$$\gamma(h) = c_0 + c_1 \left[1 - \exp\left(\frac{-h^2}{a_0^2}\right) \right] \quad (12)$$

sendo: **(c₁)** a assíntota (patamar) **(c₀)** o efeito pepita e **h** a distância.

Usualmente para modelar fenômenos regulares, e seu alcance prático é definido semelhantemente ao modelo exponencial em 95% do patamar, sendo que **a = √3a₀**. Tem comportamento parabólico próximo da origem, característica de fenômenos com pequena variação a curtas distâncias. Frequentemente utilizado em topografia, na caracterização do relevo.

2.7 Krigagem Ordinária

A Krigagem ordinária é um método estatístico de interpolação, também conhecido como melhor estimador linear não enviesado (BLUE) (CRESSIE, 1991). Este método utiliza-se para interpolação de dados, informações das observações nas posições conhecidas de um campo aleatório (GOOVAERTS, 1997; ISSACK & ISRIVASTAVA, 1989). Apresenta uma resposta muito eficiente para a estimação dos

valores de campo em posições não amostradas a partir de um modelo de semivariograma (BURGESS & WEBSTER, 1980, OLIVER & WEBSTER, 2009).

Os estudos geoestatísticos utilizam-se da KO em muitas aplicações, tais como: em dados hidrológicos, minerais, da qualidade do ar, de ciência do solo, de biologia, de controle de pragas agrícolas. A KO é conhecida como método de krigagem linear com média estacionária, mas desconhecida e depende somente das propriedades de segunda ordem do campo aleatório.

O objetivo da krigagem é estimar o valor de uma função aleatória $Z(x_i)$ em um ou mais pontos não amostrados em uma região D , a partir de um conjunto de dados observados $Z(x_1), \dots, Z(x_n)$ em posições x_1, \dots, x_n , sem tendência e com variância mínima (VIEIRA, 2000). Deste modo, pode-se usar a KO quando existir estacionariedade de segunda ordem ou estacionariedade da hipótese intrínseca.

O estimador de krigagem ordinária (KO) é dado por:

$$\hat{z}(x_0) = \sum_{i=1}^N \lambda_i z(x_i), \quad (13)$$

sendo $\hat{z}(x_0)$ a estimativa de krigagem na posição de interesse x_0 , $z(x_i)$ os valores medidos em $x_i, i = 1, 2, \dots, N$ e λ_i os pesos da krigagem atribuídos aos valores vizinhos $z(x_i)$ para estimar $\hat{z}(x_0)$ (BURGESS & WEBSTER, 1980; VIEIRA et al., 1981; VIEIRA, et al., 1983; VIEIRA, 2000; TRANGMAR et al., 1985, HERBST et al., 2010).

A maior crítica pelos pesquisadores no uso da krigagem, é que a variância mínima da estimativa dela, independe dos dados e, em geral, não pode ser usada como uma medida da precisão da estimação (DEUSCH & JOURNEL, 1998). Entretanto, recentemente, as aplicações da geoestatística têm enfatizado a aplicação dos mapas de krigagem. Nestas aplicações, os mapas da interpolação pela krigagem, em geral devem ser usados para somente para alguns casos em ciência do solo. Contudo, com o avanço do uso de técnicas geoestatísticas o objetivo mudou na confecção dos mapas de variabilidade espacial. Pois, não basta apenas elaborar os mapas de distribuição espacial, é necessário avaliar a incerteza destes mapas. Assim, propõe-se um outro método para ser utilizado na caracterização da variabilidade espacial em ciência do solo,

que é a simulação geoestatística. Esta nova técnica, além de reproduzir os dados do histograma, fornece acesso à incerteza, e também honra a variabilidade espacial dos dados, geralmente caracterizada por um modelo de semivariograma (DELBARI et al., 2009).

Para avaliar a qualidade de um método de interpolação espacial existem vários critérios estabelecidos em HEBSTER (2009) como citados a seguir:

- Minimizar o erro medio absoluto global ou o desvio padrão do error global.
- Minimizar o error medio absoluto local ou o desvio padrão local de uma área específica de interesse.
- Evitar a superestimação o subestimação em areas específicas.

Para a validação dos métodos de interpolação espacial precisa-se de um conjunto de dados de controle (conjunto de validação).

No entanto, em muitos casos, não dispomos deste conjunto de validação e, por isso, podemos: calcular certas medidas de erro da predição para cada método estabelecer diferentes medidas da qualidade entre os diferentes métodos de interpolação, utilizando a validação cruzada (Cross-validation) como medida de avaliação da qualidade do método de interpolação. A validação cruzada compara a eficiência e a precisão dos métodos de estimação e avalia o comportamento do modelo.

2.8 Simulação geoestatística condicional

Atualmente, existe uma grande variedade de algoritmos de simulação estocástica, os quais diferem pelo campo de aplicação, hipótese, eficiência e exigência computacional. A simulação condicional produz imagens equiprováveis e independentes com a mesma probabilidade de ocorrência, cada uma das quais, honrando os dados, histograma e a estrutura dos dados. Entre os algoritmos de simulação condicional está à simulação seqüencial gaussiana, sendo bastante utilizada para quantificar e avaliar a incerteza de um atributo (BATISTON, 2010).

Duas dificuldades estão relacionadas com a estimação do padrão espacial usando a krigagem: (i) o efeito de suavização, isto é, a função densidade de

probabilidade dos dados originais não é reproduzida muito bem (GOOVAERTS, 1998) e (ii) O variograma usado pela krigagem não é reproduzido muito bem pelo padrão espacial estimado (DEUTSCH & JOURNAL, 1998; GOOVAERTS, 2000). Uma maneira de se contornar estas dificuldades é a simulação estocástica.

Entretanto, devido à distribuição aleatória, os valores medidos não são preservados nos locais amostrados. Esta dificuldade pode ser novamente contornada pela combinação da estimação espacial com a simulação estocástica condicional. Neste estudo assumimos que uma combinação da simulação seqüencial gaussiana (SSG), produzirá mapas ou padrões espaciais mais realísticos dos óxidos de ferro. Para cada dado de coleta, uma realização estocástica era condicionada com a estimativa da krigagem. Estes procedimentos produzem padrões espaciais que podem ser investigados a respeito da função de densidade de probabilidade acumulada condicional (f.d.p.a.c.) e com relação à reprodução dos variogramas (HERBST et al., 2009).

Segundo este mesmo autor, na simulação estocástica é importante que se quantifique quão bem a função de densidade de probabilidade (f.d.p) do campo aleatório reproduziu a f.d.p dos dados. Tal quantificação, obtida pela comparação da fração de valores dos dados originais e a f.d.p.ac. $\hat{F}(u, z/(n))$, gerada estocasticamente em intervalos de probabilidade p ($IP-p$) (DEUSTCH, 1997; GOOVAERTS, 2001).

2.9 Incerteza e erro

É comum em métodos de estimação a discussão sobre o erro de estimação, sendo que este é definido a seguir, conforme ISAACS & SRIVASTAVA (1989):

$$Erro = r = \text{valor estimado} - \text{valor real} \quad (14)$$

Contudo, o erro na modelagem geoestatística não pode ter esta abordagem, pois ao utilizarem-se modelos matemáticos para fazer estimativas, quando se desconhece o valor real, apenas o valor do atributo de estudo. A partir disso, nota-se que é necessário introduzir outro termo para essa abordagem probabilística, sendo melhor aplicar, o termo denominado incerteza. O erro é utilizado na modelagem matemática, onde

imperava a precisão, em que o desvio está relacionado a um valor real. O contrário ocorre na incerteza, utilizado na modelagem estatística (geoestatística), com a idéia de dúvida, de conhecimento incompleto do fenômeno. Por exemplo: têm-se duas amostras de solo, separadas por uma distância de 10 m, estima-se por krigagem um valor entre essas duas amostras, a partir de um modelo de semivariograma, porém calcular o erro que se comete nessa estimativa, não é possível, por não se ter o valor real entre 10 m. A fim de se ter uma noção de precisão nessa estimativa, a incerteza é a mais provável noção da acurácia do método de estimação.

III. MATERIAL E MÉTODOS

3.1 Caracterização do meio físico

A área de estudo está localizada na Fazenda Boa Vista, pertencente à Usina São Domingos Açúcar e Álcool nas coordenadas geográficas: 21° 05' 57,11" de latitude Sul e 49°01'02,08" de longitude Oeste, no município de Catanduva, Estado de São Paulo, Brasil. O clima da região foi classificado pelo método de Köppen, como tropical quente úmido, tipo Aw, seco no inverno, com precipitação média de 1.350 mm, temperatura média anual de 23 °C, com temperatura no mês mais quente superior a 22 °C e a do mês mais frio inferior a 18 °C, e umidade relativa do ar de 74%. Os materiais de origem dos solos foram mapeados como rochas areníticas sedimentares do Grupo Bauru, Formação Adamantina (IPT, 1981). O solo foi classificado como Argissolo Vermelho-Amarelo eutrófico textura média /argilosa (EMBRAPA, 2006).

A vegetação primária da região de Catanduva foi classificada como floresta pluvial estacional e cerrada, sendo o uso atual principalmente cana-de-açúcar, a mais de 20 anos em sistema de colheita pós-queimada. A área foi caracterizada utilizando fotografias aéreas da região na escala 1:35.000, perfil altimétrico, e no campo pela classificação geomorfológica e pedológica, conforme (CAMARGO, 2009).

3.2 Sistema de amostragem e metodologia de campo

Foram instaladas duas malhas de dimensão 100 x 100 m, Figura 2, com espaçamento regular de 10 x 10 m e os pontos de cruzamento deste espaçamento determinaram os pontos de coleta das amostras, na profundidade de 0,0-0,20 m num total de 121 pontos amostrais georreferenciados em cada malha, conforme (CAMARGO et al., 2008a), destes foram retirados 13 pontos, cerca de 10% dos dados originais (TEIXEIRA et al., 2011), para verificar a qualidade da modelagem para elaboração dos mapas, pelo método da validação externa.

A partir das coordenadas em UTM de cada ponto amostral obtido por meio de um equipamento receptor de sistema de posicionamento global (GPS), foi possível elaborar

o modelo digital de elevação (MDE), Figura 2 utilizando o programa Surfer (GOLDEN SOFTWARE, 2009). A partir do MDE e percorrendo a área do experimento foram identificadas duas pedoformas (côncava e convexa), conforme os modelos proposto por TROEH (1965).

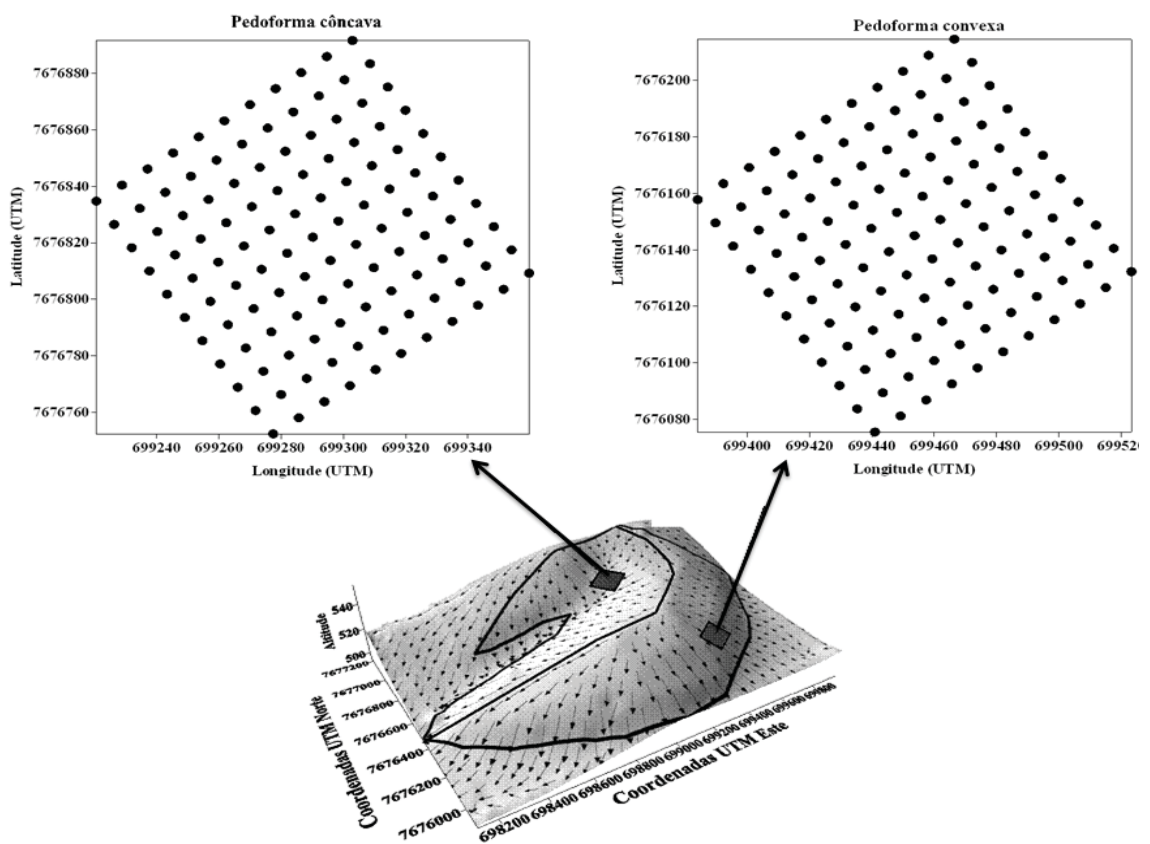


Figura 2. Localização da área de estudo e (●) pontos de amostragem em malha regular (Adaptado de CAMARGO, 2009).

3.3 Metodologia de laboratório

3.3.1 Determinação e quantificação dos óxidos de ferro

3.3.1.1 Separação das frações do solo

As amostras foram enviadas para o laboratório e secas ao ar, em seguida foram destorroadas e passadas em peneira de 2,0 mm, para obtenção de terra fina seca ao ar (TFSA), depois submetidas a agitação mecânica com NaOH 0,5 N por 10 minutos. Em seguida foram passadas em peneiras de malha 0,053 mm retendo a fração areia e passando para um Becker as frações (Silte + Argila). Após esse tratamento a separação das frações (Silte+Argila) foi realizado por centrifugação a (1.600 rpm), sendo que o tempo de centrifugação foi em função da temperatura no momento da análise, conforme (CAMARGO et al., 1986). A floculação foi com HCL concentrado e centrifugado a 2.000 rpm, por 2 minutos, após a argila foi levada a estufa até secar e depois foi pilada e passada em peneira de 0,5 mm.

3.3.1.2 Concentração dos óxidos de Fe

A determinação da goethita (Gt) e da hematita (Hm) foi realizada com a remoção de Caulinita e Gibsita a partir de amostras pulverizadas após tratamento da fração argila com NaOH 5 mol L⁻¹ (1g argila/100 ml de solução), para concentração de Gt e Hm, segundo método de NORRISH & TAYLOR (1961), modificado por KÄMPF & SCHWERTMANN (1982). A difração do raio X foi realizada com amostras preparadas pelo método do pó, em aparelho HGZ equipado com cátodo de cobalto e filtro de ferro e radiação K α (20mA, 30kV), e intervalo de varredura de 23 a 49 e velocidade de 1°2 θ /minuto, utilizando os reflexos da Hm (012 e 110) e da Gt (110 e 111). O teor de ferro determinado quimicamente, ferro ditonito (Fed), foi transformado em teores de Gt e Hm (DICK, 1986).

3.4 Análise dos dados

3.4.1 Análise estatística descritiva e geoestatística

Inicialmente, a variabilidade dos atributos mineralógicos foi avaliada pela estatística descritiva (média, mediana, desvio padrão, coeficiente de variação, coeficiente de assimetria e coeficiente de curtose e teste de normalidade). Esse tipo de análise exploratória preliminar teve por objetivo descrever os parâmetros estatísticos, os quais ajudaram a identificação de tendência, dispersão e forma de distribuição dos dados. Apesar de não ser obrigatório a normalidade dos dados para a análise geoestatística, é importante que estes não possuam uma assimetria muito forte, pois a análise por meio do semivariograma é sensível aos valores extremos (Webster & Oliver, 2009). Os valores de CV foram classificados como: baixa variabilidade (CV < 12 %), média variabilidade (12 % CV < 62 %) e alta variabilidade (CV > 62 %), WARRICK & NIELSEN (1980).

Posteriormente, a dependência espacial dos atributos mineralógicos foi avaliada pelos semivariogramas experimentais, os quais, com base na pressuposição da estacionariedade da hipótese intrínseca (VIEIRA, 2000), podem ser estimados por:

$$\hat{\gamma}(h) = \frac{1}{2N(h)} \sum_{i=1}^{N(h)} [Z(x_i) - Z(x_i + h)]^2 \quad (15)$$

em que, $\hat{\gamma}(h)$ é o valor da semivariância estimado à distância h e o $N(h)$ é o número de pares das variáveis $[Z(x_i), Z(x_i + h)]$ separados pela distância h , e x_i é uma posição espacial da variável Z . O semivariograma experimental é representado pelo gráfico de $\hat{\gamma}(h)$ versus h . A partir do ajuste de um modelo matemático ao semivariograma experimental, foram estimados os coeficientes do modelo teórico do semivariograma: o efeito pepita (C_0); o patamar ($C_0 + C_1$); e o alcance (a).

Foram testados os ajustes dos seguintes modelos matemáticos:

O modelo esférico:

$$\gamma(h) \begin{cases} = c_0 + c_1 \left[\frac{3h}{2a} - \frac{1}{2} \left(\frac{h}{a} \right)^3 \right] & \text{para } 0 < h < a \\ = c_0 + c_1 & \text{para } h \geq a \end{cases} \quad (16)$$

O modelo exponencial:

$$\gamma(h) = c_0 + c_1 \left[1 - \exp\left(\frac{-h}{a}\right) \right]; \text{ para } 0 < h < a \quad (17)$$

O modelo gaussiano:

$$\gamma(h) = c_0 + c_1 \left[1 - \exp\left(\frac{-h^2}{a^2}\right) \right]; \text{ para } 0 < h < a; \quad (18)$$

A razão entre o efeito pepita e o patamar $C_0 / (C_0 + C_1) \times 100$, expressa em porcentagem, o índice de dependência espacial, de acordo com Cambardella et al. (1994), sendo esta considerada forte se a razão for $\leq 25\%$, moderada quando a razão estiver entre 25 e 75%, e fraca se a razão for $> 75\%$. A escolha do melhor modelo ajustado ao semivariograma baseou-se (1) a menor soma do quadrado do resíduo; (2) o maior coeficiente de determinação (R^2) e (3) com base nos parâmetros da reta de regressão da validação cruzada mais próximos da reta 1:1, isto é, $a = 0$ e $b = 1$.

3.4.2 Krigagem Ordinária (KO)

A krigagem ordinária tem por objetivo obter a melhor estimativa local, sem tendência e com variância mínima, sem preocupação em reproduzir as estatísticas espaciais estimadas a partir do conjunto amostral, reproduzindo apenas a configuração amostral dos dados dentro de uma estrutura de correlação captada pelo semivariograma (LIN, 2008). Assim, foi ajustado ao semivariograma experimental um modelo teórico permissível, o qual foi utilizado na estimativa dos valores dos teores óxidos de ferro goethita e hematita em locais não amostrados da área de estudo. A estimativa da KO é dada pela equação:

$$\hat{Z}(x_0) = \sum_{i=1}^N \lambda_i Z(x_i), \text{ com a restrição } E[\{\hat{Z}(x_0) - Z(x_0)\}] = 0 \text{ e } \sum_{i=1}^N \lambda_i = 1 \quad (19)$$

sendo que $\hat{Z}(x_0)$ é a estimativa da KO no ponto não amostrado x_0 , $z(x_i)$ os valores medidos nos pontos vizinhos $x_i, i = 1, 2, \dots, n$ e λ_i os pesos da krigagem estimados a partir do sistema de equações da krigagem, mais detalhes podem ser vistos em (Goovaerts, 1997).

3.4.3 A transformação normal

Os dados foram padronizados pela subtração da média e dividindo pelo desvio padrão, ou seja:

$$Z_i^* = \frac{(Z_i - \bar{Z})}{S_z} \quad (20)$$

A transformação normal indica quantos desvios padrões um valor Z_i , se distancia da média. Esta padronização também é denominada score Z , em referência a distribuição normal padronizada. A partir dos valores de Z_i^* foram ajustados os modelos matemáticos aos semivariogramas experimentais e em seguida foram estimados pelo processo da KO que chamamos de KOP. Aos valores resultantes dessa KOP foi feita uma transformação de volta.

$$Z_i = Z_i^* \times S_z + \bar{Z} \quad (21)$$

3.4.4 Simulação estocástica de atributos mineralógicos

A simulação estocástica expressa a variabilidade global de uma função aleatória (FA) de um atributo simulando uma variável aleatória (VA), em um ponto por meio de várias realizações. A simulação estocástica é uma alternativa para obtenção de realizações da FA necessárias para reproduzir a função de densidade de probabilidade acumulada condicional (f.d.p.a.c.) da VA e sua estrutura de correlação espacial. A partir destas f.d.p.a.c. podem ser usadas para ser obter as medidas associadas a incertezas (WEBSTER & OLIVER, 2009).

3.4.4.1 Simulação Sequencial Gaussiana (SSG)

As etapas da SSG são:

- (1) Transformação da distribuição experimental em uma distribuição Gaussiana padronizada.
- (2) Ajuste de um modelo de semivariograma a partir dos dados gaussianos da etapa (1).
- (3) Definição de um caminho aleatório na área, sendo que cada ponto seja visitado somente uma vez.
- (4) construção de uma f.d.p.a.c. no local x_i via KO, condicionado a informação da vizinhança de x_i .
- (5) Seleção aleatória de um valor da f.d.p.a.c. que passará a representar este local e inclusão deste valor no banco de dados como informação condicional adicional utilizando as demais visitas.
- (6) Ir ao próximo ponto estabelecido no caminho aleatório e repetir passos anteriores.
- (7) Repetição das etapas de 4-5 até que os N pontos da malha refinada tenham sido simulados.
- (8) Fazer a transformação de volta do valor simulado para escala original (ao finalizar esta etapa é gerada uma realização ou imagem estocástica). Para gerar outra realização, deve-se retornar à etapa 3 e repetir as etapas até a 8.

Todos os resultados da SSG foram obtidos utilizando o procedimento SGSIM do GSLIB (Deutsch & Journel, 1998).

3.4.5 Pós-processamento das imagens simuladas

Para o pós-processamento utilizou-se 300 imagens simuladas, em que foram gerados mapas de distribuição espacial a partir da média dos valores simulados ponto a ponto em cada realização fornecendo a estimativa E-tipo (DEUTSCH & JOURNEL, 1998). A partir das 300 imagens simuladas, selecionou-se um ponto central e outro na periferia e calculou-se a média e a variância, para avaliar a incerteza local.

3.4.6 Critério de avaliação quantitativa

Um conjunto de observações ($n=13$) foi utilizado para verificar a acurácia de predição da KO, da KOP, das realizações SSG e das simulações E-tipo. Foram considerados os seguintes critérios:

O erro médio (EM),

$$EM = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [\hat{Z}(x_i) - Z(x_i)]; \quad \text{com} \quad E\{EM\} = 0 \quad (22)$$

A raiz quadrada do erro quadrático médio (RQEM)

$$RQEM = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [\hat{Z}(x_i) - Z(x_i)]^2}; \quad \text{com} \quad E(RQEM) = 1 \quad (23)$$

em que n é o número de pontos da validação ($n=13$), $\hat{Z}(x_i)$ o valor estimado/simulado no ponto i e $Z(x_i)$ o valor observado no ponto i .

A raiz quadrada do erro quadrático médio padronizado (RQEM_p)

$$RQEM_p = \frac{RQEM}{s_z} \quad (24)$$

em que s_z é a variância do conjunto utilizados na validação.

Quanto menor o valor de RQEM_p mais eficiente pode ser considerada a modelagem, sendo que, valores próximos de 40% significa uma precisão satisfatória de predição com valores de R^2 próximos de 85%. Valores de RQEM_p > 71%, indicam que o modelo representa menos de 50% da variabilidade dos pontos de validação (HENGL, 2009).

A melhora relativa (MR) da acurácia dos métodos foi calculada pela expressão:

$$MR = \frac{RQEM_r - RQEM_a}{RQEM_r} \times 100 \quad (25)$$

em que, RQEM_r e RQEM_a são a raiz quadrada do erro médio para o método de referência que neste estudo foi a KO e do método avaliado, respectivamente. Se MR for positivo, a acurácia do método avaliado é superior ao método de referência, o inverso também é válido (ZHANG, et al., 1992; SIMBAHAN et al., 2006).

Herbst et al (2009) propõe a estatística G para quantificar quão bem a f.d.p.a.c. de um método geoestatístico reproduz a f.d.p.a.c. dos dados originais. Este trabalho baseou-se a partir de 300 realizações da SSG, o que foi possível o conhecimento da f.d.p.a.c. o que permite a obtenção de $IP-p$ simétricos limitados pelos quantis $(1-p)/2$ a $(1+p)/2$ para qualquer probabilidade acumulada no local u .

Conhecendo-se a f.d.p.a.c. dos dados gerados estocasticamente, $\hat{F}(u, z/(n)), j = 1, \dots, N$ e dos dados originais $Z(u_j), j = 1, \dots, N$ pode-se calcular a fração dos verdadeiros valores dentro de um intervalo de probabilidade $IP-p$ simétrico como sendo:

$$\bar{\xi}(p) = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N \xi(u_j, p) \quad \forall p \in [0, 1]; \quad (26)$$

$$\text{sendo } \xi(u_j, p) = \begin{cases} 1 & \text{se } F^{-1}(u_j, (1-p)/2) < z(u_j) \leq F^{-1}(u_j, (1+p)/2) \\ 0 & \text{se caso contrário} \end{cases}$$

A concordância entre a fração simulada e a fração dos dados originais é obtida pela estatística.

$$G = 1 - \int_0^1 [3a(p) - 2] [\bar{\xi}(p) - p] dp \quad (27)$$

$$\text{em que } a(p) = \begin{cases} 1 & \text{se } \bar{\xi}(p) \geq p \\ 0 & \text{caso contrário} \end{cases}$$

a qual tem um peso duas vezes maior para os casos sem acurácia com $\bar{\xi} < p$. Um peso de 1 é dado aos casos com acurácia, em que a fração de valores dentro do $IP-p$ é igual ou maior do que o esperado. Quanto mais próximo de 1, melhor é a reprodução da f.d.p.a.c. dos dados originais.

GOOVAERTS (2000) propôs a seguinte estatística epsilon (ε_y) para determinar a acurácia da reprodução do semivariograma em uma simulação estocástica:

$$\varepsilon_y = \sum_{s=1}^S \frac{[y(h_s) - \hat{y}(h_s)]^2}{[y(h_s)]^2} \quad (28)$$

em que, S é o número específico das primeiras distâncias e $\hat{y}(h_s)$ é a semivariância na distância h_s , calculada a partir dos valores estimados pelo método de interpolação, $y(h_s)$ é o valor da semivariância na distância h_s , calculadas da simulação estocástica. Devido à divisão pelo quadrado, mais peso é dado pela reprodução do modelo de semivariograma perto da origem, o que é mais relevante. Um valor pequeno de ε_y , indica uma boa concordância entre o variograma de referência e o semivariograma calculado da realização estocástica. Esta fórmula também é utilizada para quantificar a reprodução do semivariograma usando a KO. O mapa apresentará maior acurácia, quando os valores de (G) forem próximos de 1 e/ou de (ε_y) próximos de 0 (BOURENNANE et al., 2007).

IV. RESULTADOS E DISCUSSÃO

4.1 Análise estatística descritiva

Os teores de óxidos de ferro apresentaram maior média, na pedoforma convexa 1, isso pode ser explicado pela posição estável na paisagem, que favorece intensa lixiviação, tornando esse ambiente segundo FERREIRA et al. (2003), comum à presença de óxido de ferro (Hm) e hidróxido de alumínio (gibbsita) devido maior ação do intemperismo.

Tabela 1. Estatística descritiva dos valores dos teores de óxidos de ferro nas pedoformas: côncava e convexa.

Pedoforma	Mínimo	Máximo	Média	Mediana	Var. ⁽¹⁾	CV ⁽²⁾	Assim. ⁽³⁾	K ⁽⁴⁾	p ⁽⁵⁾
Teor de goethita (g kg ⁻¹)									
côncava	0,80	23,90	10,55	10,35	8,71	27,96	0,31	0,42	0,469
convexa	7,14	23,52	13,05	13,11	6,51	19,55	0,02	-0,27	0,984
Teor de hematita (g kg ⁻¹)									
côncava	0,70	28,60	12,41	12,70	6,94	21,22	-0,81	1,45	0,019
convexa	12,92	33,29	23,31	23,08	10,34	13,90	0,22	-0,10	0,703

¹variância; ²coeficiente de variação(%); ³assimetria; ⁴curtose; ⁵valor de p do teste de normalidade de Anderson-Darling.

Os resultados estão de acordo com os de (MONTANARI et al., 2010), que também encontrou maiores valores de teores de óxidos em pedoforma convexa. Enquanto que, na pedoforma concava a menor média pode ser devido ao fato de que esta pedoforma na paisagem favorece o rejuvenescimento (menor intemperismo) e maior variabilidade, tendências também observadas por CUNHA et al. (2005), o qual relata que essa maior variabilidade é causada por ser uma posição de deposição de material oriundo das partes de maiores cotas do terreno. Neste trabalho os dados suportam a hipótese de normalidade para a goethita nas duas pedoformas e para a hematita na pedoforma convexa a 5% ($p > 0,05$) e para a hematita a 1% ($p > 0,01$) na côncava.

Os coeficientes de variação (CV) para ambos os atributos foram maiores na área côncava. A diferença entre os CVs indica que na pedoforma côncava o valor do CV é

quase o dobro para a Hm, enquanto que, para a Gt os CVs possuem uma diferença aproximada de 1,5 vezes maior na pedoforma côncava. Pela classificação proposta por WARRICK & NIELSEN (1980), o valor do CV para os teores dos óxidos foi médio na pedoforma côncava e na convexa. A maior variabilidade do teor de Gt em relação à Hm deve-se ao fato de que este mineral ser mais sensível as transformações das condições ambientais nas quais são formados (INDA JUNIOR et al., 2005b), a Gt tem maior variabilidade em pedoforma côncava, do que em relação às pedoformas linear e convexa (MONTANARI et al., 2010).

4.2 Análise geoestatística

A análise da dependência espacial mostrou que os semivariogramas dos teores óxidos de ferro nas áreas de estudo foram isotrópicos, avaliado pelo critério de CLARK (1979), em que a anisotropia é encontrada por meio de semivariogramas, revelando em uma privilegiada direção com um distinto padrão de dependência espacial, sendo que, além disso, não havendo prejuízo na estimação nessa determinada direção, observados pela validação cruzada, ou seja, o padrão espacial apresenta-se o mesmo, sendo este semivariograma calculado em pelo menos quatro direções (ANDRIOTTI, 2002).

Os modelos matemáticos ajustados aos semivariogramas pelas técnicas geoestatísticas mostraram estrutura de dependência nas duas pedoformas, sendo que, o modelo esférico foi ajustado ao semivariogramas experimentais para os óxidos de ferro nas duas pedoformas, Tabela 2. As estimativas do alcance da dependência espacial, tanto da Gt quanto da Hm foram superiores para a pedoforma classificada como convexa, ou seja, a Gt e a hematita apresentaram maior homogeneidade espacial na pedoforma convexa. Isto pode ser atribuído a idéia que na pedoforma convexa as condições de fluxo de água superficial e lateral condicionam ambientes específicos que interferem nos processos pedogenéticos favorecendo maior homogeneidade espacial comparada com a pedoforma côncava (MONTANARI et al., 2008).

O índice de dependência espacial (IDE) para os dados originais e padronizados dos óxidos de ferro foram classificados como moderados nas pedoformas, por estarem entre 25 a 75%, conforme CAMBARDELLA et al. (1994). Os altos valores de efeito pepita para a Gt e Hm nas duas superfícies sugerem que pode existir uma variabilidade espacial que não foi captada pela menor distância, a qual foi de 10 m, devido a erros de medidas laboratorial, erros de amostragem.

O teor de Gt na pedoforma côncava apresentou maior estimativa do efeito pepita (C_0) e menores estimativas de alcances (a) do que na convexa Tabela 2. Já para o teor de Hm ocorreu menor estimativa de efeito pepita (C_0) e menor estimativa de alcance (a) na pedoforma côncava. Pode-se deduzir que existe menor continuidade entre os vizinhos do teor de Gt na pedoforma côncava. Isto pode estar relacionado com a forma do relevo, confirmando maior heterogeneidade neste tipo de pedoforma. KIM et al.(2008) identificaram visualizando o padrão espacial de atributos do solo, também relataram que a topografia do relevo é um dos principais indicadores da variabilidade dos atributos solos.

Os maiores valores de efeito pepita (C_0) na pedoforma côncava Tabela 2, confirmam a maior variabilidade encontrada pelos maiores valores dos coeficientes de variação na pedoforma côncava Tabela 1. Esta característica de maior variabilidade relacionada à maior estimativa do efeito pepita (C_0) destes óxidos de ferro nas pedoformas côncavas coincide com a hipótese (WILDING & DREES, 1983; WEBSTER & OLIVER, 2009), tal que maiores valores dos coeficientes de variação influenciam nos erros dos resultados da interpolação espacial. Estes resultados de maiores valores de efeito pepita (C_0) na pedoforma côncava reforçam também a afirmação de WALTER et al. (2007), que na modelagem da variabilidade espacial dos atributos dos solos deve-se considerar além do papel de escala, a combinação entre informações do solo com os fatores ambientais (modelos de paisagem). Estes resultados mostram uma semelhança com os de (CAMARGO et al., 2008b).

Em teoria, a existência de um patamar estabilizado próximo à variância amostral é a garantia de cumprimento de pelo menos da hipótese intrínseca de estacionariedade.

Os valores dos alcances da Gt foram de 30,79 e 41,0 m e para Hm 30,50 e 50 m, para cônica e convexa, respectivamente. Assim, garante-se que todos os vizinhos dentro de um círculo dessas medidas são tão parecidos quanto os estimados entre eles.

Tabela 2. Parâmetros dos modelos esféricos ajustados aos semivariogramas experimentais dos teores dos óxidos de ferro.

Pedoforma	$C_0^{(1)}$	$C_0+C_1^{(2)}$	$a^{(3)}$ (m)	R^2 ⁽⁴⁾	SQR ⁽⁵⁾	$C_0/(C_0+C_1)$ ⁽⁶⁾	CVC ⁽⁷⁾	
							b	a
Teor de goethita								
Cônica	3,90	8.70	30,79	0,82	1,38	44,83	0,76	2,55
Convexa	3,28	6.62	41,00	0,90	5,21	49,55	0,93	0,86
Teor de hematita								
Cônica	3,19	6.91	30,50	0,79	1,73	46,17	0,84	1,95
Convexa	4,29	10.20	50,00	0,91	1,60	42,05	0,99	0,22

¹efeito pepita; ²patamar; ³alcance; ⁴coeficiente de determinação; ⁵soma do quadrado do resíduo; ⁶índice de dependência espacial (%); ⁷coeficientes da validação cruzada.

O modelo matemático esférico foi ajustado à todos os semivariogramas para os atributos óxidos de ferro e para os dados padronizados, garantindo o cumprimento de pelo menos da hipótese intrínseca de estacionariedade presupostos na teoria, pois há a existência de um patamar estabilizado próximo à variância amostral, ANEXO . Este modelo é o mais utilizado em estudos de variabilidade espacial em ciência do solo (SOUZA et al., 2001; CARVALHO et al., 2002; McBRATNEY & WEBSTER, 1986) os parâmetros da modelo ajustado podem ser vistos na Tabela 2.

A variabilidade para os teores dos óxidos de ferro com os dados padronizados manteve similaridade com os dados experimentais, apresentando maiores alcances dos teores dos óxidos de ferro na pedoforma convexa, com valores quase idênticos. Os patamares (C_0+C_1) dos dados padronizados chegam próximos de 1, cumprindo o pressuposto de estacionariedade da hipótese intrínseca. Isto implica que a transformação normal padronizada aplicada aos dados originais não alterou a característica espacial intrínseca dos dados originais.

Tabela 3. Parâmetros dos modelos esféricos dos dados padronizados ajustados aos semivariogramas experimentais dos óxidos de ferro.

Pedoforma	$C_0^{(1)}$	$C_0+C_1^{(2)}$	$a^{(3)}$ (m)	$R^2^{(4)}$	SQR ⁽⁵⁾	$C_0/C_0+C_1^{(6)}$	CVC ⁽⁷⁾	
							b	a
Teor de goethita								
Côncava	0,23	0,81	30,00	0,92	$2,8 \times 10^{-3}$	28,39	0,48	0,05
Convexa	0,47	0,84	40,82	0,89	$7,2 \times 10^{-3}$	55,95	0,85	0,00
Teor de hematita								
Côncava	0,38	0,76	28,76	0,74	$7,3 \times 10^{-3}$	49,93	0,96	0,02
Convexa	0,37	0,77	54,50	0,94	$5,9 \times 10^{-3}$	47,73	0,93	0,01

¹efeito pepita; ²patamar; ³alcance; ⁴coeficiente de determinação; ⁵soma do quadrado do resíduo; ⁶índice de dependência espacial (%); ⁷coeficientes da validação cruzada.

Foram geradas 300 realizações, entretanto, não é prático analisar todas, assim, selecionaram-se quatro imagens: a 50^a, a 100^a, a 200^a e a 300^a, junto com as estimativas E-tipo, KO e a KOP. Na Tabela 4 está o resumo dos valores das estatísticas desses valores estimados. As realizações individuais da SSG e E-tipo preservam bem a faixa de variação dos dados originais em relação aos mapas de KO e a KOP, por exemplo, para o teor de Gt pedoforma côncava, enquanto o valor mínimo: 0,80 é superestimado pelas KO e KOP, sendo 6,5 e 7,07, respectivamente, o valor máximo: 23,90 é subestimado, sendo 15,5 e 13,85, respectivamente. Notaram-se resultados semelhantes para as demais variáveis. Isso revela o efeito da minimização da variância da estimativa da KO, característica deste método de interpolação (ISAACS & SRIVASTAVA, 1989). Resultados semelhantes foram encontrados por LOOKMAN et al. (1995) utilizando a KO para interpolação espacial de parâmetros da capacidade de adsorção de fosfato em óxido de ferro e alumínio, DELBARI et al. (2009) avaliando a incerteza espacial em conteúdo de água e LIN et al. (2001) relacionando os métodos de SSG e a KO na caracterização espacial de chumbo no solo.

4.3 Estatísticas dos métodos

Fica evidente também, que a variância das estimativas E-tipo, KO e a KOP é muito menor que a variância dos dados originais, por exemplo, no teor de Gt pedoforma côncava a variância é 2,62, 2,42 e 2,01, respectivamente, enquanto o valor do dado original é de 8,71, resultados semelhantes a esse se repetem para as demais variáveis. Isso confirma que a KO não reflete a verdadeira variabilidade e, portanto, não é apropriada para os teores dos óxidos de ferro. Assim, o uso da simulação estocástica é preferível à krigagem em ciência do solo, sempre que se quiser preservar a variabilidade dos dados amostrados (SRIVASTAVA, 1996).

Certamente, esta minimização da variância apresentada pela KO refletirá em um mapa mais suavizado, mascarando áreas com maiores e menores teores de óxidos de ferro. Em se tratando de Gt, este óxido junto a matéria orgânica está relacionado com a formação de microagregados, os quais dão estrutura aos solos (INDA JÚNIOR et al., 2007), característica esta, importante no desempenho das culturas. Além disso, a maior proporção de teores de Gt, pode potencializar a fixação de fósforo (FERNÁNDEZ R et al., 2008), este fator limita mais frequentemente a produção agrícola, deste modo, a perda dessas informações pela KO, reforçam a preferência pela SSG na caracterização espacial subsidiando na tomada de decisão no manejo do solo.

Apesar de SOARES (2006) afirmar que, as simulações sequenciais têm limitações práticas, pois à medida que os valores são simulados diminuem a influência das amostras, os mapas E-tipo mostram seu potencial prático, definindo zonas mais homogêneas, além de apresentarem detalhes não vistos em mapas de KO, que são os valores máximos e mínimos, além de mapas menos suavizados.

É importante que os mapas E-tipo sejam gerados, a partir de um número de realizações suficientemente grande, para que a média das realizações fique com características semelhantes ao mapa de KO (CHILES & DELFINER, 1999).

Tabela 4. Estatísticas descritivas das realizações 50^a, 100^a, 200^a e 300^a da SSG, estimativas por KO, KOP e valor médio E-tipo para os óxidos de ferro.

Método	Pedoforma Côncava					
	N ⁽¹⁾	Mín ⁽²⁾	Max ⁽³⁾	Média	Mediana	Var ⁽⁴⁾
Teor de goethita	108	0,80	23,90	10,52	10,35	8,71
Dados validação	13	0,60	14,10	9,42	10,40	21,71
SSG-50 ^a realização	8835	0,80	23,90	10,49	10,20	9,67
SSG-100 ^a realização	8835	0,80	23,90	11,31	10,80	13,61
SSG-200 ^a realização	8835	0,80	23,90	11,13	10,79	11,83
SSG-300 ^a realização	8835	0,80	23,90	10,72	10,24	13,98
E-tipo ⁽⁵⁾	8835	0,80	23,90	10,89	10,88	2,62
KO ⁽⁶⁾	8835	6,50	15,50	10,55	10,56	2,43
KOP ⁽⁷⁾	8835	7,07	13,85	10,51	10,52	2,01
Pedoforma Convexa						
Teor de goethita	108	7,14	23,52	13,05	13,11	6,51
Dados validação	13	8,20	14,45	12,01	11,99	3,61
SSG-50 ^a realização	8835	7,14	23,52	12,91	12,96	7,18
SSG-100 ^a realização	8835	7,14	23,52	13,40	13,33	9,24
SSG-200 ^a realização	8835	7,14	23,52	13,07	13,09	8,58
SSG-300 ^a realização	8835	7,14	23,52	13,02	12,85	9,36
E-tipo ⁽⁵⁾	8835	7,14	23,52	13,15	13,10	1,96
KO ⁽⁶⁾	8835	9,84	16,42	12,98	13,10	2,31
KOP ⁽⁷⁾	8835	9,92	15,87	13,03	13,15	1,36
Pedoforma Côncava						
Teor de hematita	108	0,70	28,60	12,41	12,70	6,94
Dados validação	13	1,10	16,00	11,29	11,10	25,90
SSG-50 ^a realização	8835	0,70	28,60	12,44	12,70	19,00
SSG-100 ^a realização	8835	0,70	28,60	13,38	13,20	21,71
SSG-200 ^a realização	8835	0,70	28,60	13,18	13,10	20,43
SSG-300 ^a realização	8835	0,70	28,60	12,71	12,70	23,61
E-tipo ⁽⁵⁾	8835	0,70	28,60	12,88	13,04	4,75
KO ⁽⁶⁾	8835	6,00	16,79	12,32	12,58	1,34
KOP ⁽⁷⁾	8835	4,60	20,16	12,43	12,39	3,27
Pedoforma Convexa						
Teor de hematita	108	12,92	33,29	23,13	23,08	10,34
Dados validação	13	16,87	31,44	23,16	22,39	17,13
SSG-50 ^a realização	8835	12,92	33,29	22,95	22,82	12,74
SSG-100 ^a realização	8835	12,92	33,29	22,88	22,82	10,89
SSG-200 ^a realização	8835	12,92	33,29	23,23	23,16	11,28
SSG-300 ^a realização	8835	12,92	33,29	22,75	22,81	11,49
E-tipo ⁽⁵⁾	8835	12,92	33,29	22,98	22,98	4,28
KO ⁽⁶⁾	8835	18,05	28,74	23,12	23,04	3,68
KOP ⁽⁷⁾	8835	18,13	28,98	23,11	23,31	7,78

¹número de dados; ²valor mínimo; ³valor máximo; ⁴variância; ⁵média das 300 realizações pela simulação seqüencial gaussiana (SSG); ⁶estimativas pela krigagem ordinária; ⁷estimativas pela krigagem ordinária dos dados padronizados.

4.4 Avaliação Quantitativa

Observou-se uma grande variação dos valores do erro médio (EM) para as simulações individuais Tabela 5, isso pode ter ocorrido por este método do erro médio (EM) ser menos robusto e sensível a valores extremos.

As estimativas E-tipo, KO e KOP apresentaram valores próximos, devido suas características semelhantes. Os valores de RQEM foram maiores para os óxidos de ferro na pedoforma côncava para todos os métodos testados, confirmando o maior desempenho destes nesta pedoforma, exceto para o teor de Hm na pedoforma convexa que foi de 4,05, o qual obteve maior valor nesta pedoforma, além disso, os valores da RQEM para o teor de goethita na pedoforma convexa foram menores, indicando que a modelagem ser em média seis vezes mais eficiente nesta pedoforma. Nota-se também, que os valores de RQEMp estão abaixo de 40%, que conforme (HENGL, 2009), a modelagem expressa mais de 85% do conjunto de dados da validação (13 pontos), e ainda com valores menores para os óxidos da pedoforma convexa, reafirmando o maior desempenho dos métodos nesta pedoforma, exceto para o método KO para teor de Hm pedoforma convexa que foi de 27,07.

Os valores da melhora relativa (MR) da acurácia foram positivos para os métodos E-tipo e KOP, exceto para a KOP para os teores de Gt da pedoforma côncava Tabela 5, que foi de -0,84, este valor negativo segundo SIMBAHAN et al. (2006) mostra que ocorreu intensa suavização neste método. Obteve-se um aumento na acurácia no mapa E-tipo de 7,61 e 2,20% para o teor de Gt e de 9,41 e de 0,69 % para o teor de Hm nas pedoformas côncava e convexa respectivamente. Nos mapas da KOP de 11,11%, para o teor de Gt na pedoforma convexa e de 8,23% para Hm na pedoforma côncava e de 0,76 % para o teor de Hm na pedoforma convexa. Pois os valores positivos indicam que os métodos são superiores em acurácia frente à KO, a qual foi o método de referência. É importante, destacar que se tem um ganho significativo desses métodos (E-tipo e KOP), em pedoforma côncava, como já citado, devido à sua maior variação terá também maior influência no erro da estimativa, conforme a hipótese de (WILDING &

DREES, 1983; e WEBSTER & OLIVER, 2009). Assim, reforça-se a propriedade típica da krigagem de suavização, não refletindo a verdadeira realidade da variabilidade.

Tabela 5. Erro médio (EM), raiz do erro quadrático médio RQEM, raiz do erro quadrático médio padronizado (RQEMp), melhora relativa da acurácia (MR), Estatística G e Estatística ε dos diferentes métodos de geoestatísticos.

Validação	Área	SSG50 ^a	SSG100 ^a	SSG200 ^a	SSG300 ^a	E-tipo	KO	KOP
Teor de goethita (g kg ⁻¹)								
EM	Côncava	-1,74	-1,66	-0,63	0,64	-0,88	-0,86	-0,63
	Convexa	-0,42	0,11	0,14	-0,56	-0,81	-0,65	-0,68
RQEM	Côncava	4,43	4,08	3,44	4,24	4,37	4,73	4,77
	Convexa	0,52	1,17	0,81	1,17	0,44	0,45	0,40
RQEMp	Côncava	24,04	22,14	18,7	23,03	23,71	25,69	25,89
	Convexa	16,44	36,78	25,42	36,83	13,81	14,25	12,54
MR	Côncava	6,34	13,74	27,27	10,35	7,61	0,0	-0,84
	Convexa	-15,55	-160	-80	-160	2,22	0,0	11,11
G	Côncava	0,38	0,42	0,41	0,43	0,24	0,53	0,64
	Convexa	0,51	0,57	0,56	0,58	0,28	0,57	0,69
ε	Côncava	0,31	3,18	1,39	3,75	4,72	5,20	5,74
	Convexa	0,30	1,86	1,05	1,86	4,20	5,14	4,37
Teor de hematita (g kg ⁻¹)								
EM	Côncava	-0,66	-0,65	1,37	0,75	0,40	0,32	0,58
	Convexa	2,13	-0,91	-1,62	1,45	0,58	10,78	0,63
RQEM	Côncava	2,03	1,55	0,99	1,34	1,54	1,70	1,56
	Convexa	1,48	1,19	1,10	2,12	1,24	4,05	1,17
RQEMp	Côncava	15,87	11,78	6,08	8,63	12,87	15,11	13,5
	Convexa	9,95	7,97	7,36	14,18	8,34	27,07	7,85
MR	Côncava	-19,41	8,82	41,76	21,16	9,41	0,0	8,23
	Convexa	0,63	0,70	0,72	0,47	0,69	0,0	0,76
G	Côncava	0,38	0,37	0,37	0,41	0,24	0,30	0,30
	Convexa	0,55	0,50	0,52	0,51	0,32	0,54	0,60
ε	Côncava	2,71	2,44	2,73	1,37	3,91	5,57	3,17
	Convexa	0,82	0,15	0,27	0,32	3,62	4,25	2,95

Os valores de G estão mais próximos de 1 para os teores dos óxidos de ferro na pedoforma convexa, em relação aos da pedoforma côncava para todos os métodos Tabela 5. Indicando melhor acurácia na reprodução da f.d.p.a.c. Isto reforça a hipótese de WEBSTER & OLIVER, (2009), em que os altos valores CV, interferem no

desempenho dos interpoladores espaciais. Sendo que, esses resultados consistem na influência da maior variabilidade da pedoforma côncava.

Os valores de ε das imagens estocásticas individuais da SSG estão mais próximos 0 em relação às estimativas E-tipo, KO e KOP, revelando melhor acurácia na reprodução do semivariograma de referência, principalmente na pedoforma convexa. Isto mostra novamente que a variabilidade interfere no desempenho dos interpoladores, conforme (WEBSTER & OLIVER, 2009). Isto também pode está relacionado a um valor mais alto de curtose 1,44 e 3,50, para os óxidos na pedoforma côncava Tabela 1. Em teoria, o variograma das realizações reproduz o variograma dos dados originais. No entanto, CAERS (2000) relatou que em caso de assimetria forte, a reprodução não é assegurada.

As realizações individuais 50^a, 100^a, 200^a e 300^a de cada atributo nas duas pedoformas são semelhantes, mas não idênticas. Em destaque, nas Figuras (3,4, 5 e 6), tem-se dois pontos, em que foram avaliados os histogramas, com suas respectivas médias e variâncias. Assim, as 300 realizações fornecem uma avaliação da incerteza de cada ponto da área de estudo.

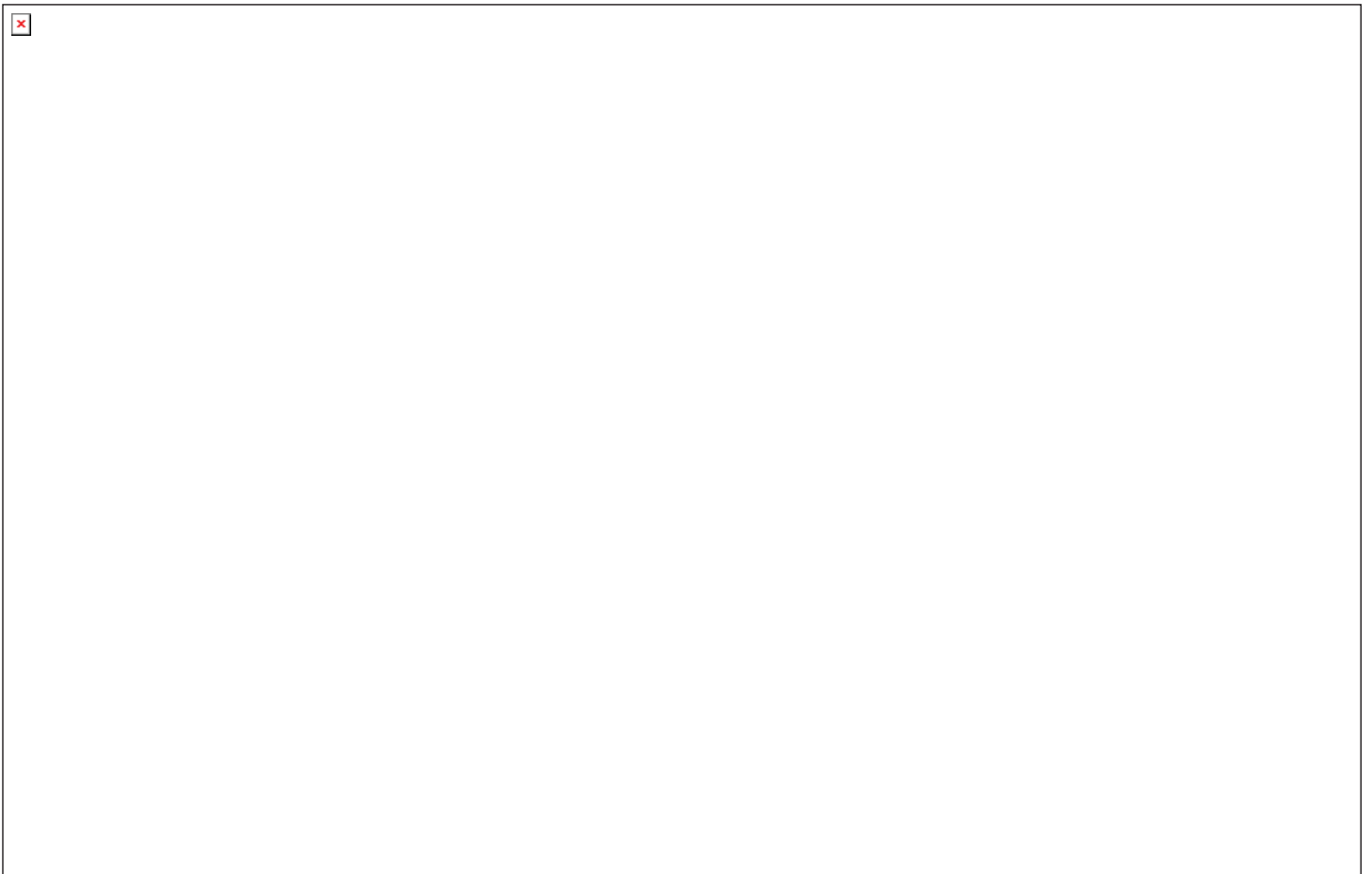


Figura 3. Mapas das realizações (50ª, 100ª, 200ª, 300ª) e variância de 300 realizações (a); mapas das estimativas E-tipo, KO, KOP (b), mapas do desvio padrão de 300 realizações e da KO (c); incertezas locais de dois pontos da área (d), respectivamente dos teores de Gt na pedoforma côncava.



Figura 4. Mapas das realizações (50^a, 100^a, 200^a, 300^a) e variância de 300 realizações (a); mapas das estimativas E-tipo, KO, KOP (b), mapas do desvio padrão de 300 realizações e da KO (c); incertezas locais de dois pontos da área (d), respectivamente dos teores de Gt na pedoforma convexa.

Em virtude de maior variância, MONTANARI et al. (2005) recomendaram aumentar o número de amostras neste local. Esta análise pode auxiliar no planejamento de estratégia de amostragem espacial, a qual é o fator que mais influencia a eficiência e o custo da produção agrícola (GROENIGEN et al., 1999). Nota-se também, que o mapa de desvio-padrão da KO representa apenas uma maneira relativa da incerteza, o qual mostra uma configuração espacial do erro de predição em relação a malha amostral. Sendo que, o mapa de desvio-padrão das 300 realizações da SSG, consegue representar espacialmente o padrão da incerteza.

CASTRIGNANO & BUTTAFUOCO (2004) destaca o risco que se comete a escolha de interpoladores que não fornecem incertezas na estimação, e que a aplicação de simulação estocástica deve ser preferível à KO para estudos ambientais, por exemplo, para preservar a variação e valores críticos de água no solo para as plantas. Os mapas dos teores de hematita na pedoforma côncava apresentaram padrões espaciais semelhantes, entretanto a KO apresenta maior suavização, enquanto que nos mapas E-tipo, verifica-se, que além da semelhança com o mapa da KO, apresentam locais específicos com valores extremos (mínimos e máximos).

A KO deixa de reproduzir pontos específicos da variabilidade espacial dos teores dos óxidos de ferro, que podem ser considerados importantes, pois estes podem apresentar elevada capacidade de fixação de fósforo, sendo que, em locais com maior proporção desses óxidos, exige-se adubações fosfatadas pesadas nesses locais para se ter uma disponibilidade adequada para as plantas (ALMEIDA et al., 2003; RIBEIRO et al., 2011). Fica evidente também, que a KO tende a subestimar os valores mais elevados e a superestimar os valores mais baixos por meio de gráficos de histogramas e Q-Q plots, nas Figuras 7,8,9 e 10, em que, as realizações da SSG reproduzem melhor os valores das amostras dos óxidos de ferro, honrando a sua variabilidade. Por causa dessa característica, a KO, necessita de um fator de correção como forma de amenizar os efeitos da subestimação verificada no uso dessa técnica (SANTOS et al., 2011).

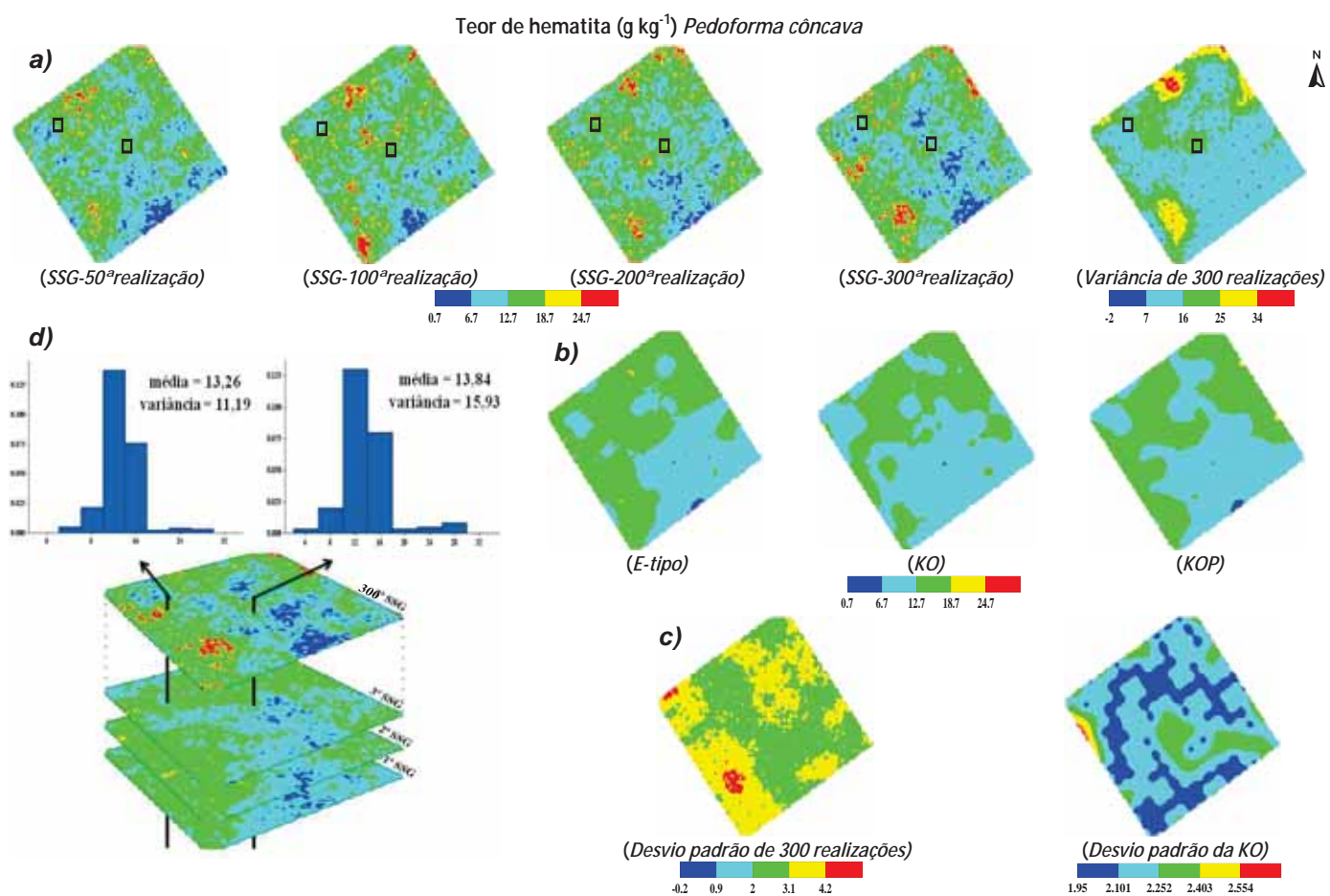


Figura 5. Mapas das realizações (50ª, 100ª, 200ª, 300ª) e variância de 300 realizações (a); mapas das estimativas E-tipo, KO, KOP (b); mapas do desvio padrão de 300 realizações e da KO (c); incertezas locais de dois pontos da área (d), respectivamente dos teores de Hm na pedoforma côncava.

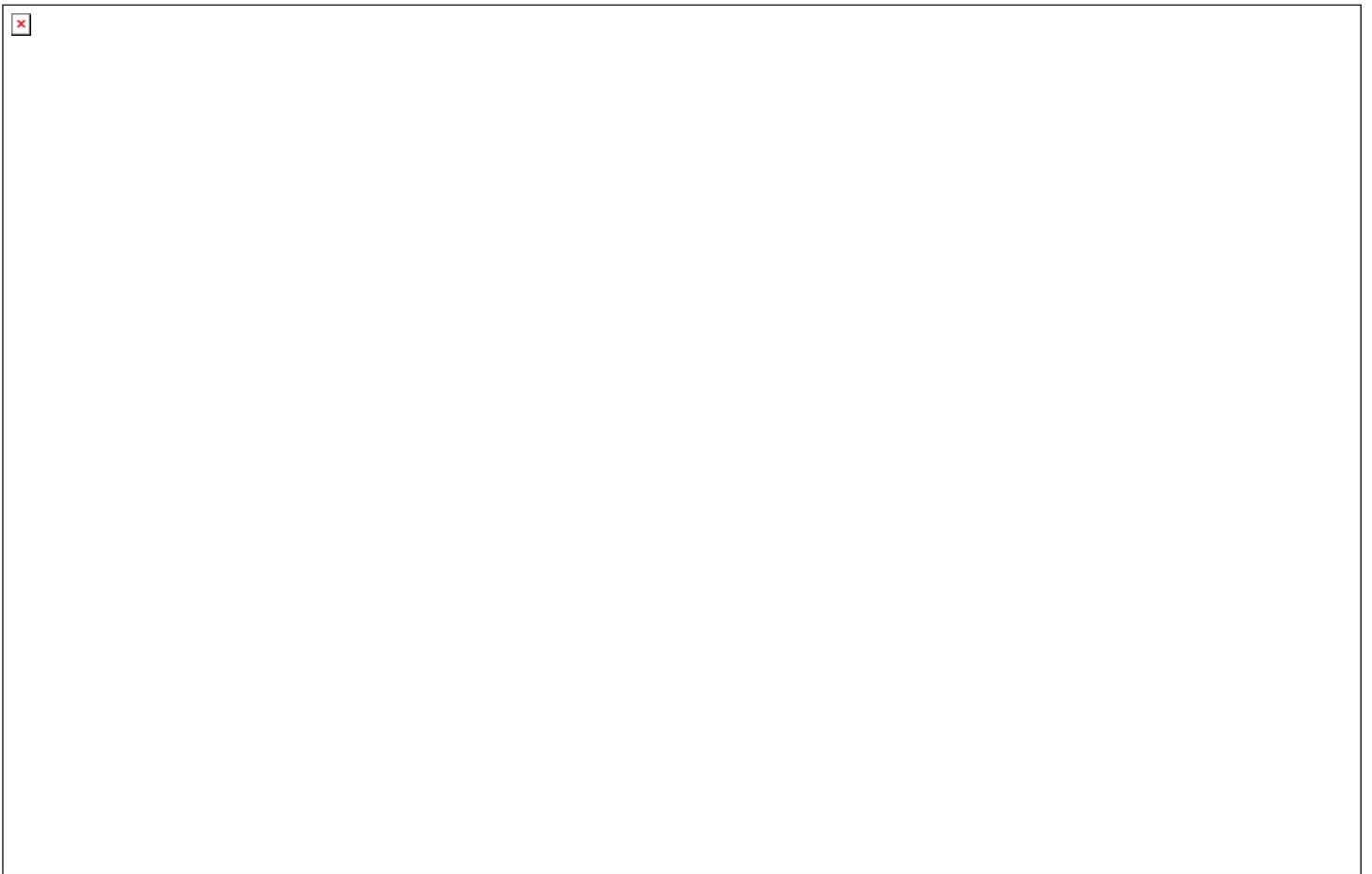


Figura 6. Mapas das realizações (50^a , 100^a , 200^a , 300^a) e variância de 300 realizações (a); mapas das estimativas E-tipo, KO, KOP (b), mapas do desvio padrão de 300 realizações e da KO (c); incertezas locais de dois pontos da área (d), respectivamente dos teores de Hm na pedoforma convexa.

Pedoforma côncava

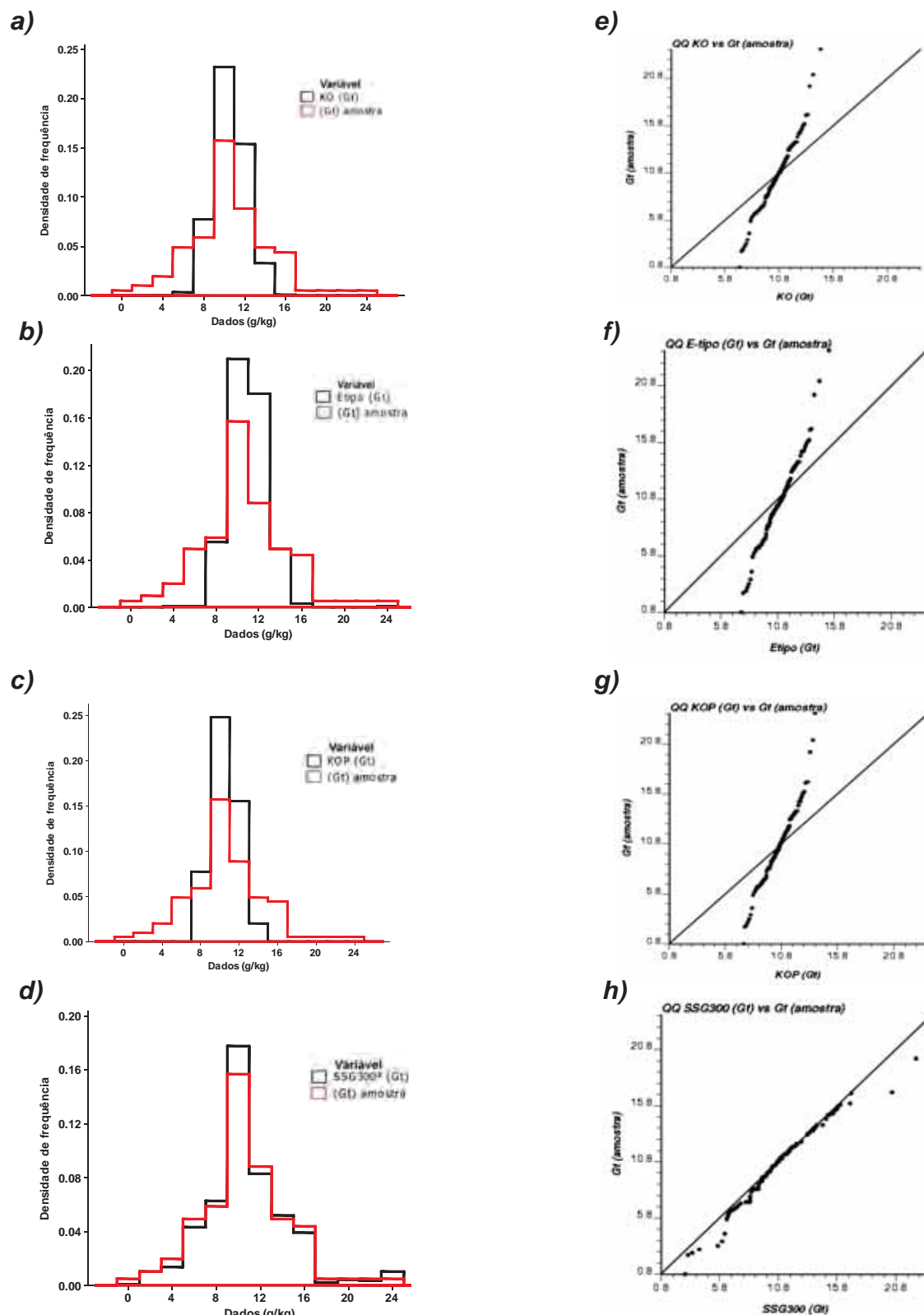


Figura 7. Histogramas (a, b, c, d) e gráficos Q-Q (e, f, g, h) dos dados da amostra (-) ($n=108$) e das estimativas pela KO, E-tipo, KOP e da 300^a realização pela SSG (-) ($n=8,835$), respectivamente, dos teores de Gt na pedoforma côncava.

Pedoforma cônica

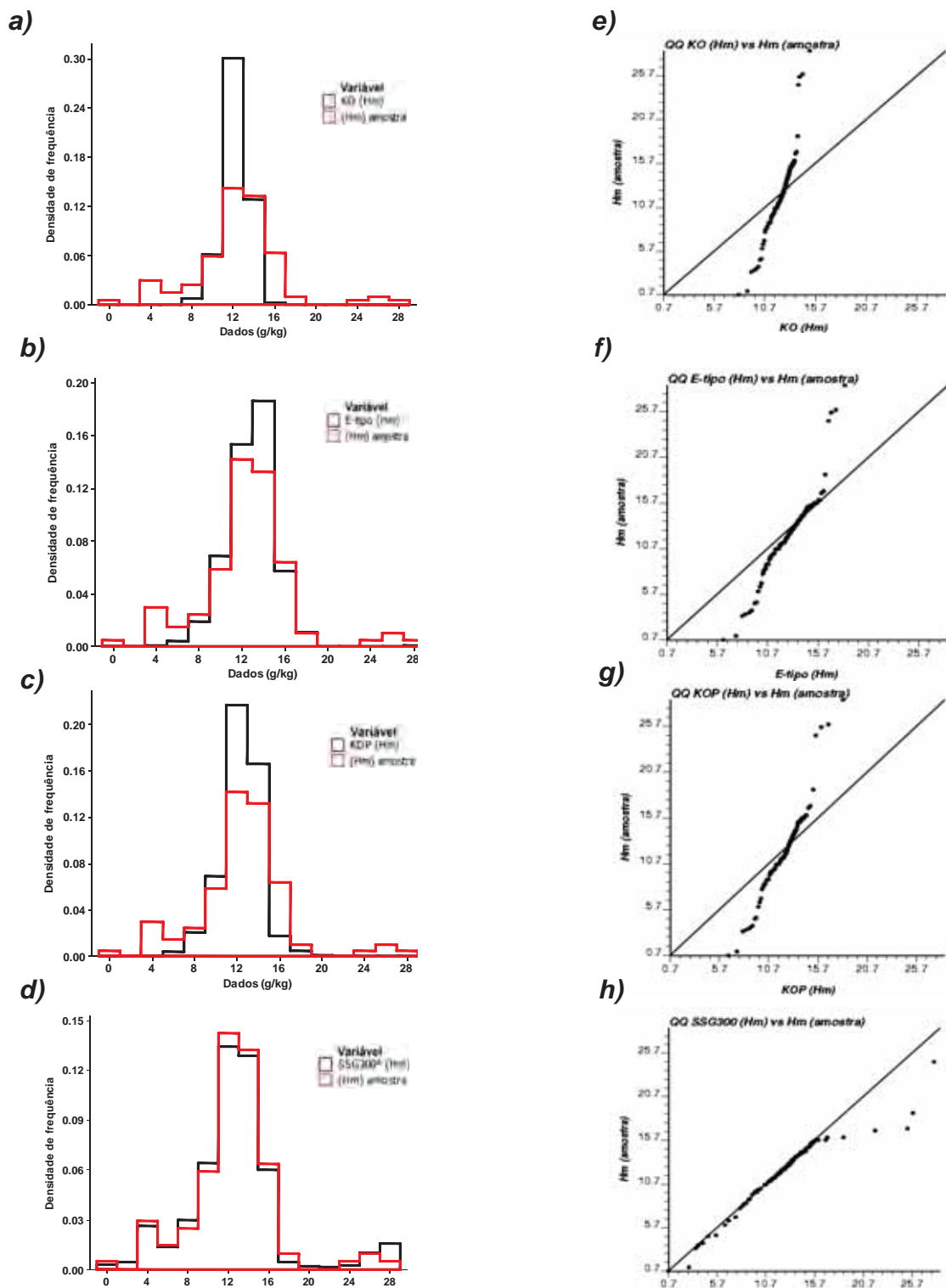


Figura 8. Histogramas (a, b, c, d) e gráficos Q-Q (e, f, g, h) dos dados da amostra (-) ($n=108$) e das estimativas pela KO, E-tipo, KOP e da 300ª realização pela SSG (-) ($n=8,835$), respectivamente, dos teores de Hm na pedoforma cônica.

Pediforma convexa

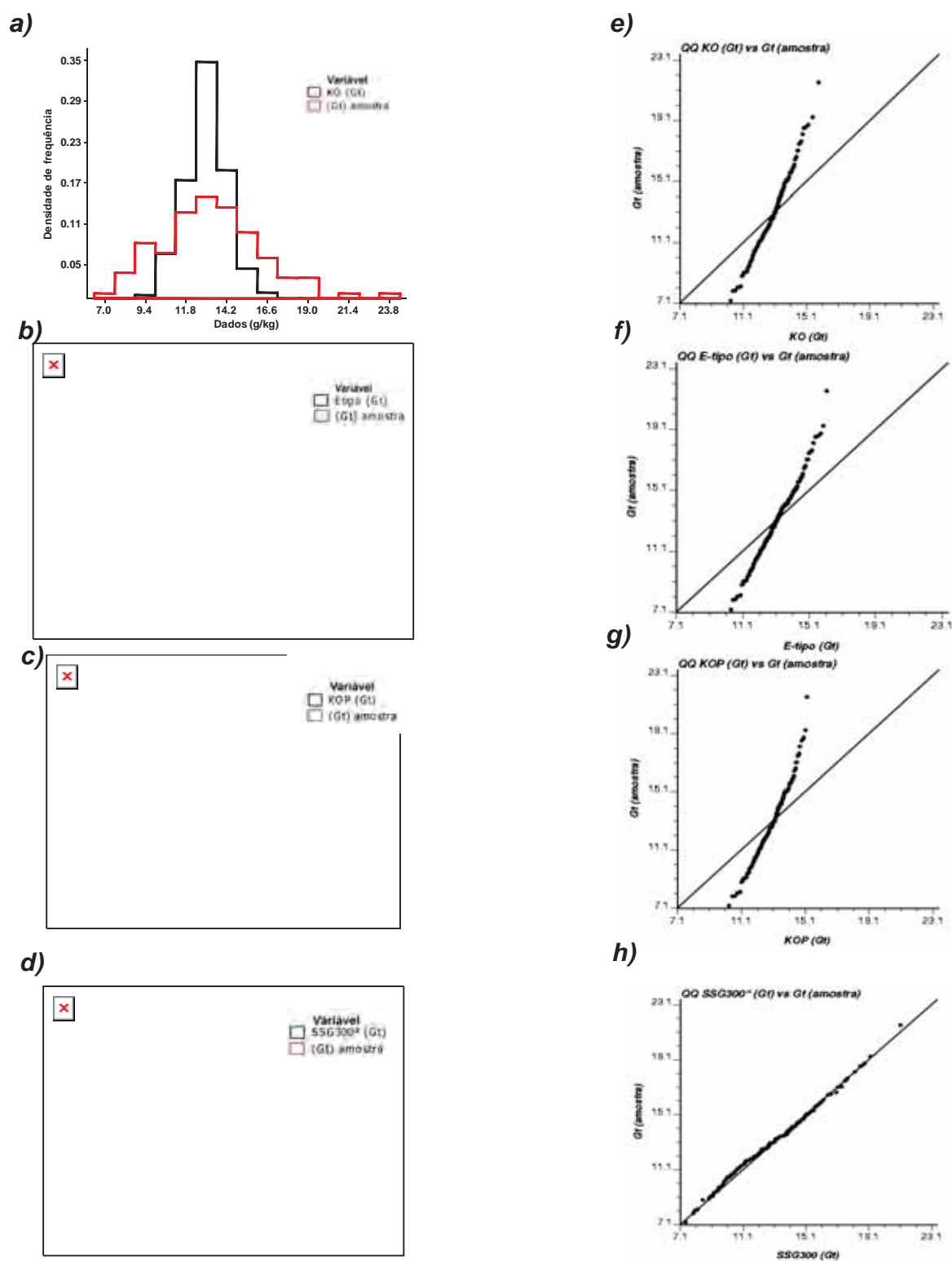


Figura 9. Histogramas (a, b, c, d) e gráficos Q-Q (e, f, g, h) dos dados da amostra (-) ($n=108$) e das estimativas pela KO, E-tipo, KOP e da 300ª realização pela SSG (-) ($n=8,835$), respectivamente, dos teores de Gt na pediforma convexa.

Pedoforma convexa

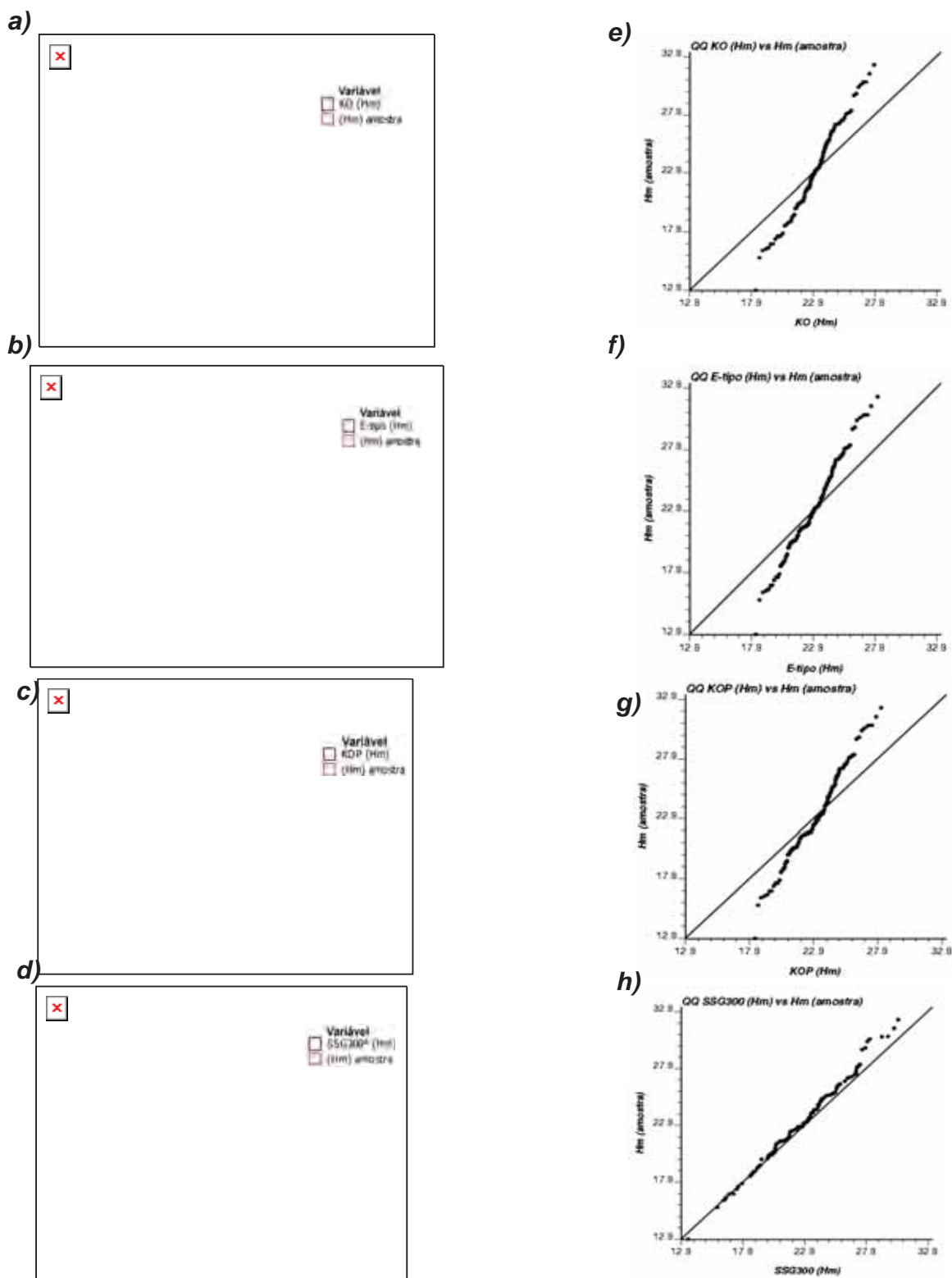


Figura 10. Histogramas (a, b, c, d) e gráficos Q-Q (e, f, g, h) dos dados da amostra (-) ($n=108$) e das estimativas pela KO, E-tipo, KOP e da 300ª realização pela SSG (-) ($n=8,835$), respectivamente, dos teores de Hm na pedoforma convexa.

Portanto, por não existir um “melhor” interpolador espacial, porque o "melhor" método é apenas para situações específicas (ISAAKS & SRIVASTAVA, 1989). Entretanto, este estudo trata-se de situação específica, em que, se comprovou que é preferível a SSG à KO, pois esta última não representou espacialmente em locais específicos a ocorrência de óxidos de ferro, por causa da suavização, induzindo a erros na tomada decisão quanto à presença de óxidos de ferro no solo.

V. CONCLUSÕES

1. A utilização do método SSG mostra-se vantajosa na reprodução da variabilidade espacial dos óxidos de ferro, com melhor desempenho na reprodução das estatísticas da amostra.
2. Encontrou-se variabilidade diferenciada dos óxidos de ferro, nas duas pedoformas na aplicação do método de SSG.
3. A avaliação de incerteza fornecida pela SSG dá uma idéia mais realista do fenômeno e qualifica o desempenho da modelagem, sendo recomendada a ser incorporada na tomada de decisão.
4. A KOP pode ser uma alternativa de minimizar a suavização da variância da KO, refletindo estimativas mais confiáveis da variabilidade espacial captada pelo semivariograma.
5. Os mapas E-tipo por serem ricos em detalhes em relação aos mapas da KO, mostraram-se mais prático na definição de zonas de manejo específico, sobretudo em pedoforma côncava.

VI. REFERÊNCIAS

ALMEIDA, J. A.; TORRENT, J.; BARRÓN, V. Cor de solo, formas do fósforo e adsorção de fosfatos em latossolos desenvolvidos de basalto do extremo-sul do Brasil. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, MG, v. 27, p. 985 -1002, 2003.

ANDRIOTI, J. L. S. Notas de Geoestatística. **Acta Geológica Leopoldensia**, UNISINOS, v. 55, p. 3 -14, 2002.

BATISTON, E. L. C. **Simulação Sequencial Gaussiana usando latin hypercube sampling: Estudo de caso de minério de ferro Carajás**. 2010, 88 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia) – Escola de Engenharia, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2010.

BOURENNANE, H.; KING, D.; COUTURIER, A.; NICOUILLAUD, B.; MARY, B. & RICHARD, G. Uncertainty assessment of soil water content spatial patterns using geostatistical simulations: An empirical comparison of a simulation accounting for secondary information. **Ecological modelling**, Amsterdam, v. 205, p. 323-335, 2007.

BURGESS, T. M.; WEBSTER, R. Optimal interpolation and isarithmic mapping of soil properties. I. The variogram and punctual kriging. **Journal of Soil Science**, Oxford, v. 31, p. 315 - 331, 1980a

BURGESS, T. M.; WEBSTER, R. Optimal interpolation and isarithmic mapping of soil properties. II. Block kriging. **Journal of Soil Science**, Oxford, v. 31, p. 333-341, 1980b.

BURROUGHT, P. A. **Principles of geographical information systems for land resources assessment**. Oxford: Clarendon Press, 1987.

CAERS, J. Adding local accuracy to direct sequential simulation. **Mathematical Geology**, New York, v. 32, p. 815-850, 2000.

CAMBARDELLA, C. A.; MOORMAN, T.B.; NOVAK, J.M.; PARKIN, T.B.; KARLEN, D.L.; TURCO, R. F. KONOPKA, A. E. Field-scale variability of soil properties in central Iowa soils. **Soil Science Society of America Journal**, Madison, v. 58, p. 1501-1511, 1994.

CAMARGO, L. A.; MARQUES JR. J.; PEREIRA, G.T. HORVAT, R. A. Variabilidade espacial de atributos mineralógicos de um Latossolo sob diferentes formas de relevo. I- Mineralogia da fração argila. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, MG, v. 32, p. 2269-2277, 2008a.

CAMARGO, L. A.; MARQUES JR. J.; PEREIRA, G. T. HORVAT, R. A. Variabilidade espacial de atributos mineralógicos de um latossolo sob diferentes formas do relevo. II - correlação espacial entre mineralogia e agregados. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, MG, v. 32, p. 2279-2288, 2008b.

CAMARGO, L. A. **Mineralogia da argila e atributos físicos de um Argissolo em curvaturas de relevo**. 2009, 111 f. Dissertação (Mestrado em Produção Vegetal) – Faculdade de Ciências Agrárias e Veterinárias, Universidade Estadual Paulista, Jaboticabal, 2009.

CAMARGO, O.A.; MONIZ, A.C.; JORGE, J.A. & VALADARES, J.M.A.S. **Métodos de análise química, mineralógica e física de solos do IAC**. Campinas, Instituto Agrônomo de Campinas, 1986. 94p. (Boletim Técnico, 106).

CARVALHO, J. R. P.; SILVEIRA, P. M.; VIEIRA, S. R. Geoestatística na determinação da variabilidade espacial de características químicas do solo sob diferentes preparos. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília, v. 37, p. 1151-1159, 2002.

CASTRIGNANO, A.; BUTTAFUOCO, G. Geostatistical stochastic simulation of soil water content in a forested area of South Italy. **Biosystems Engineering**, London, v. 87, p. 257-266, 2004.

CHAI, X.; HUANG, Y.; YUAN, X. Accuracy and uncertainty of spatial patterns of soil organic matter. **New Zealand Journal of Agricultural Research**, Singapore, v. 50, p. 1141-1148, 2007.

CHILÉS, J. P.; DELFINER, P. **Geostatistics: modelling spatial uncertainty**. Wiley Series in Probability and Mathematical Statistics. New York: John Wiley and Sons, 1999. 695p.

CHIRICO, G. B.; MEDINA, H.; ROMANO, N. Uncertainty in predicting soil hydraulic properties at the hillslope scale with indirect methods. **Journal Hydrology**, Orlando, v. 334, p. 405-422, 2007.

CLARK, I. **Practical geostatistics**. London, Applied Science Publishers, 1979. 126p.

CRESSIE, N. **Statistics for spatial data**. New York: John Wiley, 1991. 900 p.

CUNHA, P.; MARQUES JR. J.; CURI, N.; PEREIRA, G. T.; LEPSCH, I. F. Superfícies geomórficas e atributos de latossolos em uma seqüência arenítico-basáltica da região de Jaboticabal (SP). **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, MG, v. 29, p. 81-90, 2005.

DELBARI, M.; AFRASIAB, P.; LOISKANDL, W. Using sequential Gaussian simulation to assess the field-scale spatial uncertainty of soil water content. **Catena**, Amsterdam, v. 79, p. 163-169, 2009.

DELBARI, M.; AFRASIAB, P.; LOISKANDL, W. Geostatistical Analysis of Soil Texture Fractions on the Field Scale. **Soil & Water Research**, Baton Rouge, v. 6, p. 173-189, 2011.

DEUTSCH, C. V.; JOURNEL, A. G. **GSLIB: geostatistical software library: and user's guide**, 2nd. New York, Oxford University Press, 1998. 369p.

DICK, D. P. **Caracterização de óxidos de ferro e adsorção de fósforo na fração argila de horizontes B Latossólicos**.1986. 196 f. Dissertação (Mestrado em Solos) Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 1986.

EMBRAPA - EMPRESA BRASILEIRA DE PESQUISA AGROPECUÁRIA - Centro Nacional de Pesquisa de Solos. **Sistema brasileiro de classificação de solos**. Brasília, 2006. 412p.

FERREIRA, F. P.; AZEVEDO, A. C.; DALMOLIN, R. S. D.; GIRELLI, D. Carbono orgânico, óxidos de ferro e distribuição de agregados em dois solos derivados de basalto no Rio Grande do Sul – Brasil. **Ciência Rural**, Santa Maria, v. 37, p. 381-388, 2007.

FERREIRA, B. A.; FABRIS, J. D.; SANTANA, D. P.; CURI, N. Óxidos de ferro das frações areia e silte de um Nitossolo desenvolvido de basalto. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, MG, v. 27, p. 405-413, 2003.

FERNÁNDEZ R, I. E.; NOVAIS, R. F.; NUNES, F. N.; KER, J. C. Reversibilidade de fósforo não-lábil em solos submetidos à redução microbiana e química. II - extrações sucessivas do fósforo pela resina de troca aniônica. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, MG, v. 32, p. 2319-2330, 2008.

GOLDEN SOFTWARE. **Surfer Version 9.00**: surface mapping system. Golden, 2009.

GOOVAERTS, P. Estimation or simulation of soil properties? An optimization problem with conflicting criteria. **Geoderma**, Amsterdam, v. 97, p.165-186, 2000.

GOOVAERTS, P. Geostatistical modeling of uncertainty in soil science. **Geoderma**, Amsterdam, v. 103, p. 3-26, 2001.

GOOVAERTS, P. **Geostatistics for natural resources evaluation**. New York: Oxford Univ. Press, 1997. 483p.

GOOVAERTS, P. Geostatistics in soil science: state-of-the-art and perspectives. **Geoderma**, Amsterdam, v. 89, p.1-45, 1999.

GOOVAERTS, P. Ordinary Cokriging Revisited. **Mathematical Geology**, New York, v. 30, p. 21-42, 1998.

GROENIGEN, V. J. W.; SIDERIUS, W.; STEIN, A. Constrained optimization of soil sampling for minimization of the kriging variance. **Geoderma**, Amsterdam, v. 87, p. 239-59, 1999.

GUASTALDI, E. Geostatistical modeling of uncertainty for the risk analysis of a contaminated site. **Journal of Water Resource and Protection**, v. 3, p. 563-583, 2011.

HERBST, M.; PROLINGHEUER, N.; GRAF, A.; HUISMAN, J. A.; WEIHERMÜLLER, L.; VANDERBORGHT, J.; VEREECKEN, H. Multivariate conditional stochastic simulation of soil heterotrophic respiration at plot scale. **Geoderma**, Amsterdam, v. 160, p. 74-82, 2010.

HERNÁNDEZ, C. Un caso de estudio: Métodos de interpolación espacial em uma área florestal del norte de Portugal. In: **Workshop on Computational Intelligence Trends and Methodologies**. Portugal. 2009.

HENGL, T. **A Practical guide to geostatistical mapping**. 2.ed. University of Amsterdam, 2009. 291 p.

HEUVELINK, G. B. M.; WEBSTER, R. Modelling soil variation: past, present, and future. **Geoderma**, Amsterdam, v. 100, p. 269-301, 2001.

INDA JÚNIOR, A. V.; KÄMPF, N. Variabilidade de goethita e hematita via dissolução redutiva em solos de região tropical e subtropical. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, MG, v. 29, p. 851-866, 2005a.

INDA JÚNIOR, A. V.; KÄMPF, N.; GIASSON, E.; SILVA, J. A. L. Cinética da dissolução redutiva da goethita e hematita em solos poligenéticos. **Ciência Rural**, Santa Maria, v. 35, p. 553-561, 2005b.

INDA JÚNIOR, A. V.; BAYER, C.; CONCEIÇÃO, P. C.; BOENI, M.; SALTON, J. C.; TANIN, A. T. Variáveis relacionadas à estabilidade de complexos organo-minerais em solos tropicais e subtropicais brasileiros. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, MG, v. 37, p. 1301-1307, 2007.

ISAAKS, E. H.; SRIVASTAVA, R. M. **Applied geostatistics**. New York: Oxford University Press, 1989. 561p.

INSTITUTO DE PESQUISAS TECNOLÓGICAS DO ESTADO DE SÃO PAULO. **Mapa Geológico do Estado de São Paulo**. Escala - 1:500.000. São Paulo. ITP. 1981b. v.1. 126p.

JONA LASINIO, G. Modeling and exploring multivariate spatial variation: A test procedure for isotropy of multivariate spatial data, **Journal of Multivariate Analysis**, New York, v. 77, p. 295-317.

JOURNEL, A. G.; HUIJBREGTS, C. J. **Mining geostatistics**. London: Academic press, 1978. 600 p.

JOURNEL, A. G. Geoestatics: tools for advanced spatial modeling in GIS. In: CORWIN, D. L. et al. **Applications of GIS to the modeling of non-point source pollutants in the vadoze zone**. SSS. Madison: soil science society of America, 1996. p.39-55. (SSSA Special publication, 48).

KÄMPF, N.; SCHWERTMANN, U. Goethite and hematite in a climosequência in Southern Brazil and their application in classification of kaolinitic Soils. **Geoderma**, Amsterdam, v. 29, p. 27-39,1982.

KIEHL, E. J. **Manual de edafologia**. São Paulo. Ed. Ceres, 1979, p. 21.

KIM, D.; YU, B. K.; PARK, S. J. Identification and visualization of complex spatial pattern of coastal dune soil properties using gis-based terrain analysis and geostatistics. **Journal of Coastal Research**, Fort Lauderdale, v. 24, p. 50-60, 2008.

LANDIM, P. M. B. **Análise estatística de dados geológicos**. UNESP, São Paulo, 1998. 253p.

LAPEN, D. R.; TOPP, G. C.; HAYHOE, H, N.; GREGORICH, E. G.; CURNOE, W.E. Stochastic simulation of soil strength compaction and assessment of corn yield risk using threshold probability patterns. **Geoderma**, Amsterdam, v. 104, p. 325-343, 2001.

LIN, Y. P.; CHU, H. J.; HUANG, Y. L.; CHENG, B. Y.; CHANG, T. K. Modeling spatial uncertainty of heavy metal content in soil by conditional Latin hypercube sampling and geostatistical simulation. **Environmental Earth Science**, v. 62, p. 299-311, 2011.

LIN, Y. P. Simulating spatial distributions, variability and uncertainty of soil arsenic by geostatistical simulations in geographic information systems. **Open Environ Science**, v. 2, p. 26-33, 2008.

LIN, Y. P.; CHANG, T. K.; TENG, T. P. Characterization of soil lead by comparing sequential Gaussian simulation, simulated annealing simulation and kriging methods. **Environmental Geology**, New York, v. 41, p. 189-199, 2001.

LOOKMAN, R.; VANDEWEERT, N.; MERCKX, R.; VLASAAK, K. Geostatistical assessment of the regional distribution of phosphate sorption capacity parameters (Feox and Alox) in northern Belgium. **Geoderma**, Amsterdam, v. 66, p. 285-296, 1995.

MATHERON, G. The theory of regionalised variables and its applications. **Les Cahiers du Centre de Morphologie Mathematique**, Fointainebleau, n. 5, p. 212, 1971.

McBRATNEY, A. B.; WEBSTER, R. Choosing functions for semi-variograms of soil properties and fitting them to sampling estimates. **European Journal of Soil Science**, Oxford, v. 37, p. 617-639, 1986.

McBRATNEY, A. B.; ODEH, I. O. A.; BISHOP, T. F. A.; DUNBAR, M. S.; SHATAR, T. M. An overview of pedometric techniques for use in soil survey. **Geoderma**, Amsterdam, v. 97, p. 293-327, 2000.

McBRATNEY, A. B.; SANTOS, M. L. M.; MINASNY, B. On digital soil mapping. **Geoderma**, Amsterdam, v. 117, p. 3-52, 2003.

MONTANARI, R.; MARQUES JR., J.; PEREIRA, G. T.; SOUZA, Z. M. Forma da paisagem como critério para otimização amostral de latossolos sob cultivo de cana-de-açúcar. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília, v. 40, p. 69-77, 2005.

MONTANARI, R.; MARQUES JR, J.; CAMPOS, M. C. C.; SOUZA, Z. M.; CAMARGO, L.A. Caracterização mineralógica de Latossolos em diferentes feições do relevo na região de Jaboticabal, SP. **Revista Ciência. Agrônômica**, Fortaleza, v. 41, p. 191-199, 2010.

MONTANARI, R.; PEREIRA, G. T.; MARQUES JR, J.; SOUZA, Z. M.; PAZETO, R. J. CAMARGO, L. A. Variabilidade espacial de atributos químicos em Latossolo e Argissolos. **Ciência Rural**, Santa Maria, v. 38, p. 1266-1272, 2008.

MOWRER, H. T. Uncertainty in natural resource decision support systems: sources, interpretation, and importance, **Computers and Electronics in Agriculture**, New York, v. 27, p. 139-154, 2000.

NORRISH, K.; TAYLOR, R. M. The isomorphous replacement of iron by aluminum in soil goethites. **Journal of Soil Science**, Oxford, v. 12, p. 294-306, 1961.

OLIVEIRA JUNIOR, J. C.; SOUZA, L. C. P.; MELO, V. F.; ROCHA, H. O. Variabilidade espacial de atributos mineralógicos de solos da formação guabirotuba, Curitiba (PR). **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, MG, v. 35, p. 1481-1490, 2011.

ORTIZ, J. O.; FELGUEIRAS, C. A.; DRUCK, S.; MONTEIRO, A. M. V. Modelagem de fertilidade do solo por simulação estocástica com tratamento de incertezas. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília, v. 39, p. 379-389, 2004.

RIBEIRO, B. T.; LIMA, J. M.; CURTI, N.; OLIVEIRA, G. C.; LIMA, P. L. T. Cargas superficiais da fração argila de solos influenciadas pela vinhaça e fósforo. **Química Nova**, São Paulo, v. 34, p. 5-10, 2011.

SAMBATTI, J. A.; COSTA, A. C. S.; MUNIZ, A. S.; SENGIK, E. Relações entre a substituição isomórfica de fe por al e as características químicas e mineralógicas de hematitas sintéticas. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, MG, v. 23, p. 515-524, 2002.

SANTOS, P. C.; SANTANA, A. C.; BARROS, P. L. C.; QUEIROZ, J. C. B.; VIEIRA, T. O. O emprego da geoestatística na determinação do tamanho “ótimo” de amostras aleatórias com vistas à obtenção de estimativas dos volumes dos fustes de espécies florestais em Paragominas, estado do Pará. **Acta Amazônica**, Manaus, v. 41, p. 213-222, 2011.

SILVA, D. A.; SOUZA, L. C. F.; VITORINO, A. C. T.; GONÇALVES, M. C. Aporte de fitomassa pelas sucessões de culturas e sua influência em atributos físicos do solo no sistema plantio direto. **Bragantia**, Campinas, v. 70, p. 147-156, 2011.

SIMBAHAN, G. C.; DOBERMANN, A.; GOOVAERTS, P.; PING, JIANLI.; HADDIX, M. L.. Fine-resolution mapping of soil organic carbon based on multivariate secondary data. **Geoderma**, Amsterdam, v. 132, p. 471-489, 2006.

SOARES, A. **Geoestatística para a ciência da terra e do ambiente**. 2. ed. Lisboa: IFT Press, 2006. 214p.

SOUZA, Z. M.; SILVA, M. L. S.; GUIMARÃES, G. L.; CAMPOS, D. T. S.; CARVALHO, M. P.; PEREIRA, G. T. Variabilidade espacial de atributos físicos em um Latossolo

Vermelho distrófico sob semeadura direta em Selvíria (MS). **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, MG, v. 25, p. 699-707, 2001.

SOUZA, Z. M.; MARQUES JUNIOR, J.; PEREIRA, G. T.; BARBIERI, D. M. Small relief shape variations influence spatial variability of soil chemical attributes. **Scientia Agrícola**, Piracicaba, v. 63, p. 161-168, 2006.

SRIVASTAVA, M. R. An overview of stochastic spatial simulation. In: MOWRER, H. T., CZAPLEWSKY, R. L., HAMRE, R. H.(Ed.). **Spatial accuracy assessment in natural resources and environmental sciences**: 2nd ed: Fort Collins: Department of Agriculture, Forest Service, 1996. p. 13-22. (General Technical Report RM-GTR-277).

TEIXEIRA, D. D. B.; PANOSSO, A. R.; CERRI, C. E. P.; PEREIRA, G. T.; LA SCALA, N. Soil CO₂ emission estimated by different interpolation techniques. **Plant and Soil**, Dordrecht, v. 345, p. 187-194, 2011.

TRANGMAR, B. B.; YOST, R. S.; UEHARA, G. Application of geoestatísticas to spatial studies of soil properties. **Advances in Agronomy**, San Diego, v. 38, p. 45-94, 1985.

TROEH, F. R. Landform equations fitted to contour maps. **American Journal of Science**, New York, v. 263, p. 616-627, 1965.

VIEIRA, S. R. Geoestatística em estudos de variabilidade espacial do solo. In: NOVAIS, R.F.; ALVAREZ, V.H.; SEHAFFER, C.E.G.R. (Ed). **Tópicos em ciência do solo**. Viçosa: Sociedade Brasileira de Ciência do Solo, 2000. v.1, p. 1-53.

VIEIRA, S. R.; HATFIELD, J. L. L.; NIELSEN, D. R.; BIGGAR, J. W. Geostatistical theory and application to variability of some agronomical properties. **Hilgardia**, Berkeley, v. 51, p.1-75, 1983.

VIEIRA, S. R.; NIELSEN, D. R.; BIGGAR, J. W. Spatial variability of field-measured infiltration-rate. **Soil Science Society of American Journal**, Madison, v. 45, p. 1040-1048, 1981.

WARRICK, A. W.; NIELSEN, D. R. Spatial variability of soil physical properties in the field. In: HILLEL, D. (Ed.). **Applications of soil physics**. New York: Academic Press, 1980. cap. 2, p. 319-344.

WALTER, C.; LAGACHERIE, P.; FOLLAIN, S. Integrating pedological knowledge into digital soil mapping. In: LAGACHERIE, P.; McBRATNEY, A. B.; VOLTZ, M. (Ed.). **Developments in soil science**. New York: Elsevier, 2007. p.281-300.

WEBSTER, R.; OLIVER, M. **Geostatistics for environmental scientists statistics in practice**. 2.nd. Wiley, 2009. 315p.

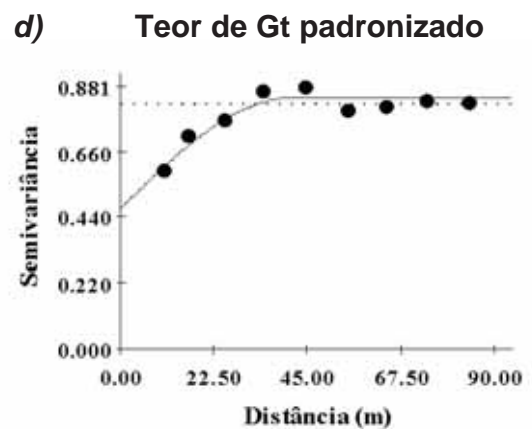
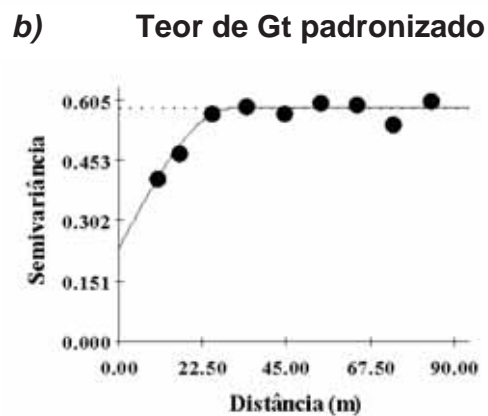
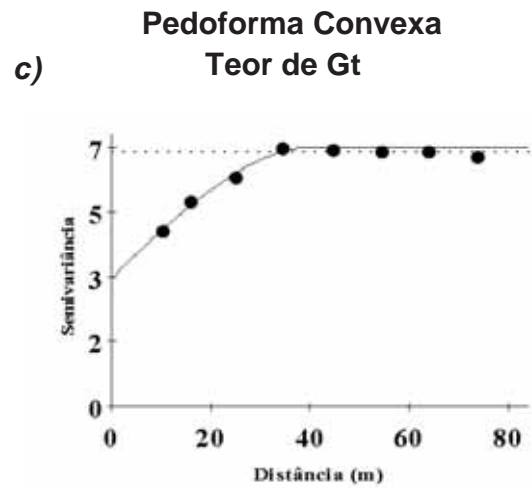
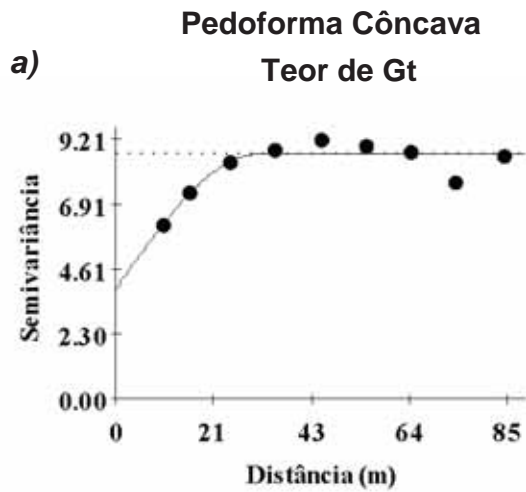
WEBSTER, R.; OLIVER, M. A. **Geostatistics for environmental scientists**. Chichester. Wiley, 2000. 271p.

WILDING, L. P.; DREES, L.R. Spatial variability and pedology. In: WILDING, L.P.; SMECK, N. E.; HALL, G. F. (Ed.) **Pedogenesis and soil taxonomy: concepts and interactions**. New York: Elsevier, 1983. p. 83-116.

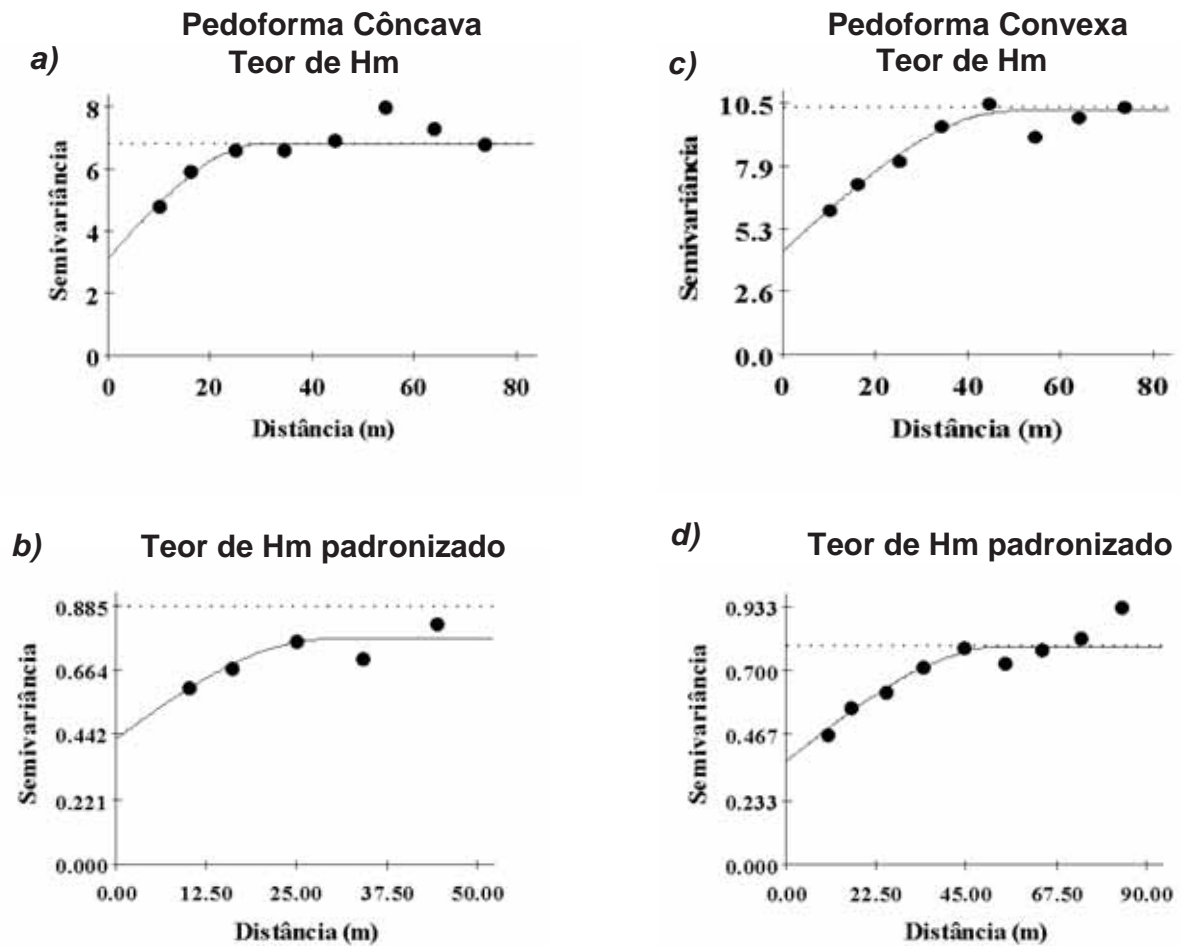
ZHAO, Y.; XU, X.; HUANG, B.; SUN, W.; SHAO, X.; SHI, X.; RUAN, X. Using robust kriging and sequential gaussian simulation to delineate the copper- and lead-contaminated areas of a rapidly industrialized city in yangtze river delta, China. **Environmental Geology**, New York, v. 52, p. 1423-1433, 2007.

ZHANG, R.; WARRICK, A. W.; MYERS, D. E. Improvement of the prediction of soil particle size fractions using spectral properties, **Geoderma**, Amsterdam, v. 52, p. 223-234, 1992.

ANEXO



ANEXO Modelos dos semivariogramas: (a e b) dos valores de Gt e Gt padronizados na pedoforma côncava e (c e d) na pedoforma convexa, respectivamente.



ANEXO Modelos dos semivariogramas: (a e b) dos valores de Hm e Hm padronizados na pedoforma côncava e (c e d) na pedoforma convexa, respectivamente.