



UNIVERSIDADE FEDERAL DA GRANDE DOURADOS
FACULDADE DE CIÊNCIAS AGRÁRIAS
ENGENHARIA AGRÍCOLA



**MÉTODOS DE INTERPOLAÇÃO NO MAPEAMENTO DE
ATRIBUTOS QUÍMICOS DO SOLO**

IGOR QUEIROZ MORAES VALENTE

Dourados – MS
2014

MÉTODOS DE INTERPOLAÇÃO NO MAPEAMENTO DE ATRIBUTOS QUÍMICOS DO SOLO

Por

Igor Queiroz Moraes Valente

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado como parte das exigências
para obtenção do título de Engenheiro Agrícola do curso de Engenharia
Agrícola da Universidade Federal da Grande Dourados.

Aprovado em: 16/07/ 2014

Prof. Dr. Anamari Viegas A. Motomyia
Orientadora – UFGD/FCA

Prof. Dr. Jorge Wilson Cortez
Prof. Adjunto – UFGD/FCA

Prof. Dr. Guilherme Augusto Biscaro
Prof. Adjunto – UFGD/FCA

AGRADECIMENTOS

Primeiramente a Deus, por suas bênçãos, seu amor e seus cuidados, sempre presentes em minha vida.

Aos Meus pais Elton e Jandira, pela educação, amor, carinho e seu incondicional apoio.

Aos meus tios Marcos e Janete, por serem como pais para mim, por todo amor, educação, carinho, apoio e preocupação.

À minha irmã Rafaela, pelos momentos compartilhados, pela paciência e amor.

À minha namorada Heidi, por sua presença, amor, compreensão, paciência e carinho em todos os momentos.

À professora Dra. Anamari Viegas de Araujo Motomiya, pelo apoio e oportunidades oferecidas durante todo o curso.

Ao professor Dr. Guilherme Augusto Biscaro, por ter sido meu tutor do grupo PET, pelos conselhos, ajuda e pelo esforço e apoio ao nosso curso, e à nossa turma desde o início.

Aos professores do curso de Engenharia Agrícola da Universidade Federal da Grande Dourados, pelo empenho em ensinar.

Aos amigos Luiz Fernando Suda, Rodrigo Vital da Silva, Carlos Henrique e Victor Hugo Cavassini, pelo companheirismo e amizade ao longo deste período.

Aos senhores Luiz Suda e Noemi Suda, pelo auxílio e empenho comigo na pesquisa.

SUMÁRIO

RESUMO.....	6
ABSTRACT.....	7
INTRODUÇÃO.....	8
REVISÃO DE BIBLIOGRÁFICA.....	99
MATERIAIS E MÉTODOS.....	11
RESULTADOS E DISCUSSÃO.....	13
CONCLUSÕES.....	25
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	26
ANEXO.....	30

**MÉTODOS DE INTERPOLAÇÃO NO MAPEAMENTO DE
ATRIBUTOS QUÍMICOS DO SOLO**

Igor Queiroz Moraes Valente

Orientador (a): Anamari Viegas de Araujo Motomiya

Trabalho de Conclusão de Curso
apresentado como parte das exigências
para a obtenção do título de Engenheiro
Agrícola do Curso de Engenharia
Agrícola da Universidade Federal da
Grande Dourados.

Dourados – MS

2014

RESUMO

A utilização de técnicas geoestatísticas é importante para a identificação da variabilidade espacial e mapeamento de atributos do solo e das plantas. Este trabalho teve por objetivos caracterizar a variabilidade espacial de atributos químicos em um Latossolo Vermelho Distroférrico, e comparar a eficiência da interpolação de dados por meio da krigagem ordinária, krigagem por blocos e inverso do quadrado da distância. A área experimental localiza-se na Fazenda São Luiz, município de Fátima do Sul-MS. A amostragem do solo foi realizada nos pontos de cruzamento de uma malha regular de 11 linhas e 11 colunas, com um espaçamento de 20 m entre pontos, totalizando 121 pontos de coleta. Foram determinados os teores de pH, Ca, Mg, K, H+Al e saturação por bases do solo. A variabilidade espacial dos atributos foi descrita utilizando os parâmetros do semivariograma obtidos pela análise geoestatística. Após a interpolação, foram elaborados mapas de distribuição espacial utilizando-se os interpoladores proposto. As técnicas geoestatísticas detectaram e descreveram a variabilidade espacial da maioria dos atributos químicos do solo. O atributo K apresentou forte dependência espacial, no entanto deve-se observar que o modelo ajustado apresentou um baixo coeficiente de determinação ($R^2=0,34$); V% apresentou fraca dependência espacial, e as demais variáveis apresentaram dependência espacial moderada. Não foram observadas diferenças entre os valores estimados pela krigagem pontual e pela krigagem em blocos, uma vez que os parâmetros do ajuste da validação cruzada foram os mesmos ou estiveram muito próximos. O estimador inverso da distância ao quadrado apresentou as piores estimativas, observadas pelos resultados da validação cruzada.

Palavras Chave: mapeamento; geoestatística; agricultura de precisão

ABSTRACT

The use of geostatistical technique is important for the identification of spacial variability and mapping the soil and the plants attributes. The aim of this project was to characterize the spacial variability of chemical attributes on a dystrophic Oxisol and compare the efficiency of interpolation of data by ordinary kriging, kriging by blocks and the inverse square distance. The experimental area is located in Fazenda São Luiz, in Fátima do Sul-MS. The soil sample was made in interlaced points of a regular mesh of 11 lines and 11 columns, with 20 m spacing between each point, totaling 121 points of samples. There were determined the content of pH, Ca, Mg, K, H+Al, which were used for the determination of saturation by bases. The spacial variability of the soil attributes was described based on the parameters of the semivariogram obtained from geostatistic analyses. After the interpolation, there were made maps of the spacial distribution, which contains the liming necessity according to the different interpolators. The descriptive analyse of the chemical attributes revealed the high values of saturation by bases, there were no need for limestone application (NC). Moreover, in the points that there was a necessity, the quantity to be applied would be very low. The geostatistic techniques detected and described the spacial variability in most of the soil attributes. However, the adoption of smaller sample mesh to identify the spacial dependence of all the soil attributes is needed. The sample spacing used was appropriate to verify the spacial dependence. The attributes K, have shown strong spacial dependence. However, it must be noticed that the model adjusted have shown a low determination coefficient ($R^2 = 0,34$), V% have shown weak spacial dependence, and the rest of them have shown moderate spacial dependence. There were not seen differences between the values estimated by the punctual kriging and the kriging by blocks, as the parameters of the fit of crossed validation were the same or have been very close. The estimator inverse square distance have shown the worse estimation, observed by the results of crossed validation.

Key Words: mapping; geostatistics ; precision agriculture

INTRODUÇÃO

A agricultura de precisão preconiza a aplicação de defensivos a taxas variadas, conforme a necessidade de cada área. Esse método evita a aplicação do produto em doses deficitárias ou excessivas, que pode resultar numa ação tóxica para as plantas e contaminar os rios e lençóis freáticos. Segundo (ANTUNIASSI & GADANHA JUNIOR, 2000), do ponto de vista econômico, a aplicação localizada de produtos fitossanitários pode reduzir em mais de 60% no custo de defensivos utilizados.

A aplicação de insumos agrícolas é realizada pela maioria dos produtores levando em consideração que a lavoura seja homogênea, entre tanto não é verdade, uma área pode apresentar variações em seus atributos químicos e físicos, e podem apresentar potências de produções diferenciadas (MOLIN, 2001). A agricultura de precisão propõe alternativas de manejo para corrigir a aplicação de insumos em áreas heterogêneas. Portanto o conhecimento da variabilidade dos atributos do solo é imprescindível aplicação desta tecnologia.

A agricultura de precisão requer princípios de manejo de acordo com a variabilidade no campo, o que exige novas técnicas para estimar e mapear a variabilidade espacial dos atributos e propriedades dos solos. O aumento da qualidade da estimação depende da escolha dos métodos de interpolação que obtenham dados dos solos em locais não amostrados; e da aplicação apropriada de métodos indicados para as características dos dados (KRAVCHENKO & BULLOCK, 1999).

As técnicas estatísticas aplicadas ao estudo da variabilidade dos atributos do solo podem ser divididas em duas categorias: estatística descritiva e geoestatística (REICHARDT et al., 1986). Uma análise geoestatística deve começar com um esquema amostral espacial (BRUS & DE GRUIJTER, 1997; MALLARINO & WILTRY, 2004). O esquema amostral deve incorporar as seguintes informações: os atributos que serão analisados, a extensão e os limites da área de estudo, a data da amostragem, o número de amostras, a grade de amostragem e o tipo de amostragem espacial. Deve-se considerar que um desenho amostral deficiente ou mal planejado pode comprometer todo um projeto. As duas etapas subsequentes da análise geoestatística são a estimação e a modelagem da variabilidade espacial e interpolação espacial de um atributo sobre a área de estudo (MACHADO et al., 2004).

A existência de um modelo de dependência espacial fornece os parâmetros necessários para estimar os valores das propriedades do solo em locais não amostrados (GOOVAERTS, 1997). Interpolações baseadas na dependência espacial das amostras foram primeiro usadas por D. Krige, em 1951, para estimação da concentração de ouro em minas na África do Sul. Em homenagem a Krige, esta técnica de interpolação foi denominada krigagem (TRANGMAR et al., 1985; VIEIRA, 2000).

O objetivo deste trabalho foi caracterizar a variabilidade espacial de atributos químicos em um Latossolo Vermelho Distroférrico, e comparar a eficiência da interpolação de dados por meio da krigagem ordinária, krigagem por blocos e inverso distância ao quadrado.

REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

O aumento da produção agrícola não depende exclusivamente da quantidade de áreas disponíveis para o cultivo, mas sim de uma melhor utilização dessas áreas disponíveis para a semeadura e um aumento da produtividade por meio de técnicas agricultáveis. São utilizadas várias ferramentas que visam melhoria no sistema agrícola, dando suporte ao produtor rural, capacitando o homem do campo a produzir alimentos com qualidade e capacidade de gerar retorno econômico (SILVA, 2013).

Há necessidade do aumento da eficiência de todos os setores da economia globalizada para manter a competitividade. Para a agricultura, não poderia ser diferente. A evolução da informática, tecnologias em geoprocessamento, sistemas de posicionamento global e muitas outras tecnologias estão proporcionando à agricultura uma nova forma de se enxergar a propriedade, com características específicas. Esta mudança na forma de fazer agricultura está tornando o produtor rural um empresário rural, por controlar cada vez mais a linha de produção (TSCHIEDEL & FERREIRA, 2002).

Segundo Queiroz et al., (2000), a agricultura de precisão é a tecnologia cujo objetivo consiste em aumentar a eficiência com base no manejo diferenciado das áreas agrícolas. Para Mantovani, (2000), o termo agricultura de precisão engloba o uso de tecnologias atuais para o manejo de solo, insumos e culturas, de modo adequado às variações espaciais e temporais de fatores que afetam a produtividade da mesma. Ainda,

para Molin, (2000), agricultura de precisão é, sobretudo, um sistema de gestão ou de gerenciamento da produção agrícola, um elenco de tecnologias e procedimentos utilizados para que as lavouras e o sistema de produção sejam otimizados tendo como elemento chave o gerenciamento da variabilidade espacial da produção e dos fatores relacionados.

A aplicação deste conceito na agricultura está apoiada em uma série de tecnologias. Dentro de uma visão prática e usual, convencionou-se dividir a chamada agricultura de precisão em várias fases. Segundo Saraiva, (2000) pode se identificar quatro grandes etapas básicas em um sistema de agricultura de precisão: a coleta de dados, o gerenciamento da informação, a aplicação localizada de insumos ou aplicação de insumos a taxa variável e a avaliação dos resultados.

A agricultura de precisão vem se destacando como uma forma de gerenciamento localizado da lavoura, realizada por meio da disponibilização de ferramentas que permitem a identificação da variabilidade dos atributos da lavoura e a sua intervenção de forma localizada (MENEGATTI et al., 2006). Seu crescimento foi alavancado por avanços tecnológicos envolvendo: sistema de posicionamento global (SPG ou GPS), sensoriamento remoto, aplicação de insumos em taxas variáveis, sistema de informação geográfica (SIG ou GIS), entre outros (PIRES et al., 2004).

Por meio do semivariograma, é possível verificar e modelar a dependência espacial de uma variável e interpolar as informações geradas para posterior mapeamento. Apesar de existirem diversos interpoladores, a krigagem é a única que utiliza o semivariograma em sua modelagem (VIEIRA, 2000).

A krigagem é uma técnica usada na geoestatística para estimar valores para locais não amostrados que resulta em valores sem tendência e com variância mínima. Neste método de interpolação, os pesos são variáveis de acordo com a variabilidade espacial expressa no semivariograma, ou seja, uma média móvel ponderada. A condição de não tendência significa que, em média, a diferença entre valores estimados e medidos para o mesmo ponto deve ser nula. A condição de variância mínima significa que, embora possam existir diferenças ponto por ponto entre o valor estimado e o medido, essas diferenças devem ser mínimas (VIEIRA, 2000).

MATERIAL E MÉTODOS

O experimento foi conduzido na Fazenda São Luiz, localizada no município de Fátima do Sul-MS, nas coordenadas geográficas 22°22'28''S e 54°30'50''W, com altitude média de 352 m. O clima da região é classificado como Cwa (Koppen) que significa mesotérmico úmido com verão chuvoso. O solo da área experimental é classificado como Latossolo Vermelho distroférico (EMBRAPA, 2006).

A amostragem foi realizada nos pontos de cruzamento de uma malha regular de 11 linhas e 11 colunas, com um espaçamento de 20 m entre pontos, totalizando 121 pontos de amostragem, somando assim uma área de 4 ha (Figura 1). A amostragem do solo foi realizada após o preparo do solo com a utilização de um trado tipo holandês, na profundidade de 0,00-0,20 m. Em cada ponto, foram coletadas aleatoriamente num raio de 3 m, 9 sub-amostras, para compor uma amostra composta representativa do ponto de amostragem.

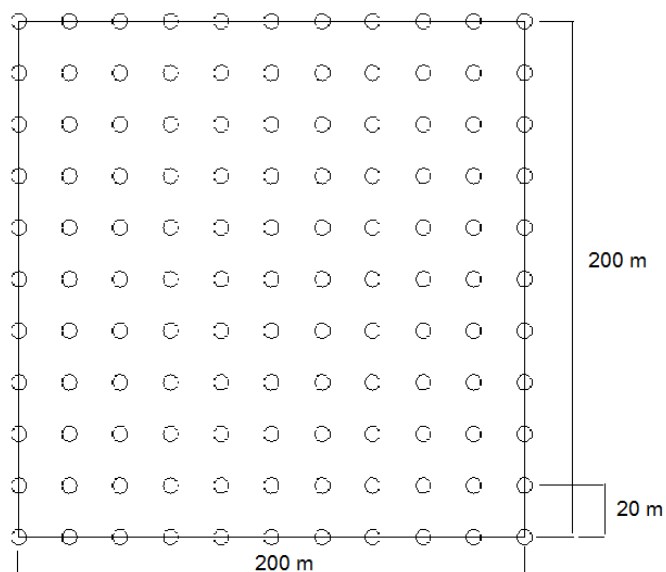


Figura 1. Grade Amostral

Os teores de Ca, Mg, K, H+Al foram determinados segundo metodologia proposta por (CLAESSEN 1997). A saturação por bases foi determinada pela seguinte fórmula:

Primeiramente foi realizada a estatística descritiva para caracterizar os dados e verificar a normalidade. A análise da dependência espacial foi realizada por meio do ajuste de modelos ao semivariograma experimental, de acordo com a teoria das variáveis regionalizadas (TVR), utilizando-se o programa GS+ (ROBERTSON, 1998). A seleção dos modelos foi feita com base no melhor coeficiente de determinação (R^2) e na menor soma de quadrados do resíduo (SQR).

O modelo do semivariograma e seus parâmetros (efeito pepita, alcance e patamar) foram usados na realização da krigagem ordinária pontual e por blocos. A krigagem usa a dependência espacial entre amostras vizinhas, expressa no semivariograma, para estimar valores em qualquer posição dentro do campo, sem tendência e com variância mínima (VIEIRA, 2000). As estimações devem ser feitas dentro do limite de dependência espacial. O outro método avaliado neste trabalho foi o inverso da distância ao quadrado (IDQ), o qual é um interpolador determinístico univariado de médias ponderadas. De acordo com este método quanto mais distante um ponto observado estiver do estimado, menor será seu peso, ou seja, menor será sua influência sobre o valor de inferência. A função $\gamma(h)$ é o semivariograma, uma adequação pode ser escrita segundo a equação:

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

Em que,

$\gamma^*(h)$ = Semivariograma entre a variável primária e secundária;

$Z(x_i)$ = é o valor da variável primária e secundária no ponto x_i ;

$Z(x_i+h)$ = é o valor da variável primária e secundária no ponto x_i , adicionado a uma distância h ;

$N(h)$ – é o número de pares de pontos formados para uma dada distância h ;

Para elaboração dos mapas de distribuição espacial dos atributos foram considerados os valores estimados por krigagem ordinária pontual, por blocos e pelo inverso da distância ao quadrado.

RESULTADOS E DISCUSSÃO

Os valores do pH fornecem o grau de acidez ou alcalinidade de um extrato aquoso do solo, ou seja, é um indicativo das condições gerais de fertilidade do solo (RAIJ et al., 1996). Os valores do pH encontram-se entre 4,9 e 5,8 (Tabela 1) o que, segundo (SOUZA & LOBATO 2004), indica que em alguns locais da área a acidez pode ser considerada elevada. Analisando a média da área, entretanto, observa-se que a acidez é classificada como média.

Tabela 1. Análise estatística descritiva dos atributos químicos do solo na profundidade de 0,0 – 0,20 m.

Variável	X	S	CV(%)	Máx	Mín	Ass	Cur	P < W	N
P	13,6	8,00	58,69	35,6	2,4	0,87	0,11	<0,01**	119
K	0,47	0,179	37,42	0,98	0,1	0,44	-0,39	0,08*	119
Ca	6,0	1,282	21,22	9,18	3,1	-0,01	-0,32	>0,1*	121
Mg	2,2	0,3151	14,25	2,96	1,5	0,10	-0,39	>0,1*	107
pH CaCl ₂	5,37	0,193	3,59	5,8	4,9	-0,13	-0,25	>0,1*	120
H+Al	2,6	0,8419	31,66	4,6	1,6	0,64	-0,81	<0,01**	113
SB	8,7	1,442	16,53	11,9	5,7	-0,03	-0,49	>0,1*	117
V%	75,9	6,695	8,82	88,7	61,4	-0,27	-0,86	0,04**	115
CTC	11,6	18,55	15,94	16,2	7,8	0,08	-0,26	>0,1*	120

N= número de observações; CV= coeficiente de variação; X = média dos dados, S= Desvio Padrão; Min = valores Mínimos; Max = Valores Máximos; Ass = coeficiente de assimetria, Curt = coeficiente de Curtose; * = Normal; ** = não normal-assimétrica

Os valores médios de P e K no solo encontram-se adequados, porém os valores máximo e mínimo são classificados como muito alto e muito baixo respectivamente (Tabela 1), conforme critérios apresentados por (SOUSA e LOBATO, 2004). Mesmo considerando a amplitude entre valores máximos e mínimos, os demais indicadores da fertilidade do solo encontram-se de médios a altos, provavelmente decorrente da elevada utilização de insumos. Entretanto, os dados sugerem que um estudo detalhado da fertilidade na área poderá proporcionar uma redução na aplicação de fertilizantes em alguns pontos, onde o nível já está alto ou muito alto.

O acúmulo de P na superfície do solo tem sido frequente nos sistemas que apresentam reduzido revolvimento do solo, sendo decorrente da decomposição dos resíduos de plantas e da aplicação superficial de fertilizantes fosfatados. Desta forma,

existe maior concentração de P disponível na camada superficial com redução acentuada à medida que aumenta a profundidade (POTRICH, 2012). Este fato pode ser observado para os principais nutrientes do solo (Tabela 1).

Os altos valores de CV para o P (58,69%) são normalmente encontrados em diversos trabalhos, como de (ZANÃO JUNIOR et al., 2010), e justificado, segundo os autores, pela dificuldade na adubação fosfatada que sofre interferências de vários fatores, inclusive pelo teor de argila.

Analisando os valores médios de P, K, Ca, Mg e saturação por bases (V%), os nutrientes estão presentes no solo em níveis adequados à produção agrícola, segundo a classe de interpretação utilizada. Os valores médios da CTC indicaram fertilidade do solo como boa, tendo variação de 7,8 a 16,2 cmol dm³. Os valores da saturação por bases, em média, apresentaram-se adequados, apresentando uma amplitude de 61,4 a 88,7%.

Analisando-se a variabilidade dos atributos do solo de acordo com o CV, segundo a classificação de (WILDING & DREES, 1983), observou-se que o Mg, pH e V% apresentaram baixa variabilidade (CV<15%). Resultados semelhantes foram obtidos por (CORÁ et al., 2004) e (SILVA et al., 2007). Os demais atributos, com exceção do P e K, foram moderadamente variáveis (15% < CV < 35%). Vários autores observaram valores de CV elevado para P e K (CORÁ et al., 2004; CAVALCANTE et al., 2007; MONTANARI et al., 2008).

A análise preliminar e exploratória dos dados amostrados, por meio dos histogramas (Figura 2), indicou que a maior parte das variáveis químicas do solo apresentou distribuição normal. Os dados de P, H+Al e V%, entretanto, não se ajustaram à distribuição normal, fato confirmado pelo teste W de Shapiro e Wilks (Tabela 1).

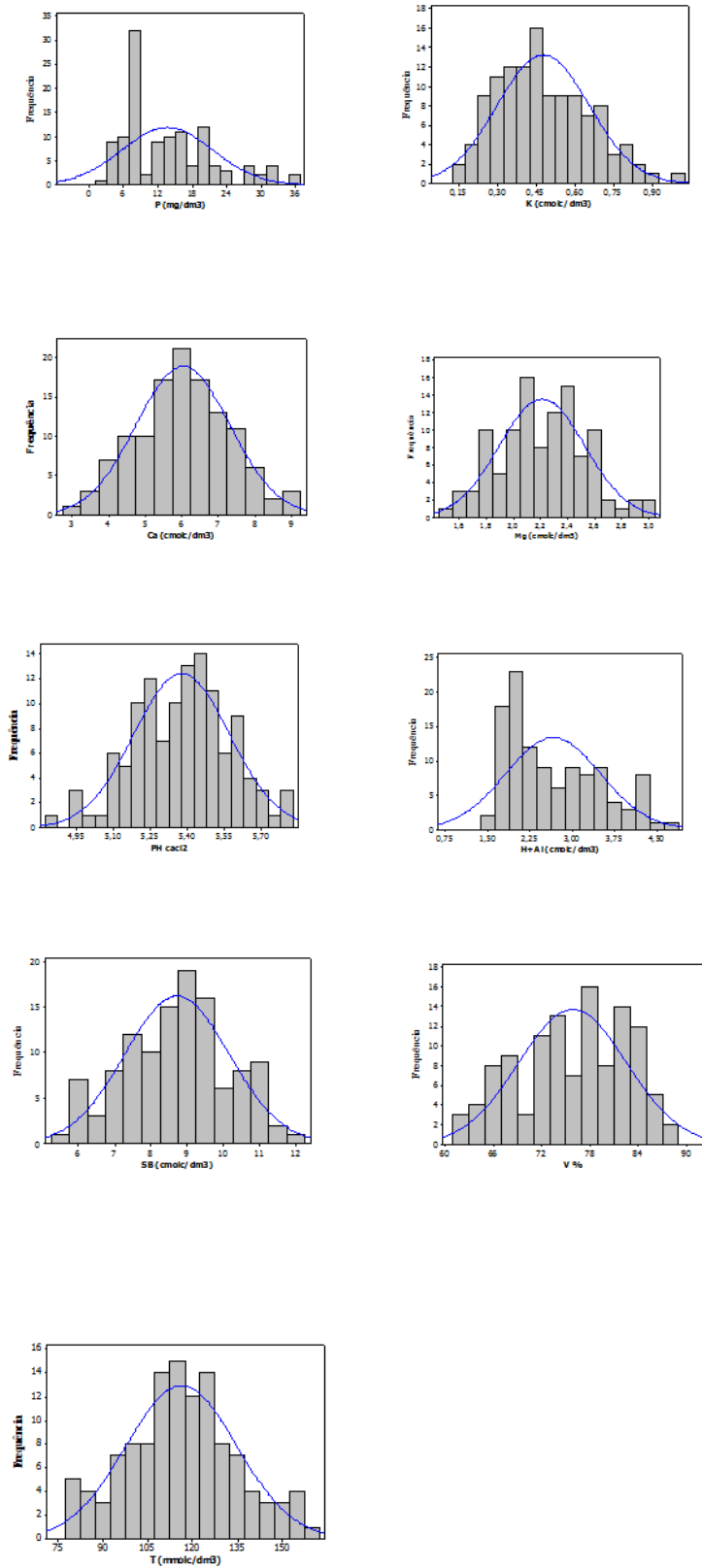


Figura 2. Histograma de frequência dos atributos químicos do solo – P, K, Ca, Mg, PH, H+Al, SB, V % e CTC.

A análise geoestatística revelou que os atributos estudados apresentaram ajuste a um modelo matemático teórico dentro da grade amostral adotada (Tabela 2). Os semivariogramas experimentais foram ajustados aos modelos teóricos esférico, exponencial ou linear conforme a menor raiz quadrada do erro médio (Anexos). Os modelos esférico e exponencial têm sido bem ajustados por diversos autores que avaliaram a variabilidade espacial de atributos do solo (CORÁ et al., 2004; MONTANARI et al., 2008; MOTOMIYA et al., 2011). A semivariância nos modelos exponencial e esférico aumenta com a distância entre as amostras até um valor constante (patamar ou semivariância total) a uma dada distância de amostragem denominada alcance (VIEIRA, 2000), (Tabela 2).

Pela análise dos semivariogramas, foi determinado o alcance de dependência espacial, que é um parâmetro muito importante e indica a distância máxima que uma variável está correlacionada espacialmente. O alcance é uma medida importante para planejamento e avaliação experimental, podendo auxiliar na definição de procedimentos amostrais (WEBSTER, 1985). Observou-se que o maior valor de alcance foi apresentado pelo Mg, indicando maior continuidade espacial desta variável. Por outro lado, a CTC apresentou menor alcance, com 12,5 m (Tabela 2).

O efeito pepita (C_0) é um parâmetro importante na análise geoestatística e representa a variância não explicada ou ao acaso, frequentemente causada por erros de medições ou variações dos atributos que não podem ser detectadas na escala de amostragem (TRANGMAR et al., 1985; VIEIRA, 2000). O grau de dependência espacial de uma variável pode ser analisado pela relação, em percentagem, entre o efeito pepita e o patamar do semivariograma (TRANGMAR et al., 1985). Segundo (CAMBARDELLA et al., 1994), a dependência espacial é considerada forte quando o efeito pepita é menor ou igual a 25% do patamar; moderada quando o efeito pepita está entre 26 e 75% do patamar; e fraca quando for acima de 75%. Segundo esta classificação, a dependência espacial foi fraca para V% e moderada para as demais variáveis (Tabela 2). Embora os dados de K tenham apresentado forte dependência espacial, deve-se observar que o modelo ajustado apresentou um baixo coeficiente de determinação ($R^2 = 0,34$). Conforme Cambardella et al., (1994), os atributos que apresentam forte dependência espacial são mais influenciados por propriedades intrínsecas do solo, como textura e mineralogia, enquanto os que apresentam fraca dependência são mais influenciados por fatores externos, tais como: aplicações de fertilizantes, preparo e cultivo do solo, ou seja, pelo manejo do solo.

Tabela 2. Análise geoestatística dos atributos químicos do solo na profundidade de 0 – 0, 20 m.

Variável	Modelo	C ₀	C ₀ +C	A	r ²	GDE (%)	RMS	
P		Efeito pepita puro						
		0,009					2,4 ⁻⁰⁵	
K	Esf.	0	0,0370	24	0,343	0,24		
		0,751					0,0213	
Ca	Exp.	0	1,5030	31	0,888	0,49		
		0,155					6,7 ⁻⁰⁴	
Mg	Line.	3	0,3116	506	0,921	0,49		
PH CaCl ₂	Exp.	0,0119	0,0406	33	0,967	0,29	9,3 ⁻⁰⁶	
H+Al		Efeito pepita puro						
SB	Exp.	1,855	3,716	149	0,936	0,49	0,0189	
V%	Lin.	44,10	50,17	129	0,228	0,87	99,4	
CTC	Exp.	119,20	384,0	12	0,445	0,31	3840	

Co: efeito pepita; C: variância estrutural; a: alcance; R²: coeficiente de determinação; RMS: raiz quadrada do erro médio; GDE: grau de dependência espacial.

Para a comparação dos métodos de interpolação alguns critérios são utilizados, como por exemplo: quadrado médio do erro, quadrado da soma dos erros e coeficiente de correlação entre os valores observados e estimados obtidos pela validação cruzada (cross-validation). Com toda a subjetividade e variabilidade de resultados nos cálculos dos parâmetros do variograma, é importante que se tenha um meio para checar se o modelo ajustado é satisfatório ou não, bem como para validar o plano de krigagem antes do seu uso na construção de mapas.

Observa-se que não houve diferenças entre os valores estimados pela krigagem pontual e pela krigagem em blocos (Tabela 3), uma vez que os parâmetros do ajuste da validação cruzada foram os mesmos ou estão muito próximos.

Tabela 3. Parâmetros da validação cruzada entre valores observados e estimados pelos interpoladores.

Interpoladores	Coefficiente de regressão	intercepto	R ²
P			
Krigagem pontual	-0,411	19,99	0,007
Krigagem por blocos	-0,411	19,99	0,007
IDQ	-0,185	16,78	0,002
K			
Krigagem pontual	0,951	0,023	0,047
Krigagem por blocos	0,931	0,033	0,047
IDQ	0,636	0,177	0,016
Ca			
Krigagem pontual	0,822	0,734	0,128
Krigagem por blocos	0,864	0,847	0,127
IDQ	1,007	0,009	0,084
Mg			
Krigagem pontual	1,006	-0,012	0,105
Krigagem por blocos	1,003	-0,005	0,104
IDQ	1,053	-0,086	0,078
pH CaCl ₂			
Krigagem pontual	0,902	0,527	0,206
Krigagem por blocos	0,902	0,523	0,206
IDQ	0,999	0,00	0,159
H+Al			
Krigagem pontual	-0,277	3,475	0,007
Krigagem por blocos	-0,279	3,481	0,007
IDQ	-0,145	3,118	0,002
SB			
Krigagem pontual	0,911	0,809	0,119

Krigagem por blocos	0,887	1,032	0,119
IDQ	1,027	-0,110	0,106
V%			
Krigagem pontual	0,249	57,33	0,007
Krigagem por blocos	0,385	46,75	0,016
IDQ	0,462	40,965	0,009
CTC			
Krigagem pontual	0,607	46,606	0,041
Krigagem por blocos	0,636	43,143	0,042
IDQ	0,983	3,35	0,054

P: Fósforo; K: Potássio; Ca: Cálcio; Mg: Magnésio; PH: Índice Acidez; SB: Soma de bases; CTC: capacidade de troca catiônica; V%: saturação por bases; IDQ: Inverso da distância ao quadrado.

O coeficiente de regressão (b) da reta ajustada está praticamente de 0,951 para a krigagem pontual e 0,931 para a krigagem por blocos para variável K. Para a variável Ca, obteve-se 0,822 para a krigagem pontual e 0,864 por blocos; para a variável pH, o coeficiente de regressão foi 0,902 tanto para krigagem pontual, quanto para krigagem bloco, para a variável SB temos o valor de 0,911 - 0,877 tanto para krigagem por ponto quanto por bloco, para a variável V% temos valores de 0,249 - 0,385 tanto para krigagem por ponto quanto por bloco, para a variável CTC temos valores de 0,607 - 0,636 respectivamente. Para as variáveis P e H+Al encontramos coeficientes de regressão negativa para os demais interpoladores. Para as variáveis K, Ca, Mg, PH e SB, respectivamente, indicam que estes são, ou estão estatisticamente próximo de 1.

O intercepto (coeficiente linear) desejado deve ser próximo de zero, entretanto esteve com valores elevados para P, H+Al, V% e CTC, utilizando krigagem pontual e por blocos, e isto pode atrapalhar o processo de estimativas. Por outro lado, observa-se que os valores tanto do coeficiente angular quanto linear para o estimador inverso da distância ao quadrado distanciaram-se muito mais do ideal (1 e 0, respectivamente).

O coeficiente de determinação (R^2) foi baixo para todas as variáveis utilizando todos os estimadores, mas devido ao grande número de observações e

sabendo-se que este coeficiente é altamente influenciado pelo número de pares, podemos considerá-lo como satisfatório.

A partir dos valores estimados com os três interpoladores, foram gerados mapas de distribuição espacial destes atributos (Figuras 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10 e 11). Os mapas apresentaram semelhança entre si de acordo quando elaborados com valores estimados por krigagem pontual e por blocos. No entanto, para o inverso da distância, o mapa apresentou características diferentes dos outros demais interpoladores.

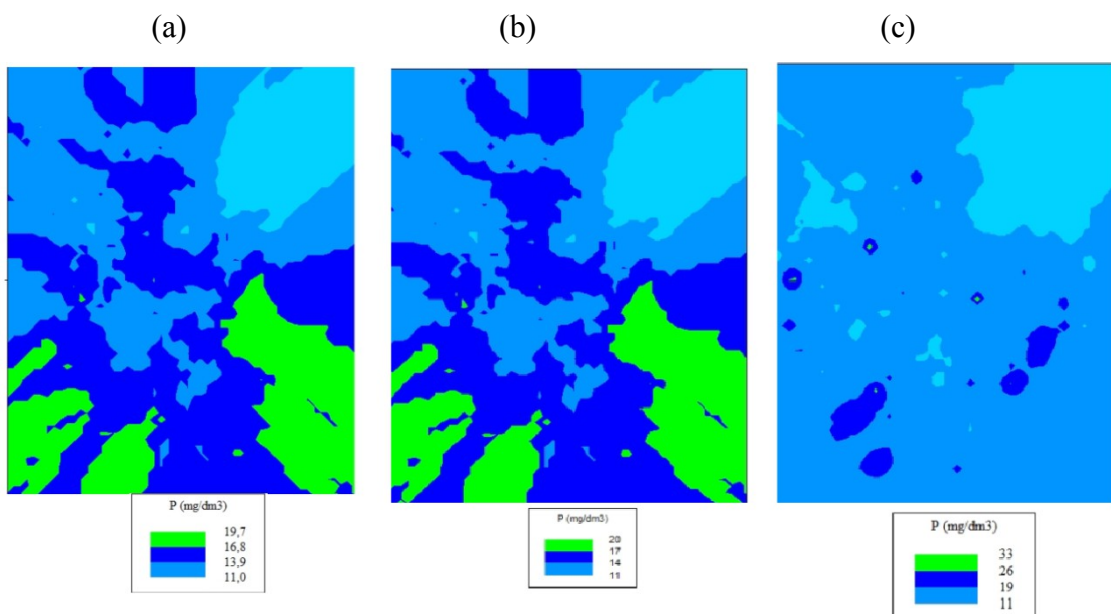


Figura 3. Distribuição espacial dos dados de P por: (a) Krigagem por ponto, (b) Krigagem por bloco e (c) inverso da distância.

(a)

(b)

(c)

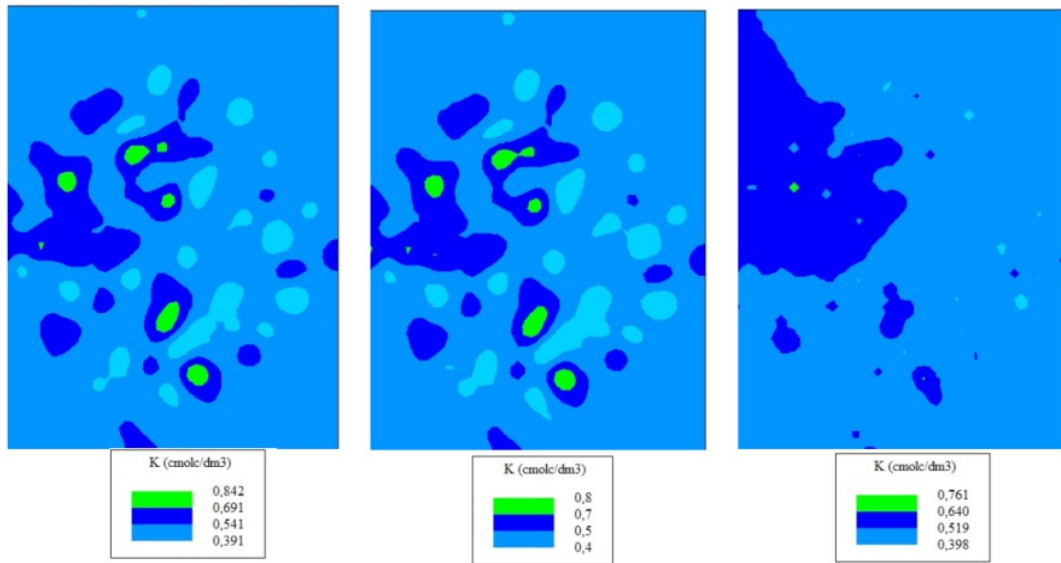


Figura 4. Distribuição espacial dos dados de K por: (a) Krigagem por ponto, (b) Krigagem por bloco e (c) inverso da distância.

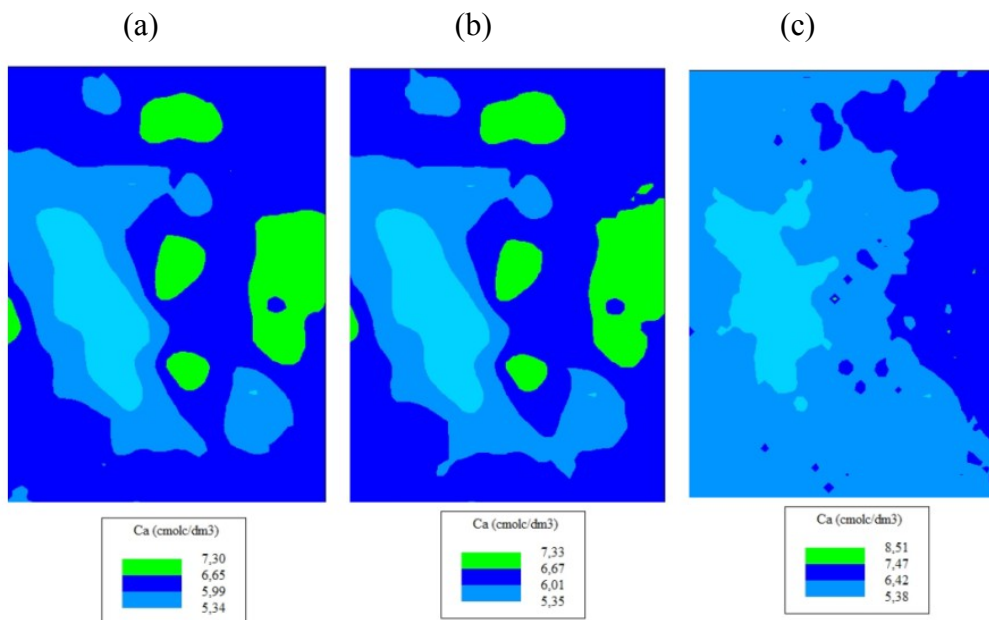


Figura 5. Distribuição espacial dos dados de Ca por: (a) Krigagem por ponto, (b) Krigagem por bloco e (c) inverso da distância.

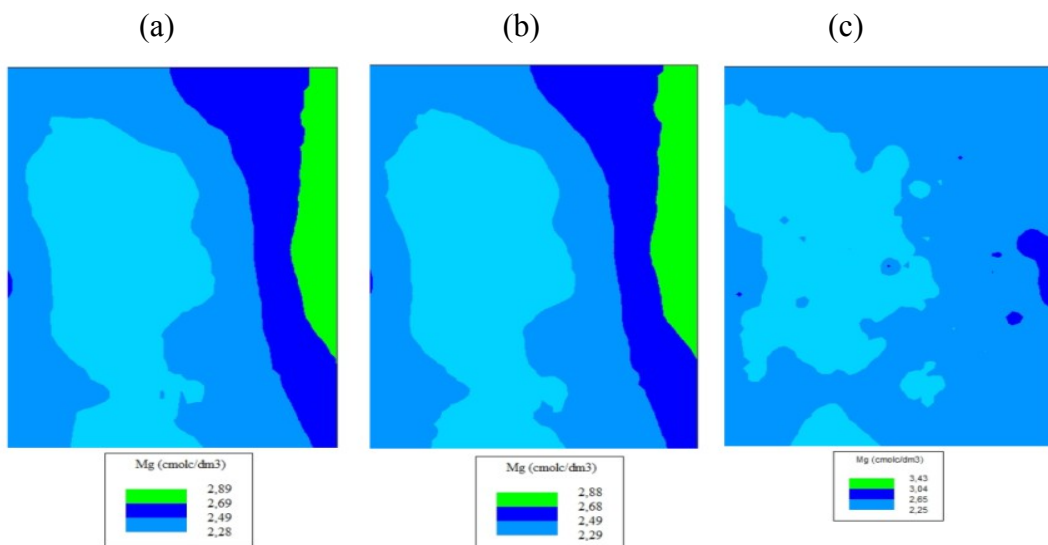


Figura 6. Distribuição espacial dos dados de Mg por: (a) Krigagem por ponto, (b) Krigagem por bloco e (c) inverso da distância.

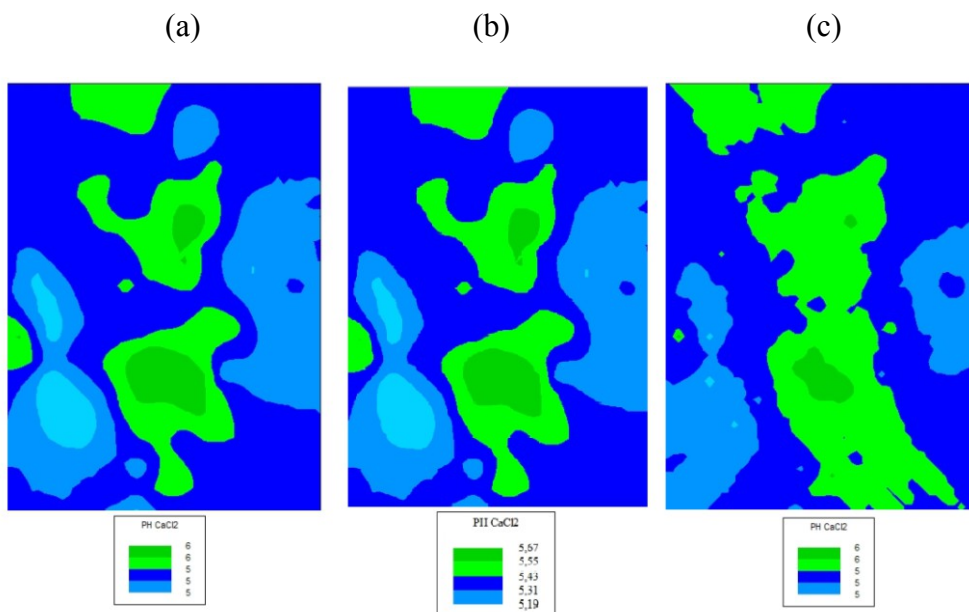


Figura 7. Distribuição espacial dos dados de Ph CaCl2 por: (a) Krigagem por ponto, (b) Krigagem por bloco e (c) inverso da distância.

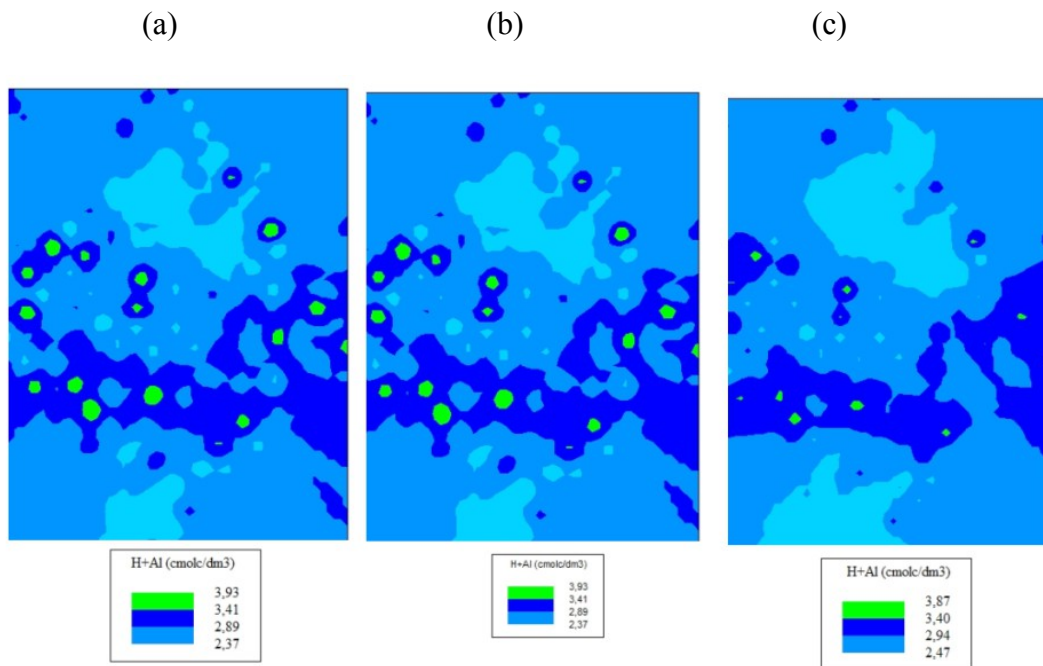


Figura 8. Distribuição espacial dos dados de H+Al por: (a) Krigagem por ponto, (b) Krigagem por bloco e (c) inverso da distância.

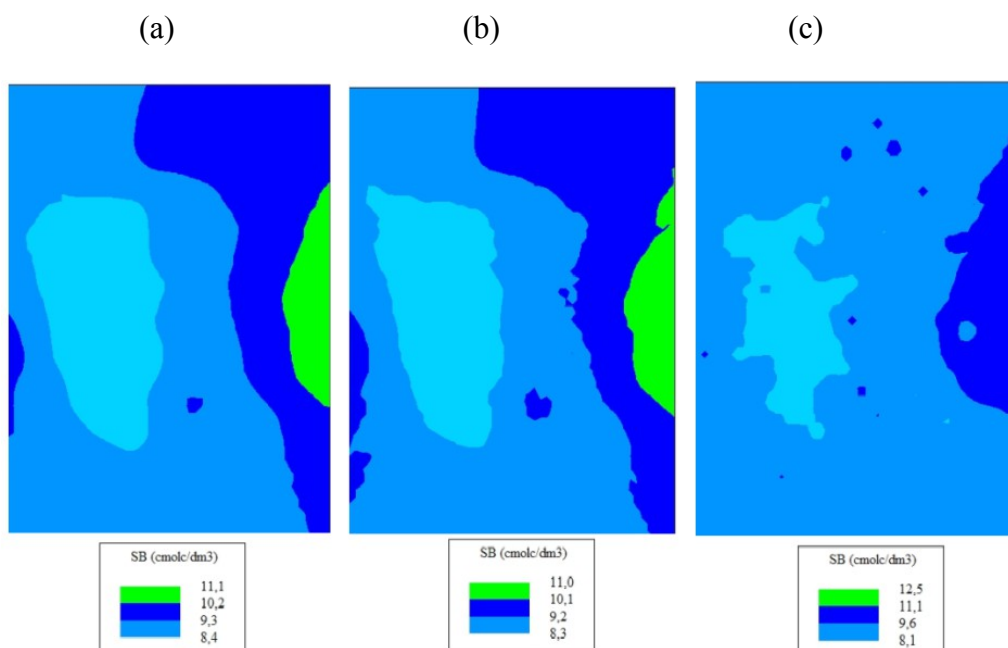


Figura 9. Distribuição espacial dos dados de SB por: (a) Krigagem por ponto, (b) Krigagem por bloco e (c) inverso da distância.

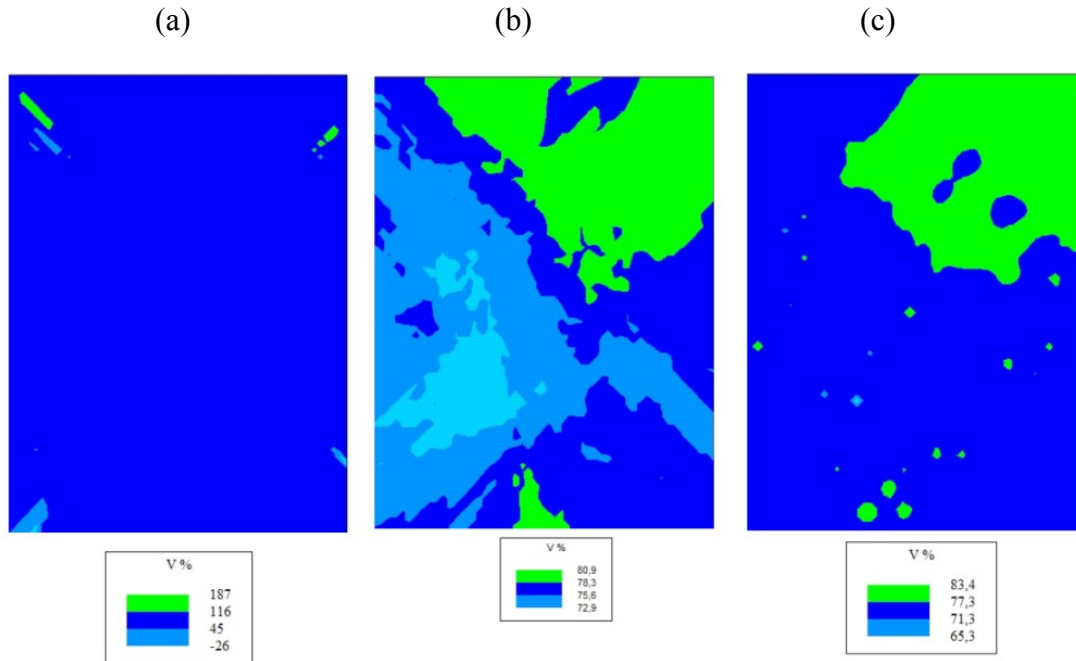


Figura 10. Distribuição espacial dos dados de V% por: (a) Krigagem por ponto, (b) Krigagem por bloco e (c) inverso da distância.

(a) (b) (c)

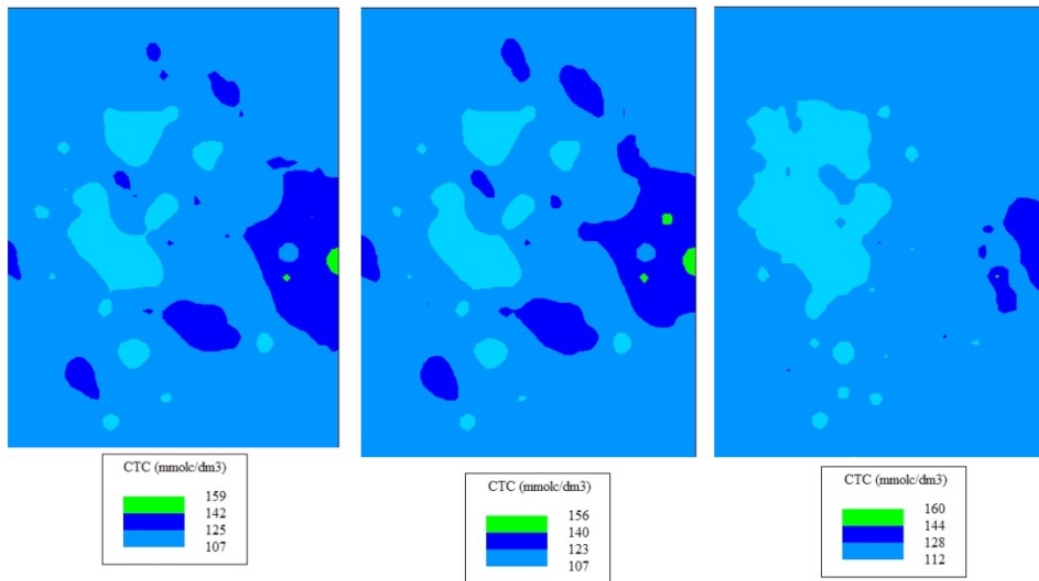


Figura 11. Distribuição espacial dos dados de CTC por: (a) Krigagem por ponto, (b) Krigagem por bloco e (c) inverso da distância.

CONCLUSÕES

Os indicadores da fertilidade do solo encontram-se de médios a altos, provavelmente decorrente da elevada utilização de insumos.

O atributo K apresentou forte dependência espacial, no entanto deve-se observar que o modelo ajustado apresentou um baixo coeficiente de determinação, V% apresentou fraca dependência espacial, e as demais variáveis apresentaram dependência espacial moderada respectivamente.

As diferenças observadas para as variabilidades dos atributos químicos do solo entre os valores estimados pela krigagem pontual e pela krigagem em blocos, uma vez que os parâmetros do ajuste da validação cruzada foram os mesmos ou estiveram muito próximos. O estimador inverso da distância quadrado apresentou um resultado insatisfatório, observadas pelos resultados da validação cruzada.

REFERÊNCIAS

ANTUNIASSI, U. U.; GADANHA JÚNIOR, C. D. Aplicação localizada de produtos fitossanitários. In: BORÉM, A. et al. **Agricultura de precisão**. Universidade Federal de Viçosa, Viçosa, p. 181-235, 2000.

BRUS, D.; DE GRUIJTER, J. Random sampling or geostatistical modelling: choosing between design – based and model - based sampling strategies for soil (with discussion). *Geoderma*, Amsterdam, v. 80, p. 1 - 59, 1997.

CAVALCANTE, E. G. S.; ALVES, M. C.; PEREIRA, G. T.; SOUZA, Z. M. Variabilidade espacial de MO, P, K e CTC do solo sob diferentes usos e manejos. *Ciência Rural*, Santa Maria, v.37, n.2, p.394-400, 2007.

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. 2, p. 1501-1511. 1994.

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

CLAESSEN, M. E. C. (Org.). **Manual de métodos de análise de solo**. 2.ed. rev. atual. Rio de Janeiro: Embrapa-CNPS, 1997. 212p.

EMBRAPA. **Sistema brasileiro de classificação de solos**. 2.ed. Rio de Janeiro: Embrapa Solos, 2006. 306 p.

GOOVAERTS, P. **Mathematical Geostatistics for Natural Resources Evaluation**. Oxford University Press, New York, 483, p. 1997.

KRAVCHENKO, A., BULLOCK, D. G. A comparative study of interpolation methods for mapping soil properties. *Agronomy J.* 91:p. 393-400, 1999.

MACHADO, P. L. O. A.; SILVA, C. A., BERNARDI, A. C. C.; CARMO, C. A. F. S.; VALENCIA, L. I. O.; MEIRELLES, M. S.; MOLIN, J. P.; PAULETTI, V.; GIMENEZ, L. M. Técnicas de agricultura de precisão no diagnóstico de uma cultura de soja sob plantio direto em Carambeí, PR. Rio de Janeiro: Embrapa Solos, 2003b. 29 p. (Embrapa Solos. Boletim de Pesquisa e Desenvolvimento; n. 18). Disponível em: <http://www.cnps.embrapa.br/solosbr/conhecimentos.html>. Acesso em: 23 nov 2004.

MANTOVANI, E. C. Agricultura de precisão e sua organização no Brasil. In MANTOVANI, E. C. (Ed.). Agricultura de Precisão. Viçosa: UFV, 2000. p.79-92

MALLARINO, A. P.; WITTRY, D. Efficiency of grid and zone soil sapling approaches for site - specific assessment of phosphorus, potassium, pH and organic matter. **Precision Agriculture**, Dordrecht, v. 5, p. 131-144. 2004.

MENEGATTI, L. A. A.; MOLIN, J. P.; GÓES, S. L.; KORNDORFER, G. H.; SOARES, R. A. B.; LIMA, E. A. Benefícios econômicos e agronômicos da adoção de agricultura de precisão em usinas de açúcar. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE AGRICULTURA DE PRECISÃO. 2. São Pedro – SP, **Anais...** Piracicaba: ESALQ, 2006. (CD-rom). 2006.

MONTANARI, R.; PEREIRA, G. T.; MARQUES JÚNIOR, J.; SOUZA, Z. M.; PAZETO, R. J.; CAMARGO, L. A. Variabilidade espacial de atributos químicos em latossolos e argissolos. **Ciência Rural**, Santa Maria, v.38, n.5, p.1266-1272, 2008.

MOTOMIYA, A. V. A. ; MOLIN, J. P. ; MOTOMIYA, W. R. ; VIEIRA, S. R. . Spatial variability of soil properties and cotton yield in the Brazilian Cerrado. *Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental*, Campina Grande, v. 15, p. 996-1003, 2011.

MOLIN, J. P. **Agricultura de precisão**: o gerenciamento da variabilidade. Piracicaba: MOLIN, J.P. (ed), 83 p. 2001.

MOLIN, J.P. Geração e interpretação de mapas de produtividade para a agricultura de precisão. In: BOREM, A. et al. Agricultura de precisão. Viçosa: UFV, 2000. p.237 257.

PIRES, J. L. F.; CUNHA, G. R. da; PASINATO, A.; FRANÇA, S.; RAMBO, L.. Discutindo agricultura de precisão – aspectos gerais. Passo Fundo: Embrapa Trigo,

2004. 18 p. html. (Embrapa Trigo. Documentos Online; 42). Disponível em: http://www.cnpt.embrapa.br/biblio/do/p_do42.htm.

POTRICH, D. C., Variabilidade Espacial de atributos do solo e correlação com a produtividade da cultura da soja/ Dourados-MS, Dissertação de Mestrado 2012, 55 f.

QUEIROZ, D. M., DIAS, G. P., MANTOVANI, E. C. Agricultura de precisão na produção de grãos. AGRICULTURA DE PRECISÃO, ANAIS DO SIMPÓSIO REALIZADO NA UNIVERSIDADE DE VIÇOSA, 2000, Viçosa, p.1-42.

RAIJ, B. V.; CANTARELLA, H.; QUAGGIO, J. A.; FURLANI, A. M. C. **Recomendações de adubação e calagem para o estado de São Paulo**. Campinas: Instituto Agrônomo de Campinas, 1996. 182 p. (Boletim, 100).

REICHARDT.; VIEIRA, S. R.; LIBARDI, P. L. Variabilidade espacial de solos e experimentação de campo. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, v. 10, n. 1, p. 1-6, 1986.

*ROBERTSON, G. P. **GS+**: Geostatistics for the environmental sciences. Versão 5.03 Beta, Plainwell, Gamma Design Software, 1998. 152p.*

SARAIVA, A. M.; CUGNASCA, C. E.; HIRAKAWA, A. R. Aplicação em taxa variável de fertilizantes e sementes. In: BORÉM et al. (Ed.). **Agricultura de Precisão**. Viçosa: UFV, 2000. p.109-145.

SILVA, S. B. Mapeamento de Atributos Químicos do Solo e Produtividade da Cultura do Milho. Trabalho de Conclusão de Curso, Universidade Federal da Grande Dourados – Faculdade de Ciências Agrárias.,2013.

SILVA, F. M. da; SOUZA, Z. M.; FIGUEIREDO, C. A. P.; MARQUES, J. J.; MACHADO, R. V. Variabilidade espacial de atributos químicos e da produtividade na cultura do café. *Revista Ciência Rural*, Santa Maria, v.37, n.2 , p.401-407, 2007.

SOUZA, D. M. G.; LOBATO, E. (Ed.) Cerrado: correção do solo e adubação. Planaltina, DF: Embrapa Cerrados, 2004. 416 p.

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

TSCHIEDEL, M.; FERREIRA, M. F. Introdução à agricultura de precisão: conceitos e vantagens. **Ciência Rural**, Santa Maria v. 32, n. 1, p. 159-163, 2002

VIEIRA, S. R. Geoestatística em estudos de variabilidade espacial do solo. In: NOVAIS, R.F.; ALVARES, V.H.; SCHAEFFER, C.E.G.R. **Tópicos em ciência do solo**. Viçosa: Sociedade Brasileira de Ciência do Solo, 2000. p. 1-54.

WEBSTER, R. Quantitative spatial analysis of soil in field. In: STEWART, B.A. (Ed.). **Advance in soil science**. New York, v. 3, p. 1-70,1985.

WILDING, L.P.; DRESS L.R. Spatial variability and pedology,.In L.P. WILDING, N. SMECK.; HALL G.F. (ds.). *Pedogenesis and Soil Taxonomy*. Wageningen. Netherlands. p. 83-116,1983.

ZANÃO JÚNIOR, L. A.; LANA, R. M. Q.; GUIMARÃES, E. C.; PEREIRA, J. M. A. Variabilidade espacial dos teores de macronutrientes em Latossolos sob sistema plantio direto. *Revista Brasileira de Ciências do Solo*, Viçosa, v. 34, p. 389-400,2010.

ANEXOS

A.

B.

C.

D.

E.

F.

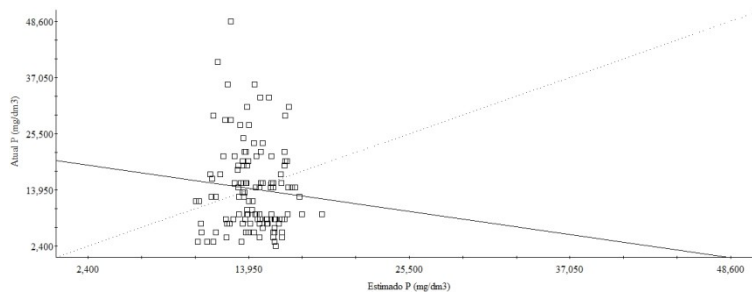
A.

B.

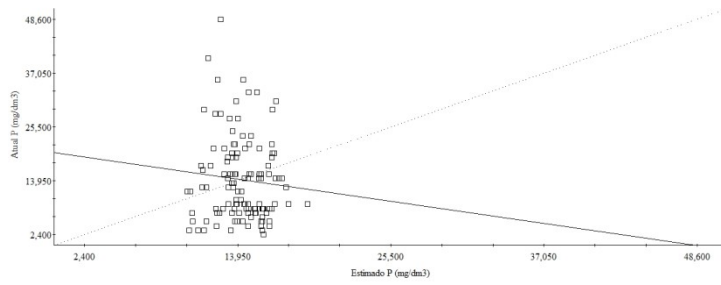
C.

Figura 13. Semivariograma para os atributos Químicos do solo na profundidade de (0-20 cm). A) Soma de Bases – SB; B) Capacidade de Troca Catiônica – CTC; C) V%.

(a)



(b)



(c)

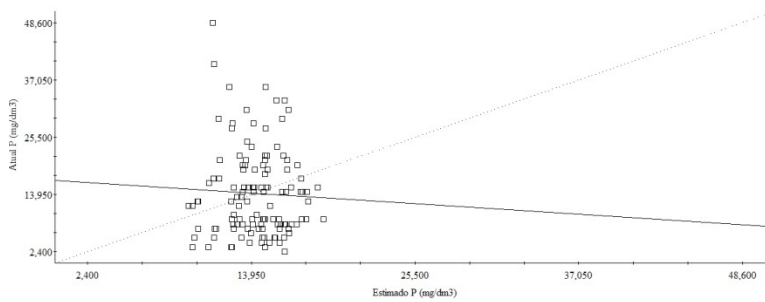
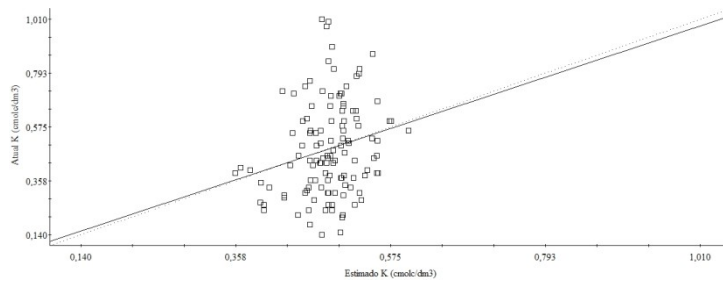
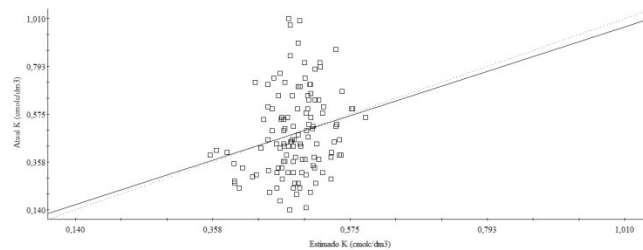


Figura 14)- Validação cruzada dos dados para P efetuada pelo interpolador Krigagem de: (a)Krigagem por ponto, (b) Krigagem por bloco e (c) inverso da distância.

(a)



(b)



(c)

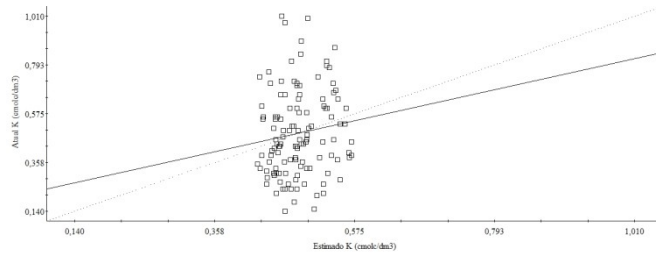
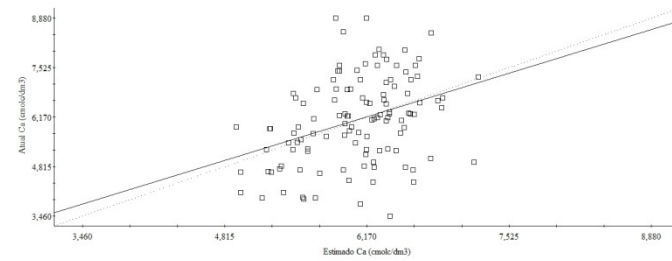
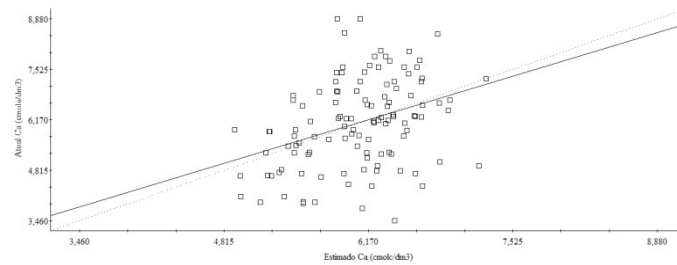


Figura 15)- Validação cruzada dos dados para K efetuada pelo interpolador Krigagem de: (a)Krigagem por ponto, (b) Krigagem por bloco e (c) inverso da distância.

(a)



(b)



(c)

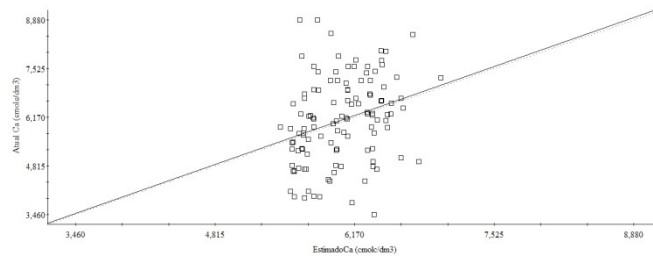
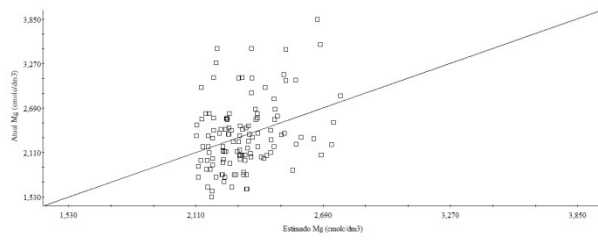
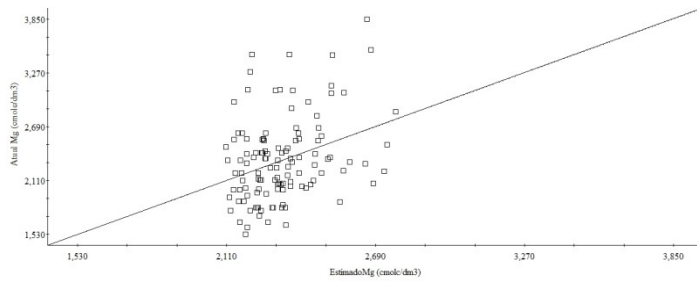


Figura 16) - Validação cruzada dos dados para Ca efetuada pelo interpolador (a) Krigagem de: (a) Krigagem por ponto, (b) Krigagem por bloco e (c) inverso da distância.

(a)



(b)



(c)

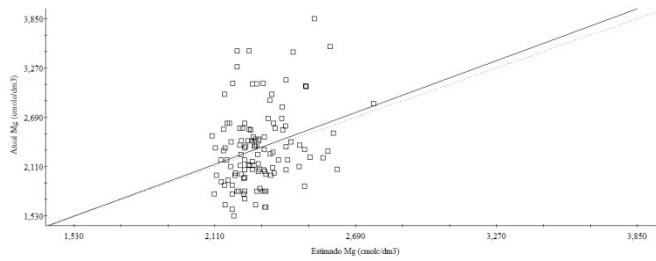
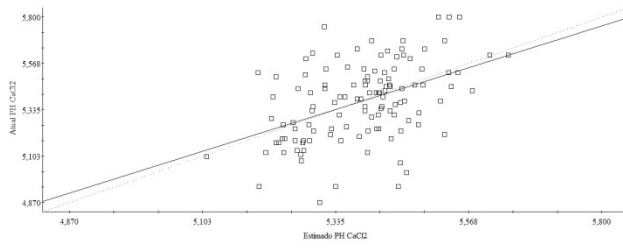
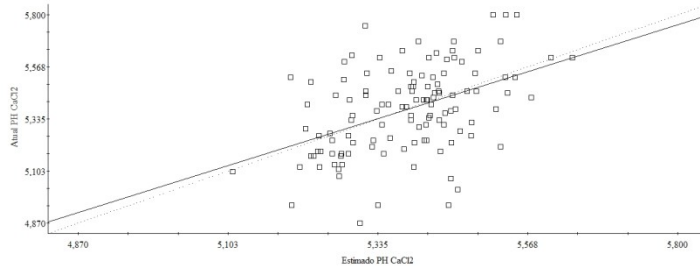


Figura 17) - Validação cruzada dos dados para Mg efetuada pelo interpolador Krigagem de: (a) Krigagem por ponto, (b) Krigagem por bloco e (c) inverso da distância.

(a)



(b)



(c)

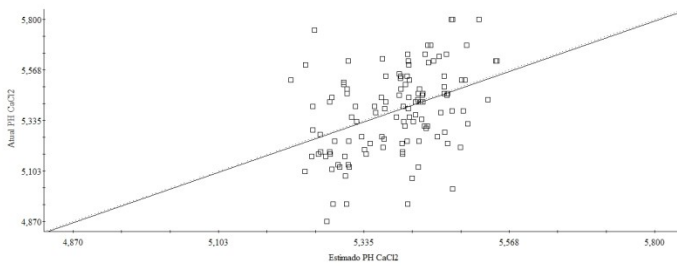
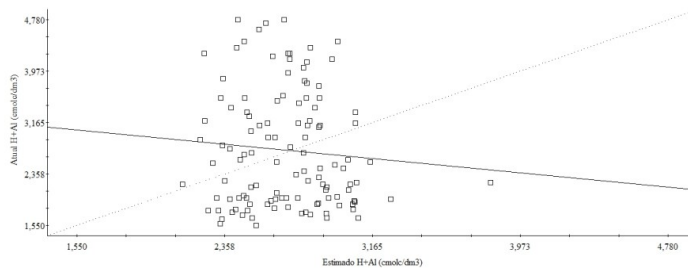
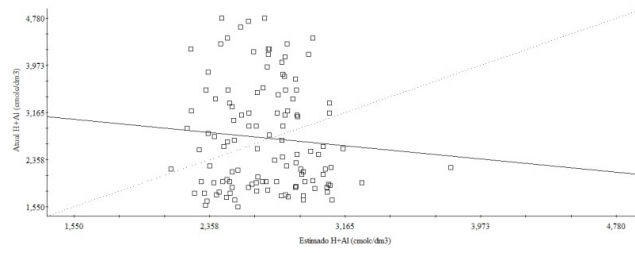


Figura 18) - Validação cruzada dos dados para PH CaCl₂ efetuada pelo interpolador Krigagem de: (a) Krigagem por ponto, (b) Krigagem por bloco e (c) inverso da distância.

(a)



(b)



(c)

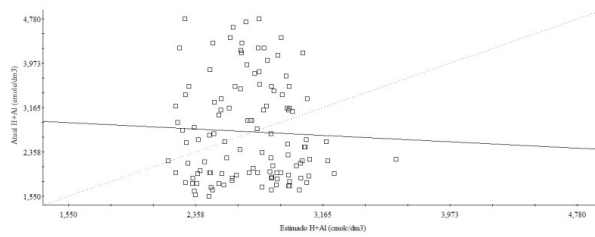
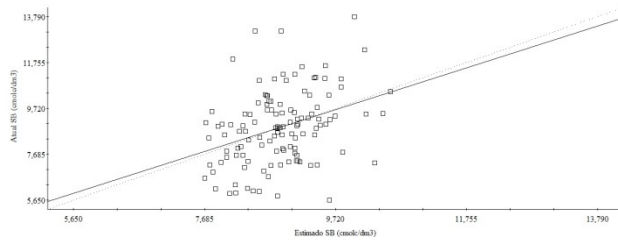
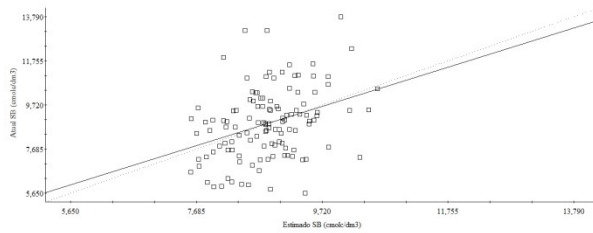


Figura 19) - Validação cruzada dos dados para H+Al efetuada pelo interpolador Krigagem de: (a) Krigagem por ponto, (b) Krigagem por bloco e (c) inverso da distância.

(a)



(b)



(c)

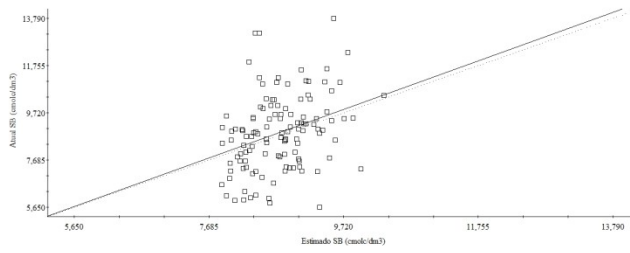
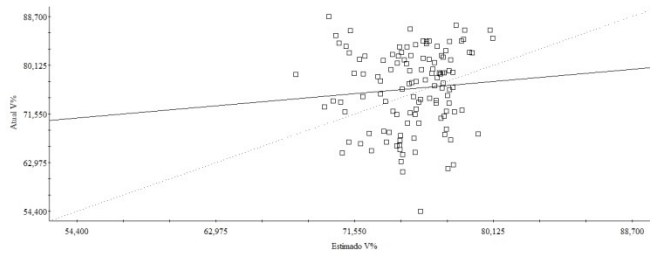
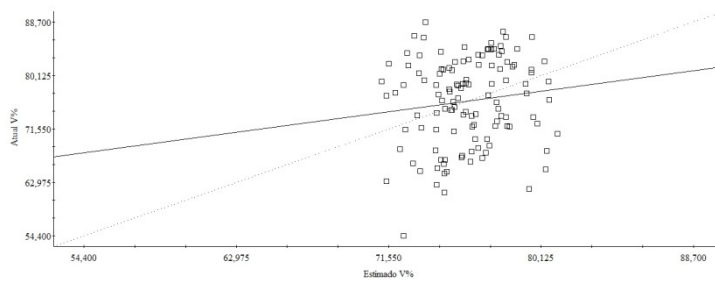


Figura 20) - Validação cruzada dos dados para SB efetuada pelo interpolador Krigagem de: (a) Krigagem por ponto, (b) Krigagem por bloco e (c) inverso da distância.

(a)



(b)



(c)

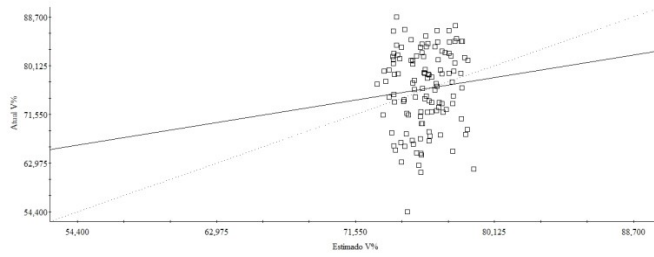
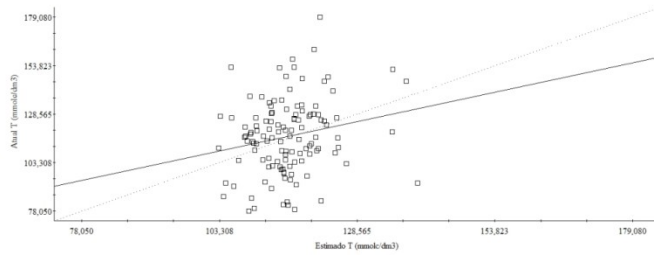
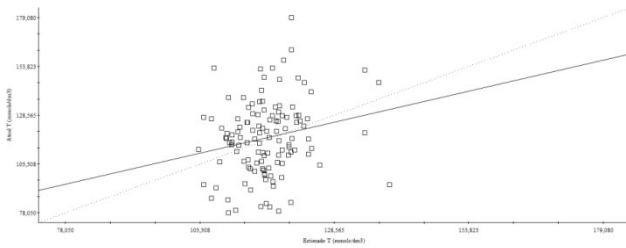


Figura 21) - Validação cruzada dos dados para V% efetuada pelo interpolador Krigagem de: (a) Krigagem por ponto, (b) Krigagem por bloco e (c) inverso da distância.

(a)



(b)



(c)

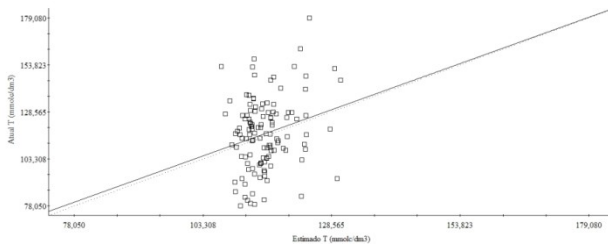


Figura 22) - Validação cruzada dos dados para CTC efetuada pelo interpolador Krigagem de: (a) Krigagem por ponto, (b) Krigagem por bloco e (c) inverso da distância.