

Universidade de São Paulo

Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”

Comparação da eficácia da adição de pontos intermediários à grade regular amostral na elaboração de mapas para agricultura de precisão

Estágio Supervisionado em Engenharia de Biosistemas I

Aluno: Felipe Baricatti Finazzi

Orientador: José Paulo Molin

Piracicaba, julho de 2011

Comparação da eficácia da adição de pontos intermediários à grade regular amostral na elaboração de mapas para agricultura de precisão

Palavras-chave: interpolação, variabilidade espacial, geoestatística.

Resumo

A amostragem de solo para agricultura de precisão é um tópico que costuma gerar muita discussão. O método de interpolação mais indicado é a *krigagem*, porém ainda há necessidade de se estudar afundo a variabilidade espacial dos solos brasileiros para se firmar a utilização dessa técnica. Este trabalho foi instalado em uma propriedade no município de Paranaíba, no estado do Mato Grosso do Sul, sob o cultivo de seringueira (*Hevea brasiliensis*) e visou analisar a validade da adição de pontos intermediários à grade regular na amostragem, a fim de se obter uma maior resolução nos semivariogramas utilizados na interpolação pelo método da *krigagem*. As amostras retiradas segundo a grade regular foram encaminhadas à análise laboratorial e seus dados foram então separados em duas partes, uma parte com somente os pontos da grade regular (1,0 ponto por hectare) e outra parte com os pontos intermediários adicionados à grade (1,2 pontos por hectare). Para cada uma das partes foram feitas análises dos semivariogramas encontrados para se avaliar a possível melhoria da adição desses pontos. Além disso, foi feita uma análise estatística dos dados interpolados e, por fim, avaliou-se a afirmação ou negação da eficácia da adição dos pontos intermediários. Como conclusão, foi obtido um resultado positivo, sendo a técnica adotada de grande utilidade na construção do semivariograma e na obtenção dos dados para a interpolação pelo método da *krigagem* na elaboração de mapas de atributos do solo para agricultura de precisão.

Abstract

Soil sampling for precision agriculture is a topic that usually generates much discussion. The interpolation method kriging is the most suitable, but still need much more study of the spatial variability of Brazilian soils to establish the use of this technique. This research was installed in a property in the city of Paranaíba in the state of Mato Grosso do Sul, under the culture of rubber trees (*Hevea brasiliensis*) and aimed to assess the validity of adding intermediate points in the regular grid sampling, in order to obtain a higher resolution in the semivariogram used in the interpolation method of kriging. The samples collected according to the regular grid were sent to laboratorial analysis and the results were then separated into two parts, one with only the regular grid points (1.0 point per hectare) and another part with the intermediate points added to the grid (1.2 points per hectare). The analysis of the semivariograms found was made to evaluate the possible improvement of the addition of these points. In addition, a statistical analysis of the interpolated data was made and, finally, the evaluation of the affirmation or denial of the effectiveness of the addition of intermediate points was made. In conclusion, there was obtained a positive result; the technique adopted is very useful in the construction of the semivariogram and in

the data collection method for interpolation by kriging in the elaboration of soil properties maps for precision agriculture.

Objetivo

O seguinte trabalho objetiva analisar dados amostrais de uma determinada área sob a ótica da geoestatística, analisando duas densidades amostrais com base nos seus parâmetros geostatísticos e verificar se a inclusão de pontos aleatórios na grade regular altera a elaboração de mapas de atributos químicos do solo.

Introdução

A evolução das tecnologias de informática e de sistemas de posicionamento global proporcionou à agricultura um novo modo de enxergar a propriedade, deixando de lado a visão generalista do campo como um ambiente homogêneo, onde suas características variam suavemente, tendendo à média. Esse novo modo de se enxergar a propriedade, chamado de agricultura de precisão (AP), baseia-se no gerenciamento da variação de cada uma das características espaciais, passando a tratar a propriedade como um ambiente heterogêneo, com grandes variações em suas características. Segundo BATCHELOR *et al.* (1997), a agricultura de precisão se dedica a mostrar ao fazendeiro as variações no campo, para determinar o manejo adequado para uma maior eficiência na produção, seja pelo aumento da produtividade ou do lucro.

O ciclo da AP compreende várias fases, desde a obtenção de dados no campo ao processamento dos dados e elaboração de informações facilmente manipuláveis, das quais possibilitam a escolha das decisões a serem tomadas.

Na obtenção dos dados em campo, a amostragem é um tópico que costuma gerar as maiores dúvidas. A maior quantidade de erros no processo de se extrair informações sobre o solo provém da amostragem. Segundo EMBRAPA (1999), cerca de 80 a 85% dos erros na interpretação dos atributos do solo são provenientes de amostragem mal feita. Na agricultura brasileira, a amostragem ainda é feita de forma rudimentar, quando sequer é feita.

Após a obtenção dos dados, estes são transformados em informações visuais, no caso, mapas de atributos do solo. Para essa transformação, utilizam-se modelos matemáticos de interpolação de dados. Dentre os modelos existentes, a *krigagem* é o modelo que parece melhor representar a situação real do campo (COELHO *et al.*, 2009), pois fornece estimadores exatos não tendenciosos e eficientes.

O termo *krigagem* deriva do nome de Daniel G. Krige, pioneiro na utilização da geoestatística na estimação de reservas de minério. Enquanto a estatística clássica utiliza-se de parâmetros como média e desvio padrão para representar um fenômeno e se baseia na hipótese principal de que as variações de um local para outro são aleatórias, KRIGE (1951) concluiu que somente a variância seria insuficiente para explicar o fenômeno em estudo. Seria então necessário levar

em consideração a distância entre as observações. A partir daí surgiu o conceito da geoestatística, que leva em conta a localização geográfica e a dependência espacial.

A partir desse pressuposto, a amostragem georreferenciada se torna imprescindível para a AP, definindo a localização geográfica dos pontos e suas respectivas distâncias, par a par.

Para a determinação da dependência espacial de certo atributo do solo, utiliza-se do semivariograma, que permite representar quantitativamente a variação de um fenômeno regionalizado no espaço (HUIJBREGTS, 1975). Pela calibração do semivariograma obtêm-se o alcance, que determina a distância dentro da qual as amostras apresentam-se espacialmente correlacionadas, definindo sua dependência espacial.

Material e métodos

A área em estudo situa-se no município de Paranaíba, no estado do Mato Grosso do Sul, cujas coordenadas geográficas centrais são 19°31'46"S e 51°08'21"O, pertencente à Fazenda Tambori. O contorno do talhão foi obtido com o uso de um receptor de GPS banda L1 da marca Trimble®, modelo AgGPS® 132 (figura 1), sendo seus dados utilizados para elaborar uma grade regular amostral.



Figura 1 - Receptor de sinal GPS da marca Trimble® modelo AgGPS® 132, utilizado na obtenção do contorno da lavoura.

Foram obtidas amostras da camada superficial do solo (0 - 0,2 m) na densidade de 1,2 amostras por hectare (grade regular de 1,0 amostras por hectare com adição de 20% de pontos aleatórios) segundo a figura 2. A área

está em fase de implantação de seringueira (*Hevea Brasiliensis*). O talhão em estudo possui área de aproximadamente 57 ha.

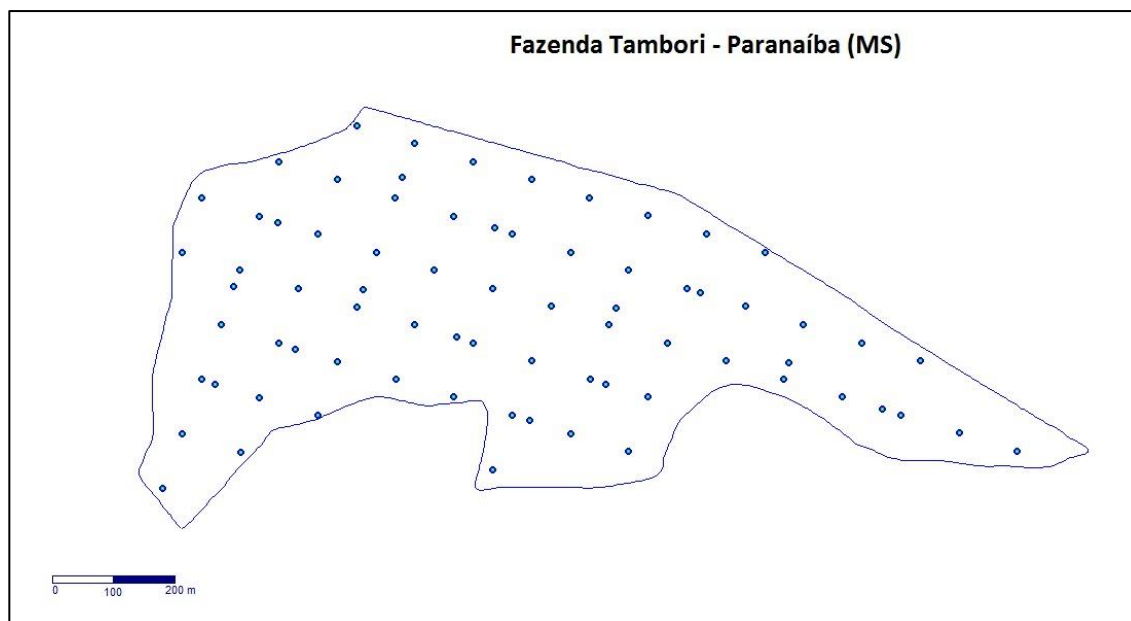


Figura 2: Contorno do talhão em estudo e grade amostral com densidade de 1,2 pontos ha⁻¹.

Várias pesquisas com a intenção de se determinar uma densidade amostral ideal foram realizadas, resultando em densidades diversas, havendo mudanças conforme a área de estudo e o atributo do solo analisado, impossibilitando ser feita uma extrapolação de recomendações para amostragem em AP (COUTO & KLAMT, 1999; SANTOS *et al.*, 2001; MONTEZANO *et al.*, 2006; RESENDE *et al.*, 2006; AMADO *et al.*, 2009). Dentre os atributos analisados, textura, matéria orgânica, pH, K, Ca e Mg apresentam uma menor variabilidade espacial, inversamente ao P e micronutrientes, que apresentam alta variabilidade, necessitando de uma amostragem muito densa, o que muitas vezes inviabiliza a adoção desse procedimento.

Para fins acadêmicos, foi utilizada uma grade regular com densidade de 1,0 ha acrescido de 20% de pontos aleatórios, onde para cada ponto foi coletada uma amostra composta por dez subamostras. As subamostras foram retiradas de forma aleatória em um raio de 5 m de distância do suposto ponto amostral, com a intenção de diluir o erro de posicionamento do receptor do sinal GPS.

A partir dos resultados da análise das amostras obtidas e georreferenciadas, o estudo foi então separado em duas partes. Foram analisados os dados da grade com densidade de 1,0 pontos por ha (somente a grade regular) e separadamente foram analisados os dados com densidade de 1,2 pontos por ha (grade regular mais pontos aleatórios).

Os semivariograma foram calculados e ajustados com auxílio do software Geo-EAS (United States Environmental Protection Agency - EPA). A partir do

ajuste dos semivariogramas, foram obtidos os mapas interpolados através do software VESPER (Australian Centre for Precision Agriculture, The University of Sydney), mostrando visualmente a variabilidade de cada atributo do solo. Na elaboração dos mapas, foi gerada a tabela com os dados brutos da interpolação para análises estatísticas, utilizados na comparação entre as duas densidades amostrais.

Para avaliação e comparação das duas densidades amostrais, foi feita a comparação e discussão dos resultados obtidos com os semivariogramas e os mapas gerados.

Como produto final foram obtidos, para cada densidade de pontos, parâmetros estatísticos de cada atributo, semivariogramas e seus parâmetros, mapas dos elementos e, finalmente, a afirmação ou negação da hipótese da existência de diferença entre as densidades amostrais.

Resultados

Segundo CAMARGO (1998) os semivariogramas são definidos pelos parâmetros alcance, patamar, efeito pepita e contribuição. A figura 3 representa um semivariograma juntamente com a representação de cada um dos parâmetros do mesmo.

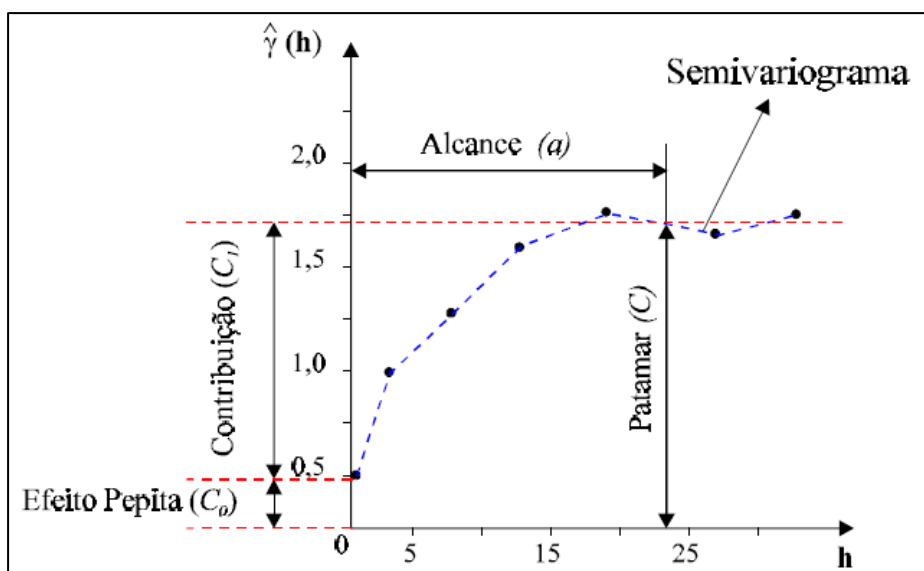


Figura 3: Modelo de um semivariograma. (Adaptado de CAMARGO, 1998).

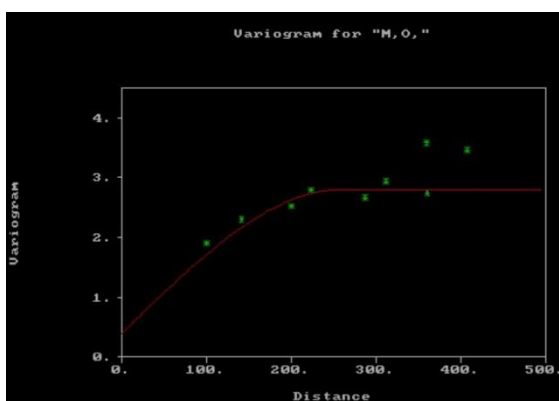
O alcance (A) representa a distância dentro da qual as amostras apresentam-se correlacionadas espacialmente. A partir desse valor tem-se que não há mais correlação entre as amostras, uma vez que a variância da diferença entre os pares de amostras subsequentes não varia com a distância, mostrando uma dependência espacial nula. O patamar (C) é o valor do semivariograma

correspondente ao alcance (A). Pode ser decomposto em efeito pepita (C_0) e contribuição (C_1). O efeito pepita (C_0) é o valor positivo que revela a descontinuidade do semivariograma para distâncias menores do que a menor distância entre as amostras. Esse efeito negativo provém da variabilidade de pequena escala não captada pela amostragem e ainda poder ser causada por erros de medição (ISAACS & SRIVASTAVA, 1989). A contribuição (C_1) é a diferença entre o patamar (C) e o efeito pepita (C_0).

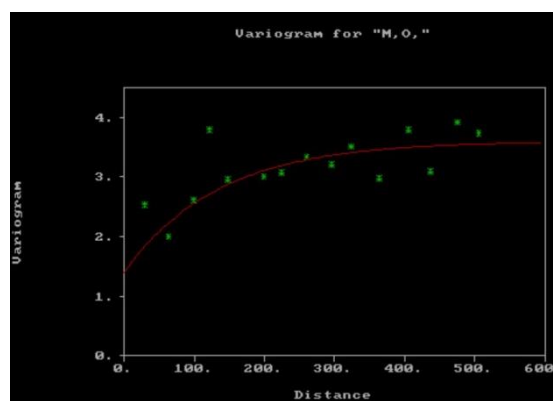
A partir dos parâmetros obtidos nesse estudo, foram utilizadas duas formas de comparação das densidades. A primeira delas é a relação entre o valor do efeito pepita e da contribuição na formação do patamar, verificando o quanto desse efeito influenciou na construção do patamar obtido. Para esse estudo, foi utilizado o grau de dependência espacial das variáveis (GDE), que calcula a participação do efeito pepita na formação do patamar, nos indicando se esse grau é fraco, moderado ou forte. Esse parâmetro é expresso como percentagem do patamar, com o objetivo de facilitar a comparação do grau de dependência espacial das variáveis em estudo (TRANGMAR *et al.*, 1985).

Como o objetivo da amostragem adicional foi identificar qualquer variação local e reduzir a influência do efeito pepita sobre o variograma (OLIVER, 2010), foi utilizado o próprio efeito pepita (C_0) como segunda forma de comparação da eficiência da adição desses pontos.

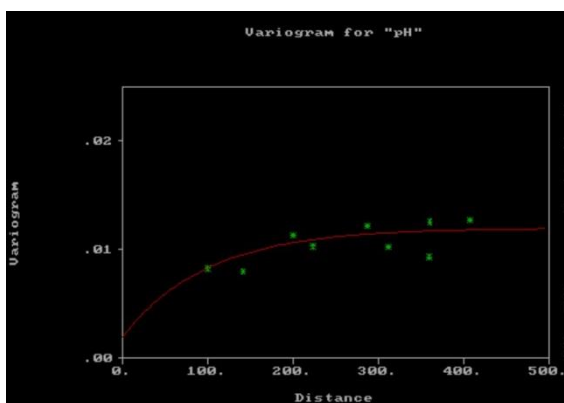
Para o estudo, foram realizados somente os semivariogramas omnidirecionais, ou seja, que compreendem pontos em todas as direções para serem estabelecidos os pares, supondo a ausência de tendências na área. Os gráficos da Figura 4 mostram os semivariogramas de cada atributo do solo, comparando, lado a lado, as densidades analisadas.



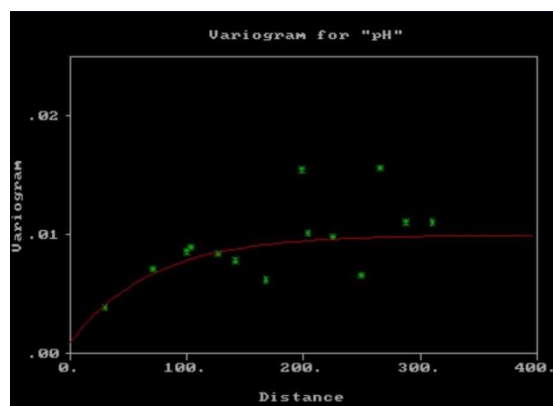
4 A



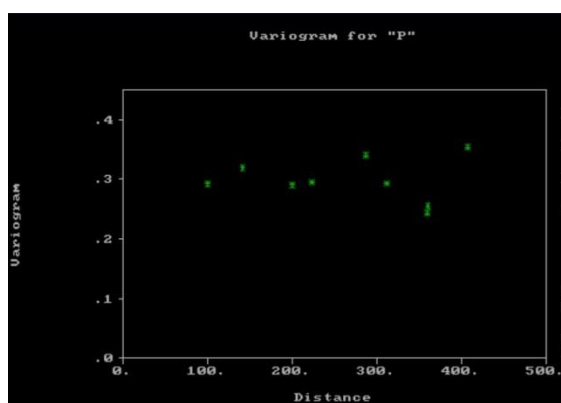
4 B



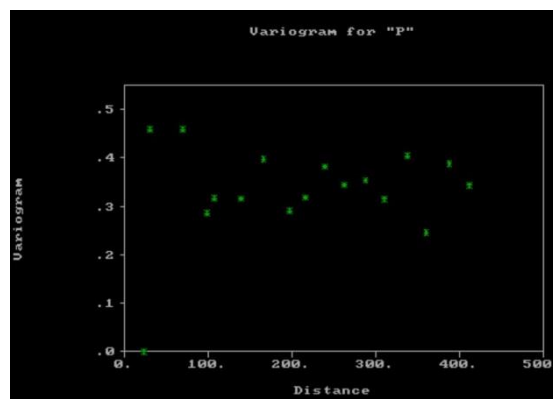
4 C



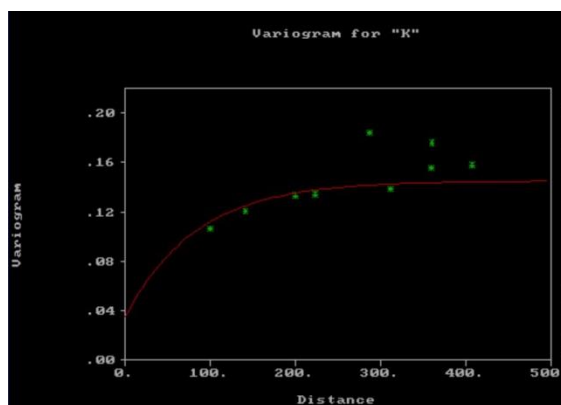
4 D



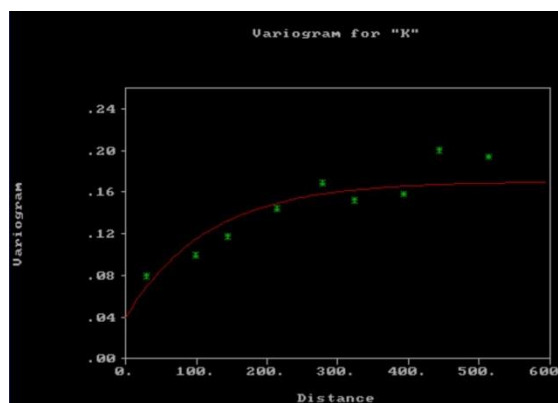
4 E



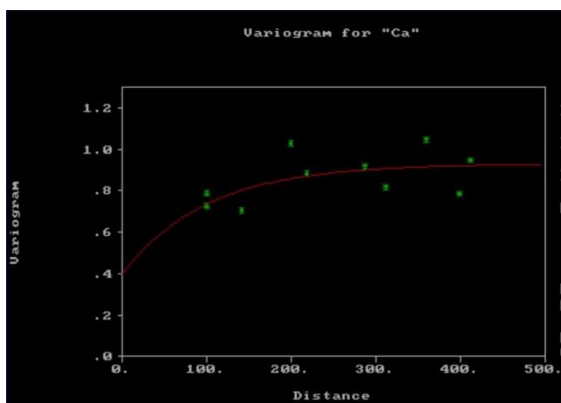
4 F



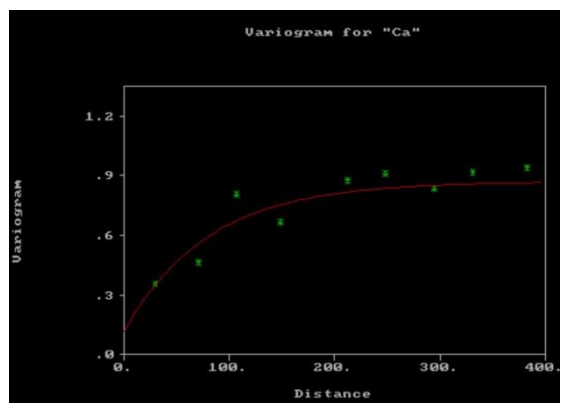
4 G



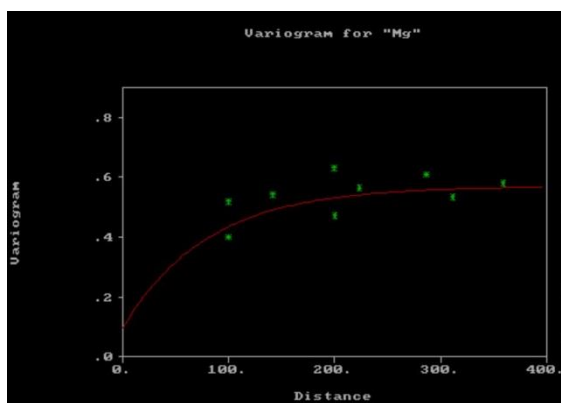
4 H



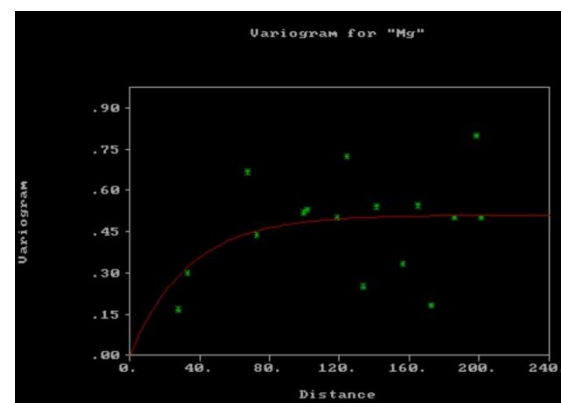
4 I



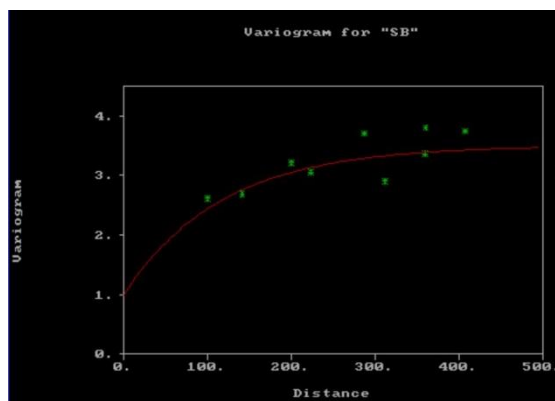
4 J



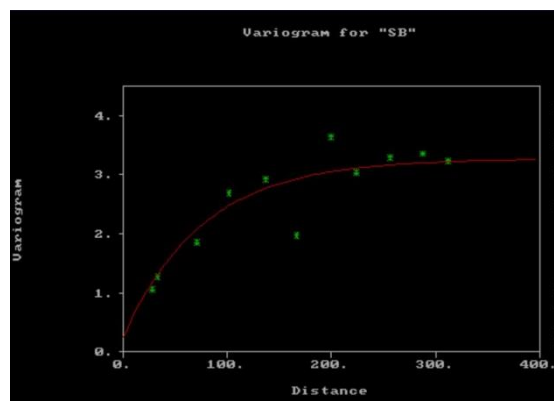
4 K



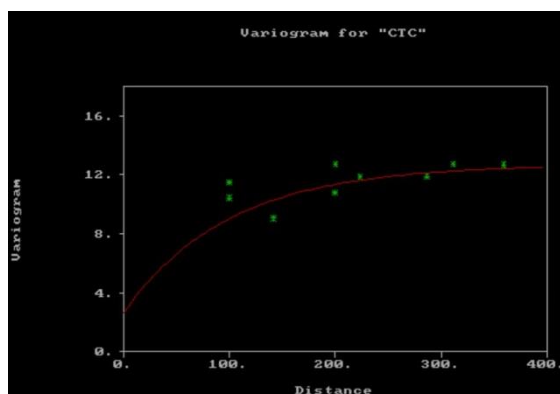
4 L



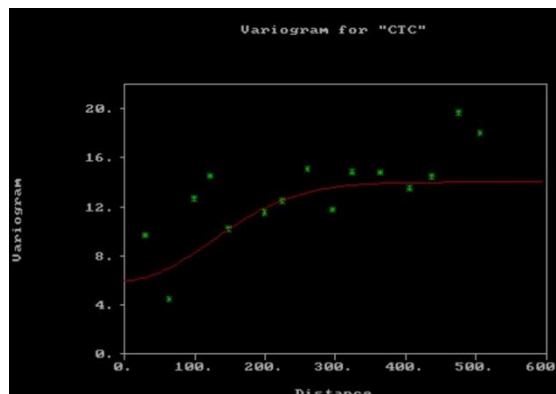
4 M



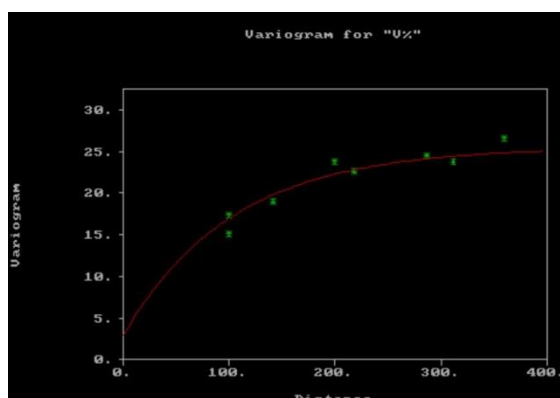
4 N



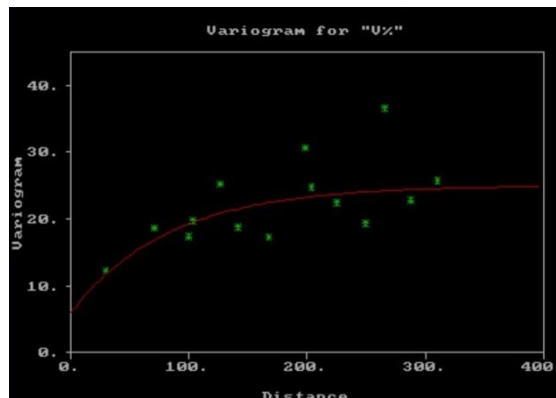
4 O



4 P



4 Q



4 R

Figura 4: Semivariogramas ajustados aos pares de pontos em estudo; os semivariogramas do lado esquerdo se referem aos elementos obtidos à densidade de 1,0 pontos ha⁻¹, enquanto os da direita se referem à densidade 1,2 pontos ha⁻¹.

Nota-se que os semivariogramas (4E e 4F) não possuem um modelo alinhado aos seus pontos, uma vez que não foi possível estabelecer uma relação entre eles, demonstrando um resultado conhecido como “efeito pepita puro”, indicando que a amostragem não conseguiu uma covariância espacial para esses atributos do solo (JOURNAL & HUIJBREGTS, 1978).

Um dos indicadores da eficiência da adição dos pontos extras é o valor do efeito pepita. O outro parâmetro de comparação estudado foi o grau de dependência espacial, que representa o quanto do patamar é composto pelo efeito pepita, dado pela Equação 1.

$$GDE = \frac{C_0}{(C_0 + C_1)} \times 100 \quad (\text{eq. 1})$$

Onde:

C_0 representa o efeito pepita;

$(C_0 + C_1)$ representa a contribuição.

O valor do GDE é considerado forte se essa relação for $\leq 25\%$, moderada quando a relação estiver entre 25 e 75%, e fraca se a relação for $> 75\%$ (CAMBARDELLA *et al.*, 1994).

A Tabela 1 mostra os parâmetros dos semivariogramas, além dos valores do grau de dependência espacial (GDE).

Tabela 1: Parâmetros geoestatísticos encontrados nos semivariogramas e GDE.

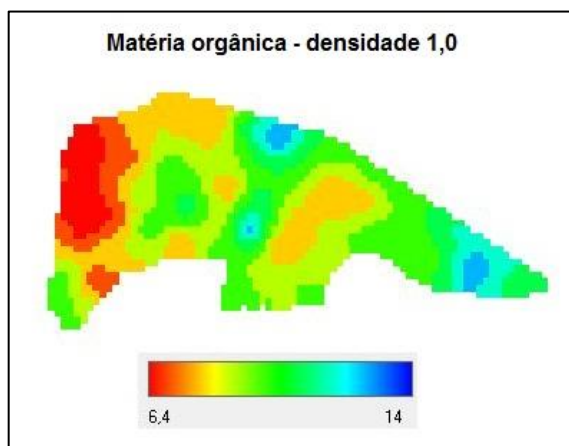
ATRIBUTOS	MODELO		E. PEPITA		CONTRIBUIÇÃO		PATAMAR		ALCANCE		RELAÇÃO		GDE	
	1,0	1,2	1,0	1,2	1,0	1,2	1,0	1,2	1,0	1,2	1,0	1,2	1,0	1,2
M.O	Esférico	Exponencial	0,4	1,4	2	0,8	2,4	2,2	260	400	16,67%	63,64%	Forte	Moderada
pH	Exponencial	Exponencial	0,002	0,001	0,008	0,008	0,01	0,009	300	210	20%	11,11%	Forte	Forte
P	E. Pepita Puro	E. Pepita Puro	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
K	Exponencial	Exponencial	0,035	0,04	0,075	0,09	0,11	0,13	250	350	31,82%	30,77%	Moderada	Moderada
Ca	Exponencial	Exponencial	0,4	0,12	0,13	0,63	0,53	0,75	300	240	75,47%	16%	Fraca	Moderada
Mg	Exponencial	Exponencial	0,1	0,001	0,37	0,509	0,47	0,51	240	100	21,28%	0,2%	Forte	Forte
SB	Exponencial	Exponencial	1	0,27	1,5	2,73	2,5	3	350	230	40%	9%	Moderada	Forte
CTC	Gaussiano	Exponencial	2,7	6	7,3	2	10	8	300	300	27%	75%	Moderada	Moderada
V%	Exponencial	Exponencial	3	6	19,5	13	22,5	19	310	250	13,33%	31,58%	Forte	Moderada

A partir da análise das tabelas, vemos que o efeito pepita, um dos parâmetros de comparação, diminuiu, de forma geral, com a inserção dos pontos extras, com exceção da capacidade de troca de cátions (CTC) e da saturação por bases (V%). Esse resultado sugere o aumento da resolução da parte inicial do semivariograma pela adição de pontos fora da grade quadrada regular, resultando em pares com menores distâncias entre si e diminuição do ruído causado pelo efeito pepita.

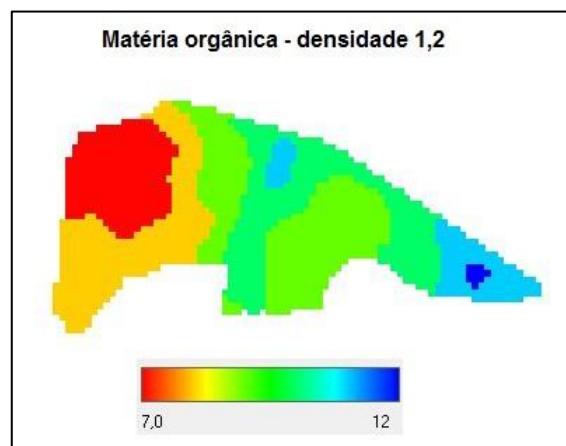
Observa-se que a adição dos pontos aleatórios diminuiu o grau de dependência espacial das amostras para alguns atributos, enquanto aumentou o mesmo grau para outros. Pode-se concluir que somente para alguns atributos do solo (pH, cálcio, magnésio e soma de bases) conseguiu-se uma melhor eficiência com a adição desses pontos. Para o potássio (K) quase não houve mudança no valor do GDE, enquanto para matéria orgânica (M.O), capacidade de troca catiônica (CTC) e saturação por bases (V%) essa maior resolução resultou num maior grau de dependência espacial.

Com a análise geoestatística em mãos, foram interpolados os dados no *software* Vesper (Australian Centre for Precision Agriculture, The University of Sydney). Foram então elaborados mapas de atributos segundo os parâmetros adquiridos. Devido a uma inconsistência do *software*, apenas os atributos matéria orgânica (M.O.), soma de bases (SB), capacidade de troca catiônica (CTC) e saturação por bases (V%) conseguiram ser interpolados, não sendo possível a continuação do estudo para os outros atributos do solo.

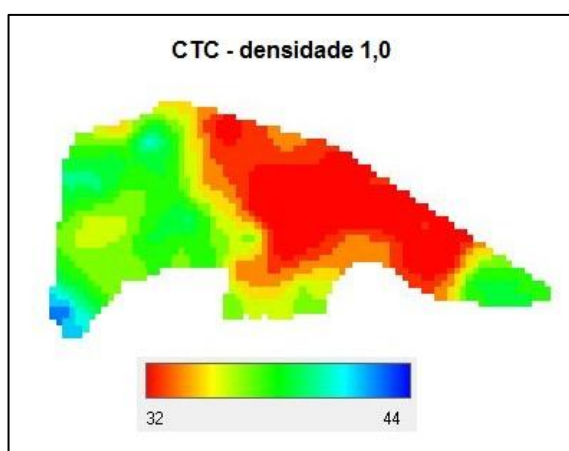
A interpolação dos dados gerou os mapas apresentados na Figura 5.



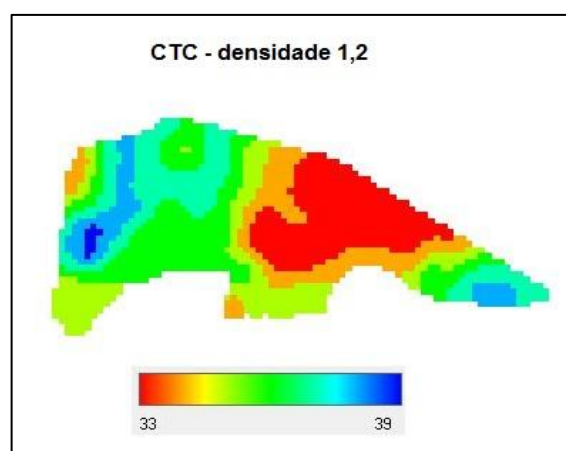
5 A



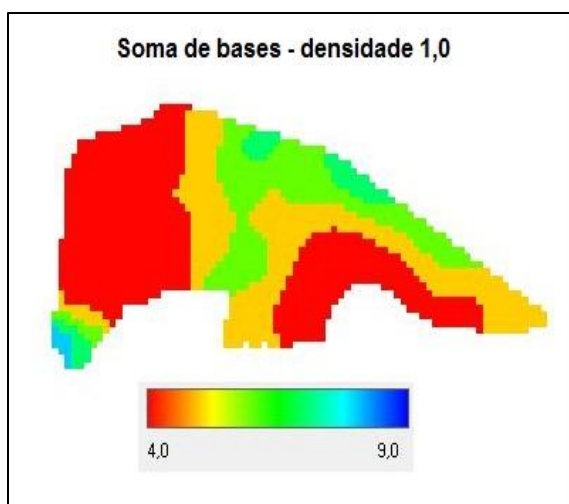
5 B



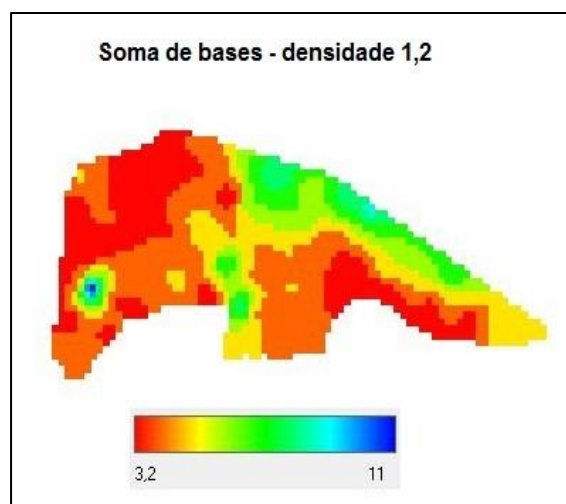
5 C



5 D



5 E



5 F

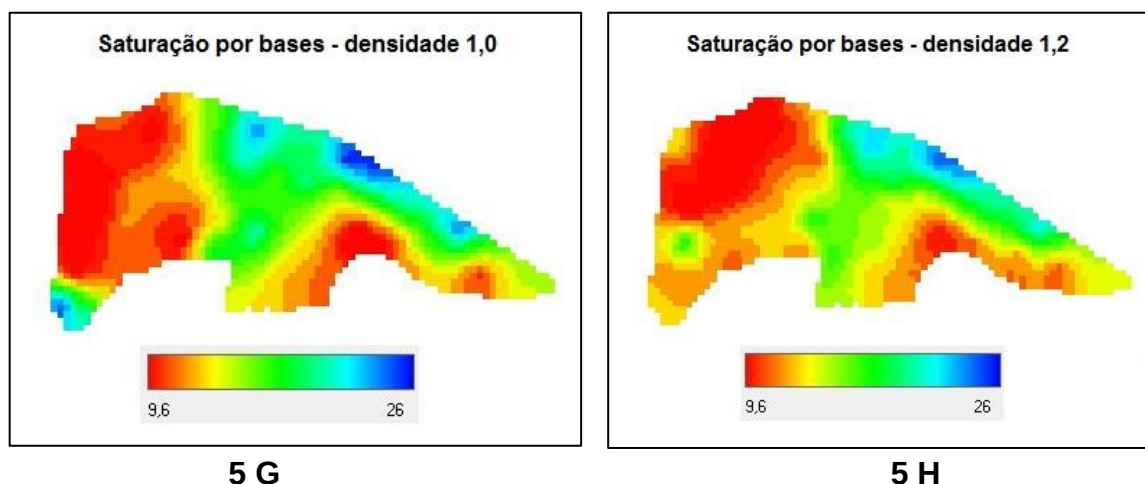


Figura 5: Mapas interpolados por krigagem segundo os parâmetros geoestatísticos; a coluna da esquerda representa os mapas com os dados de densidade 1,2 pontos ha⁻¹, enquanto os da direita representam os dados de densidade 1,0 pontos ha⁻¹.

Os dados interpolados foram então separados e submetidos à análise de correlação de Pearson, onde se testou a intensidade da associação linear existente entre as duas densidades, elaborando um coeficiente r , determinado pela equação 2.

$$r = \frac{C_{x,y}}{(S_x \times S_y)} \quad (\text{eq. 2})$$

Onde:

$C_{x,y}$ representa a covariância de x em relação à y

S_x e S_y representam o desvio padrão da variável x e y , respectivamente.

No cálculo do coeficiente de correlação de Pearson para o estudo em questão, foi obtido um coeficiente para cada atributo do solo, apresentados na Tabela 2.

Tabela 2: Coeficiente de correlação de Pearson para cada atributo do solo (densidade 1,0 pontos ha⁻¹ vs. densidade 1,2 pontos ha⁻¹).

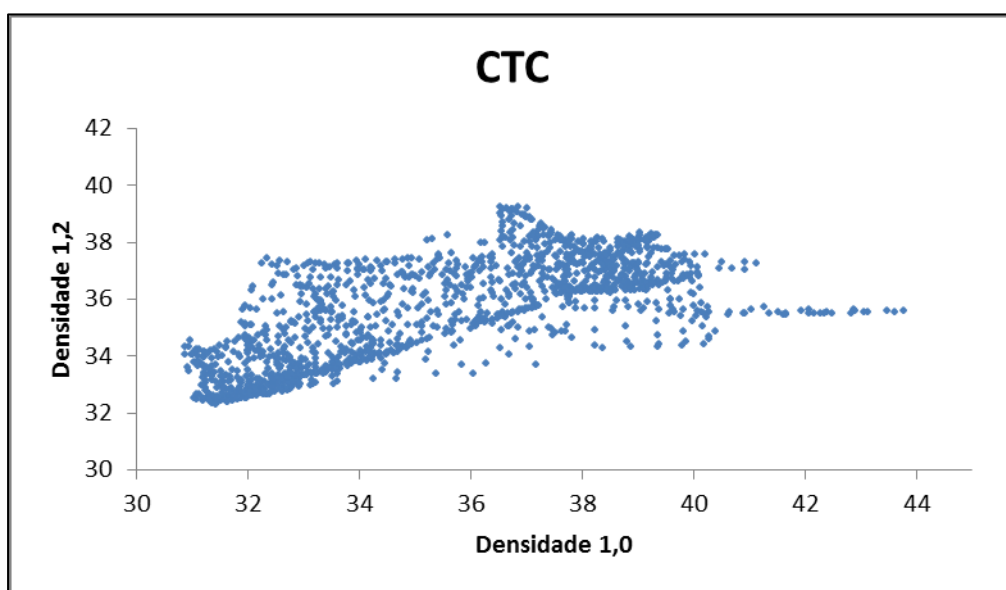
Coeficiente de Pearson	
Atributo	r
CTC	0,693
M.O.	0,795
SB	0,671
V%	0,810

O coeficiente de correlação de Pearson varia entre 0 e 1 e pode ser negativo ou positivo, onde o sinal indica o direcionamento da correlação. Segundo

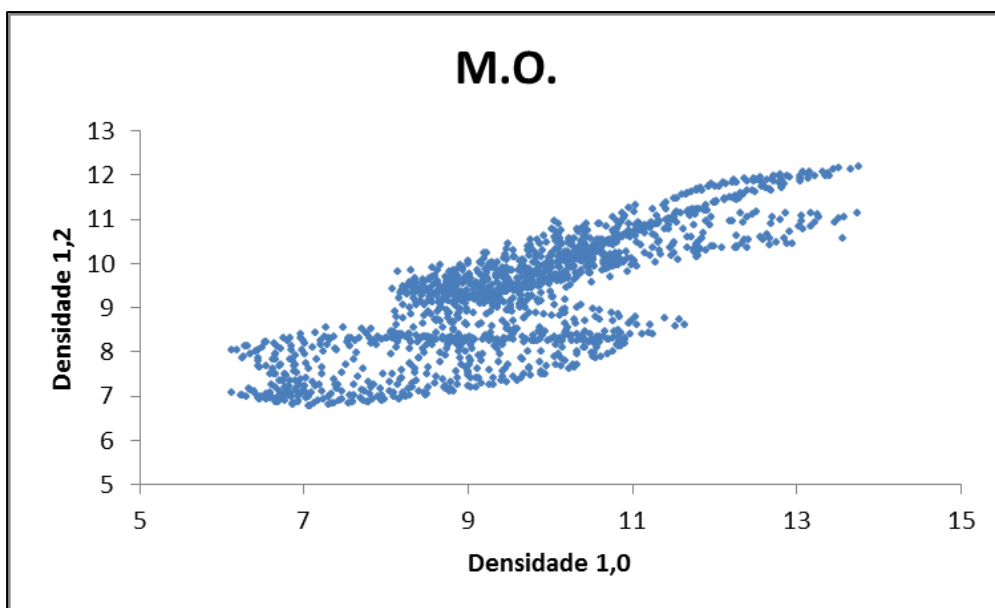
DANCEY & REIDY (1988), o r é classificado como: nulo quando $r < 0,1$; fraco quando $0,1 < r < 0,3$; médio quando $0,3 < r < 0,7$; e forte quando $r > 0,7$;

Nota-se que, em geral, todos os mapas obtidos entre as duas densidades amostrais apresentaram um coeficiente de correlação forte, sugerindo uma forte correlação entre as duas densidades amostrais.

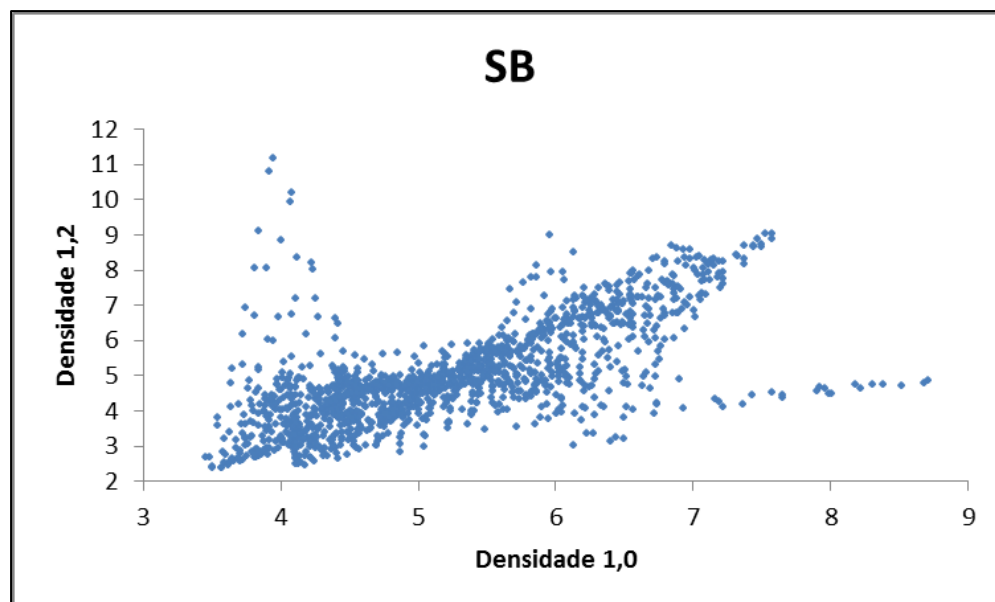
Para melhor visualização dessa análise, foi gerado um plano cartesiano, onde cada ponto no plano representa um *pixel* do mapa, com coordenada x (valor do atributo desse *pixel* na densidade 1,0 pontos por hectare) e coordenada y (valor do mesmo atributo desse mesmo *pixel* na densidade 1,2 pontos por hectare). Esse parâmetro foi utilizado para visualizar a tendência de dispersão dos pontos do eixo cartesiano e notar uma possível semelhança entre os dados de cada densidade. A figura 6 apresenta os gráficos dessa distribuição.



6 A



6 B



6 C

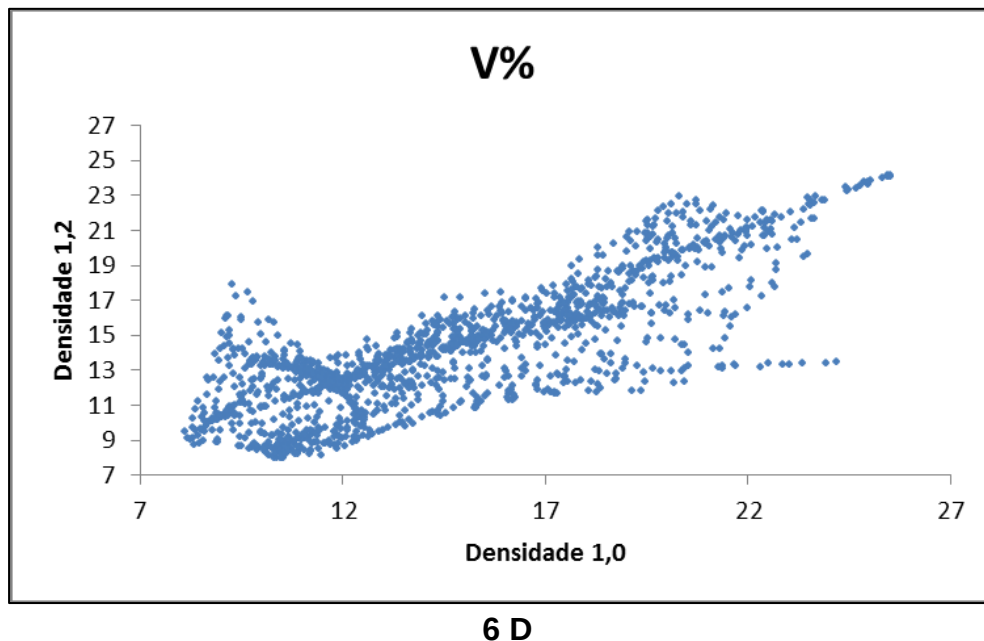


Figura 6: Gráficos das dispersões dos pontos relativos aos atributos do solo (densidade 1,0 pontos ha^{-1} vs. densidade 1,2 pontos ha^{-1}).

Pela análise das dispersões encontradas, observa-se que os coeficientes de correlação altos se expressam na dispersão dos dados pelo eixo cartesiano, sendo que a maioria dos pontos se agrupa em uma linha imaginária que passa pela origem do plano e cresce com ângulo de 45° . Porém, percebe-se que parte da variação dos valores encontrados na densidade 1,2 pontos ha^{-1} não acompanham a variação dos valores encontrados para a densidade 1,0 pontos ha^{-1} (pontos fora da reta imaginária), sugerindo que essa diferença de variação dos dados provenha dos diferentes parâmetros geoestatísticos utilizados e, por consequência, da interpolação desses dados.

Conclusões

Pela análise estatística dos dados, notou-se uma forte correlação entre as duas densidades amostrais, porém uma diferença entre elas. Além disso, observando-se os semivariogramas produzidos por essa adição de pontos, é visualizada uma maior resolução na parte inicial do mesmo (pares com menores distâncias entre si), mostrando um grande benefício trazido pela adição dos pontos intermediários.

Portanto, julga-se válida a hipótese central, onde, nas condições testadas, houve um visível ganho e, com isso, uma maior acurácia na elaboração de mapas de atributos químicos do solo para agricultura de precisão.

Bibliografia

AMADO, T.J.C.; PES, L.Z.; LEMAINSKI, C.L.; SCHENATO, R.B. **Atributos químicos e físicos de latossolos e sua relação com os rendimentos de milho e feijão irrigados.** Revista Brasileira de Ciência de Solo. Viçosa, v.33, n.4, p.831-843, 2009.

BATCHELOR, B.; WHIGHAM, K.; DEWITT, J. **Precision agriculture: introduction to precision agriculture.** Iowa Cooperative Extension, p.4, 1997.

CAMARGO, E. **Geoestatística: Fundamentos e aplicações.** Geoprocessamento em Projetos Ambientais. INPE - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, 2ª Edição, 1998.

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, n.5, p.1501-1511, 1994.

COELHO, E. C.; SOUZA, E.; URIPE-OPAZO, M.; PINHEIRO NETO, R. **Influência da densidade amostral e do tipo de interpolador na elaboração de mapas temáticos.** Acta Scientiarum Agronomy, Maringá, v. 31, n. 1, p. 165-174, 2009.

COUTO, E.G.; KLAMT, E. **Variabilidade espacial de micronutrientes em solo sob pivô central no sul do estado de Mato Grosso.** Pesquisa Agropecuária Brasileira, Brasília, v.34, n.12, p.2321-2329, 1999.

DANCEY, C.; REIDY, J. **Estatística sem matemática para psicologia.** Usando SPSS para *Windows*. Artmed, Porto Alegre, 2006.

ENGLUND, E. J.; SPARKS, A. **Geo-EAS (Geostatistical Environmental Assessment Software) User's Guide.** U.S. Environmental Monitoring Systems Laboratory, Las Vegas, 1988.

EMPRESA BRASILEIRA DE PESQUISA AGROPECUÁRIA – EMBRAPA. **Manual de análises químicas de solos, plantas e fertilizantes.** EMBRAPA Comunicação para Transferência de Tecnologia, Brasília, p.370, 1999.

HUIJBREGTS, C.J. **Regionalized variables and quantitative analysis of spatial data.** Display and analysis of spatial data, New York, p.38-53, 1975.

ISAAKS, E. H.; SRIVASTAVA, R. M. **An Introduction to Applied Geostatistics**. Oxford University Press, New York, p. 560, 1989.

JOURNEL, A.; C. HUIJBREGTS. **Mining Geostatistics**. Academic Press, London, 1978.

KRIGE, D.G. **A statistical approach to some basic mine evaluation problems on the Witwatersrand**. Chemistry Metallurgy Mining Society South African, Johannesburg, p.119-139, 1951.

MINASNY, B.; MCBRATNEY, A.B.; WHELAN, B.M. **VESPER version 1.62**. Australian Centre for Precision Agriculture, University of Sydney, 2006.

MONTEZANO, Z.F.; CORAZZA, E.J.; MURAOKA, T. **Variabilidade espacial da fertilidade do solo em área cultivada e manejada homogeneamente**. Revista Brasileira de Ciência do Solo. Viçosa, v.30, n.5, p.839-847, 2006.

OLIVER, M. A. **Geostatistical Applications for Precision Agriculture**. Springer Science+Business Media B.V, The University of Reading, United Kingdom, 2010.

RESENDE, A. V.; SHIRATSUCHI, L. S.; SENA, M. C.; KRAHL, L. L.; OLIVEIRA, J. V. F.; CORRÊA, R.F.; ORO, T. **Grades amostrais para fins de mapeamento da fertilidade do solo em área de cerrado**. In: Congresso Brasileiro de Agricultura de Precisão, Anais, Piracicaba: USP: ESALQ, 2006.

SANTOS, A.O.; MAZIERO J.V.G.; CAVALLI, A.C.; VALERIANO, M.M.; OLIVEIRA, H.; MORAES, J.F.L.; YANAI, K. **Monitoramento localizado da produtividade de milho cultivado sob irrigação**. Revista Brasileira de Engenharia Agrícola, Ambiental, Campina Grande, v.5, n.1, p.88-95, 2001.

TRANGMAR, B.B.; YOST, R. S.; UEHARA, G. **Application of geostatistics to spatial studies of soil properties**. Advances in Agronomy, New York, v.38, n.1, p.45-93, 1985.