

SENSOR DE REFLETÂNCIA DO DOSSEL E SUA RELAÇÃO COM TEOR DE ARGILA DO SOLO E ACÚMULO DE BIOMASSA DA CANA-DE-AÇÚCAR

Lucas Rios do Amaral¹

¹ *Doutorando em Fitotecnia, Universidade de São Paulo, Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”, Piracicaba, SP*

Resumo: A determinação de regiões com potenciais produtivos distintos dentro de uma mesma lavoura é um dos objetivos da Agricultura de Precisão. Nesse contexto, identificar fatores do ambiente que se relacionam com o desenvolvimento das culturas é essencial. Para tanto, sensores de refletância do dossel e amostragem georreferenciada de solo são ferramentas com grande potencial. O objetivo desse trabalho foi identificar parâmetros de solo que se relacionam com o desenvolvimento da cana-de-açúcar e comparar a distribuição espacial desses fatores, utilizando-se de técnicas geoestatísticas. O teor de argila do solo foi a propriedade do solo que melhor se correlacionou com a biomassa da cana. Os parâmetros de dependência e a distribuição espacial das variáveis sensor de dossel, biomassa e teor de argila apresentaram comportamento distintos, não sendo recomendado o uso de cokrigagem.

Palavras-chave: agricultura de precisão, geoestatística, sensoriamento remoto, sensor ótico.

Introdução

A Agricultura de Precisão (AP) compreende um conjunto de técnicas que visam otimizar o manejo de cultivos e o uso de insumos agrícolas, aumentando sua eficiência agrônômica (Molin, 2009). Segundo Pires et al. (2004), a questão mais importante evidenciada pela AP é identificar a variabilidade das áreas agrícolas e fazer com que sejam criadas alternativas de manejo que levem em consideração tal diversidade, buscando tirar proveito delas.

Dentro das técnicas de AP, a amostragem de solo apresenta grande importância, possibilitando a confecção de mapas de fertilidade e de aplicação de insumos em taxas variáveis, sendo esta a prática de AP mais utilizada no Brasil.

Essa amostragem é praticada geralmente em malhas amostrais de diferentes densidades, em função do detalhamento desejado. Entretanto, muitas vezes o custo, tanto da amostragem em si quanto da análise das amostras, torna-se proibitivo ao uso de grades muito densas, diminuindo a qualidade das informações obtidas.

Entre os parâmetros de solo analisados, o teor de argila é um dos mais importantes por ser um indicativo da fertilidade e da capacidade de retenção de água pelo solo, sendo informação básica para a delimitação das chamadas Zonas de Manejo (vise King et al., 2005). No entanto, é uma propriedade que apresenta alto custo para sua análise. Sendo assim, uma variável mais fácil de ser mensurada e que seja

correlacionada com o teor de argila do solo podem auxiliar na determinação das Zonas de Manejo, além da identificação de regiões da lavoura com maior potencial de rendimento.

Nesse contexto, vem entrando no mercado nacional sensores que tem por objetivo principal direcionar a aplicação de fertilizantes nitrogenados a partir de estimativas espacializadas do vigor (desenvolvimento) das culturas (Grohs et al., 2009; Portz et al., 2011). Esses sensores já tiveram sua eficácia comprovada em culturas como milho e trigo (Bernsten et al., 2006; Kitchen et al., 2010), mas em cana-de-açúcar ainda são uma incógnita.

Como a produtividade de cana-de-açúcar está muitas vezes associado à biomassa mensurada ao longo de seu ciclo (Oliveira et al., 2007), a avaliação de canaviais com sensores de dossel, assim como amostragem pontual de biomassa, podem possibilitar o mapeamento da produtividade. Da mesma forma, parâmetros de solo, principalmente o teor de argila, também podem ser utilizados. Com essas informações, regiões com diferentes potenciais produtivos podem ser criados dentro de uma mesma lavoura (Zonas de Manejo). Entretanto, para que essas informações sejam úteis nessa delimitação, é necessária que exista relação entre as variáveis e que possuam comportamento espacial semelhante (Landim et al., 2002).

Para tanto, sempre que se busca trabalhar de forma eficiente com dados espacializados, é necessário que técnicas específicas de análise sejam executadas. Entre essas técnicas, o uso da geoestatística é uma das opções com maior potencial.

Dessa forma, o presente estudo tem por objetivo identificar parâmetros de solo que se correlacionam com a biomassa da cana-de-açúcar, buscando comparar a distribuição espacial da biomassa, de parâmetros de solo e de uma avaliação feita com um sensor de refletância do dossel, mediante uso de técnicas geoestatísticas.

Material e métodos

A área de estudo constou de uma lavoura comercial de cana-de-açúcar de 5 hectares cultivada em Latossolo vermelho com a variedade CTC2 em terceiro corte, na região de Ribeirão Preto, SP.

Quando a cultura apresentava 0,5 metros de altura, procedeu-se uma avaliação com o sensor de dossel acoplado a um veículo de grande vão livre vertical conectado a um receptor GPS, possibilitando a coleta de dados georreferenciados (Amaral et al., 2012). Coletou-se um dado de sensor a cada 20 metros no sentido do plantio, sendo a mensuração feita a cada duas fileiras de cana (3 metros), resultando num total de 850 pontos em 5 hectares.

O sensor de dossel utilizado foi o CropCircle, modelo ACS-430 (*Holland Scientific Inc.*), que emite comprimentos de onda do espectro eletromagnético na região do visível (vermelho) e infravermelho próximo, calculando o índice de vegetação NDVI (índice de vegetação da diferença normalizada) a partir da refletância do dossel das

plantas. Esse índice apresenta valores de 0 a 1, sendo que quanto maior a presença de material vegetal, mais próximo esse valor se aproxima de 1.

Através da variabilidade mensurada por esse sensor na área de estudo, 30 pontos amostrais foram alocados (Figura 1). Em cada ponto amostral foi estimada a biomassa de cana existente, mediante pesagem de 4,5 m lineares. Também foi amostrado solo na profundidade de 0 a 20 cm de profundidade, sendo que cada amostra composta de solo foi formada por 10 subamostras retiradas num raio de 5 m do ponto central.

Todas as amostras compostas foram enviadas para laboratório para determinação física (areia, silte e argila) e química (MO, CTC, V%, pH, K, P, Ca e Mg). As correlações existentes entre biomassa da cana e os parâmetros do solo foram determinadas, sendo que apenas a variável mais altamente correlacionada teve sua distribuição espacial analisada.

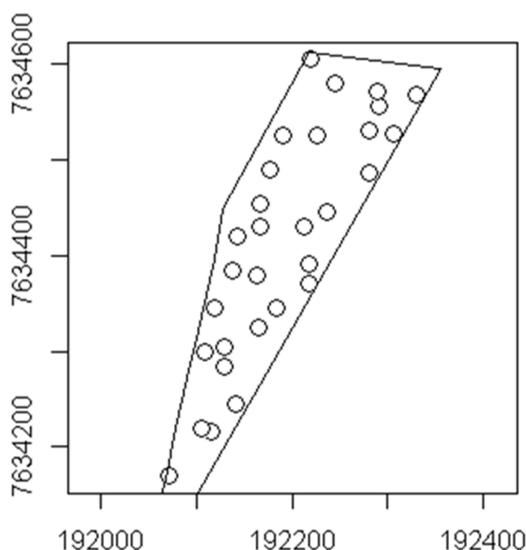


Figura 1. Mapa da área de estudo (5 ha) mostrando os 30 pontos amostrais

A análise espacial dos dados (sensor de dossel, biomassa e parâmetro de solo) foi realizada no software R (Free Software Foundation, Inc., Boston, MA, EUA), utilizando-se o pacote *geoR*, o qual permite a análise geoestatística de dados espacializados.

Inicialmente, os dados foram submetidos a uma análise descritiva e exploratória, buscando valores anômalos e indícios de dependência espacial. Procedeu-se interpolação dos dados por krigagem mediante estimação de parâmetros pelo método da máxima verossimilhança (função *likfit*) e avaliação de modelos por validação cruzada. Testou-se os modelos exponencial e esférico, tendo como critério de escolha para a geração dos mapas por krigagem os modelos que apresentaram melhores ajustes segundo os parâmetros obtidos pela validação cruzada (Vieira et al., 2010).

Apenas esses dois modelos foram testados, pois, segundo Oliver (2010), dados obtidos em Agricultura de Precisão frequentemente se ajustam melhor aos modelos exponencial ou esférico por predizerem de forma mais realista o comportamento das variáveis usualmente analisadas em campo.

Resultados e discussão

Correlação entre variáveis

Maiores correlações foram encontradas entre biomassa e teor de argila do solo (Tabela 1). Sendo assim, essa propriedade do solo teve sua distribuição espacial comparada com a biomassa e a mensuração com o sensor de dossel. Os dados comprovam a relação existente entre a textura e a fertilidade do solo, onde a maioria das propriedades químicas analisadas teve correlação significativa com os teores de argila (correlações positivas) e areia (correlações negativas).

Tabela 1. Matriz de correlação entre biomassa e as propriedades de solo. Em negrito estão as relações significativas a 5% de probabilidade; sublinhado estão as duas variáveis que foram analisadas espacialmente.

Variável	<u>Biomassa</u>	Argila	Silte	Areia	M.O.	CTC	P	K	pH	V%	Mg
<u>Argila</u>	-0,45	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
Silte	-0,32	0,74	-	-	-	-	-	-	-	-	-
Areia	0,42	-0,97	-0,87	-	-	-	-	-	-	-	-
M.O.	-0,18	0,14	-0,10	-0,06	-	-	-	-	-	-	-
CTC	-0,02	0,25	0,47	-0,34	0,13	-	-	-	-	-	-
P	-0,41	0,31	0,28	-0,31	0,01	0,13	-	-	-	-	-
K	-0,39	0,46	0,50	-0,50	0,12	0,57	0,43	-	-	-	-
pH	-0,20	0,48	0,28	-0,43	0,11	0,36	0,16	0,60	-	-	-
V%	-0,21	0,45	0,35	-0,44	0,13	0,58	0,18	0,70	0,90	-	-
Mg	-0,14	0,36	0,35	-0,37	0,12	0,74	0,20	0,66	0,77	0,93	-
Ca	-0,10	0,40	0,45	-0,44	0,15	0,85	0,10	0,65	0,75	0,90	0,91

Distribuição espacializada dos dados das variáveis selecionadas

Na Figura 2 é possível observar a grande densidade de dados obtida pelo sensor de dossel (170 pontos por hectare), assim como sua grande variabilidade a curtas distâncias. Na mesma figura verifica-se que não há tendência espacial nos dados das variáveis *biomassa* e *argila*, podendo-se trabalhar os dados sem essa preocupação.

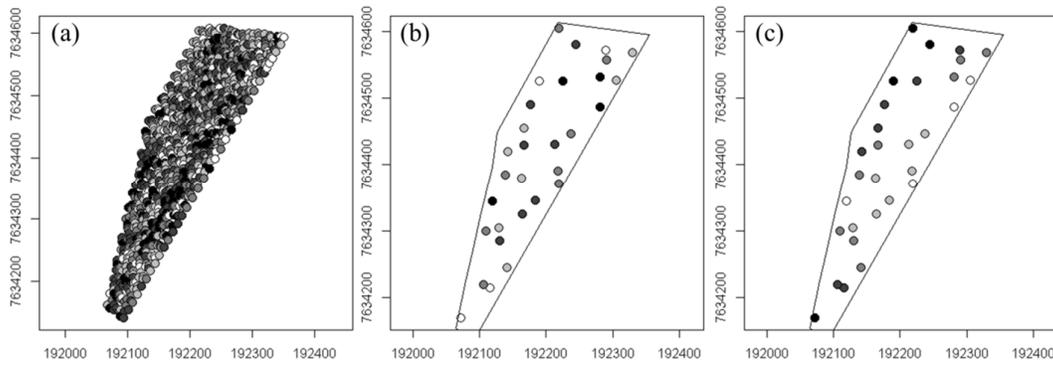


Figura 2. Distribuição espacial das variáveis sensor de dossel (a), biomassa (b) e argila (c). Pontos escuros indicam maiores valores observados.

Seleção de modelos

O modelo exponencial não se ajustou aos dados de biomassa, enquanto o modelo esférico de predição espacial foi o escolhido para explicar as três variáveis em estudo, pois apresenta melhores resultados obtidos pela validação cruzada (Tabela 2). Segundo Faraco et al. (2008), o melhor modelo ajustado é aquele que apresenta valores de Erro Médio (EM) e Erro Médio Reduzido (ER) mais próximo de zero; menor Desvio Padrão do Erro Médio (S_{EM}); Desvio Padrão do Erro Reduzido (S_{ER}) mais próximo a um; e Erro Absoluto (EA) menor possível.

Tabela 2. Resultados da validação cruzada para cada variável e modelos ajustados pela máxima verossimilhança. Em negrito os resultados mais interessantes dentro de cada parâmetro, seguindo critérios de Faraco et al. (2008); sublinhado o modelo escolhido por apresentar maior número de parâmetros favoráveis.

Variável	Modelo	MV	EM	ER	S_{EM}	S_{ER}	EA
Sensor	Exponencial	1488	0,0000014	0,0000190	0,03759	1,0009	23,194
	<u>Esférico</u>	1488	0,0000002	0,0000031	0,03755	1,0010	23,181
Biomassa	Exponencial	na	na	na	na	na	na
	<u>Esférico</u>	-80,23	-0,0000068	-0,0000010	3,6917	1,0345	87,298
Argila	Exponencial	-82,68	0,2066000	0,0259000	2,8070	0,8797	63,354
	<u>Esférico</u>	-81,34	0,1824000	0,0237000	2,7046	0,8783	61,985

MV: valor de máxima verossimilhança; EM: erro médio; ER: erro reduzido; S_{EM} : desvio padrão do erro médio; S_{ER} : desvio padrão do erro reduzido; EA: erro absoluto; na: modelo não se ajustou aos dados.

É possível observar que se o valor de máxima verossimilhança fosse adotado como o único critério para escolha dos modelos, não seria possível identificar o modelo que mais se ajustou aos dados do sensor de dossel. Entretanto, quando o valor da máxima verossimilhança foi diferente entre os modelos, todos os parâmetros obtidos pela validação cruzada corroboraram esses resultados.

Estimação de parâmetros

Analisando os parâmetros estimados para cada variável, é possível verificar coerência com os valores estimados pela máxima verossimilhança (Tabela 3), sendo que a média e a variância dos dados foi muito semelhante ao $Beta$ e ao $Tau2+Sigma2$, respectivamente.

Tabela 3. Parâmetros de estatística descritiva dos dados (média e variância); estimativas obtidas por máxima verossimilhança (modelo esférico) para os parâmetros efeito pepita ($tau2$), patamar ($sigma2$) e alcance (phi); média estimada dos dados ($beta$); e efeito pepita relativo (EPR) das três variáveis analisadas: sensor (NDVI), biomassa (kg/ 4,5m) e argila (g/kg).

Variável	Média	Variância	$Beta$	$Tau2$	$Sigma2$	Phi	EPR
Sensor	0,580	0,0015	0,5798	0,0013	0,0002	49,107	86,67
Biomassa	16,56	12,74	16,5566	12,3101	0,0009	130,6309	99,99
Argila	49,09	40,66	52,51	0,001	41,72	247,18	0,002

Cambardella et al. (1994) propôs um índice denominado efeito pepita relativo ($EPR=[tau2/(tau2+sigma2)]$), o qual é indicativo do grau de dependência espacial da variável analisada. Segundo os critérios adotados por esse autor, um valor inferior a 25 indica forte dependência espacial, enquanto um valor superior a 75 indica fraca dependência espacial. Sendo assim, é possível identificar que a variável *argila* apresentou forte dependência espacial. Por outro lado, as variáveis *sensor* e *biomassa* apresentaram baixa dependência espacial, sendo que para *biomassa* a dependência possa ser considerada nula.

Essa dependência espacial praticamente nula da variável *biomassa* pode ser identificada pelo gráfico de envelopes simulados (Figura 3), o que explica porque o modelo exponencial não se ajustou aos dados dessa variável (Tabela 2).

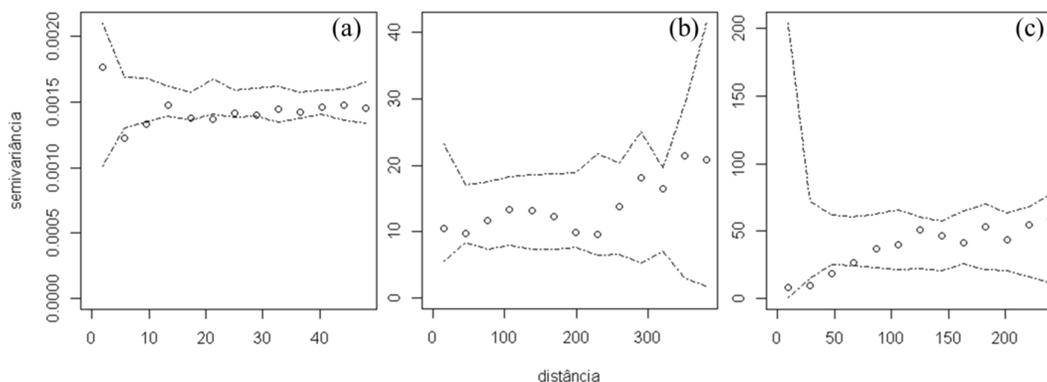


Figura 3. Gráficos de envelope das variáveis sensor de dossel (a), biomassa (b) e argila (c). Pontos escuros indicam maiores valores observados. Pontos fora da linha de confiança (linha tracejada) indica que há continuidade espacial nos dados.

Mapas interpolados

Os mapas interpolados das variáveis *argila* e *sensor de dossel* apresentaram comportamento totalmente distinto (Figura 4). Embora ambas as variáveis sejam correlacionadas com a variável biomassa, elas são fracamente correlacionadas entre si ($r=0.35$ com $n=30$). Isso pode ocorrer devido a grande densidade e variabilidade amostral do sensor de dossel, além de outros fatores estarem influenciando no vigor vegetativo da cana-de-açúcar, que não o teor de argila do solo. De forma análoga, o teor de argila do solo tende a mudar de forma suave no terreno, devido aos fatores de formação de solo, enquanto o vigor da cultura é suscetível a mudanças de comportamento a curtas distâncias, pois vários fatores de produção interagem simultaneamente, como por exemplo, ataque de pragas e compactação do solo.

A krigagem da variável biomassa não foi satisfatória, calculando valores muito próximos à média da área (16,5). Essa krigagem falha ocorreu, como já dito anteriormente, devido a dependência espacial praticamente nula. Sendo assim, mesmo que a estimativa dos parâmetros pela máxima verossimilhança consiga estimar os parâmetros, é importante verificar a sua confiabilidade. Isso pode ser feito analisando os dados finais da krigagem e seus erros, como também através da realização de várias tentativas de simulação da máxima verossimilhança utilizando parâmetros iniciais (“chutes iniciais”) distintos. Se os resultados com diferentes parâmetros iniciais continuarem os mesmos, pode-se assumir como um resultado confiável.

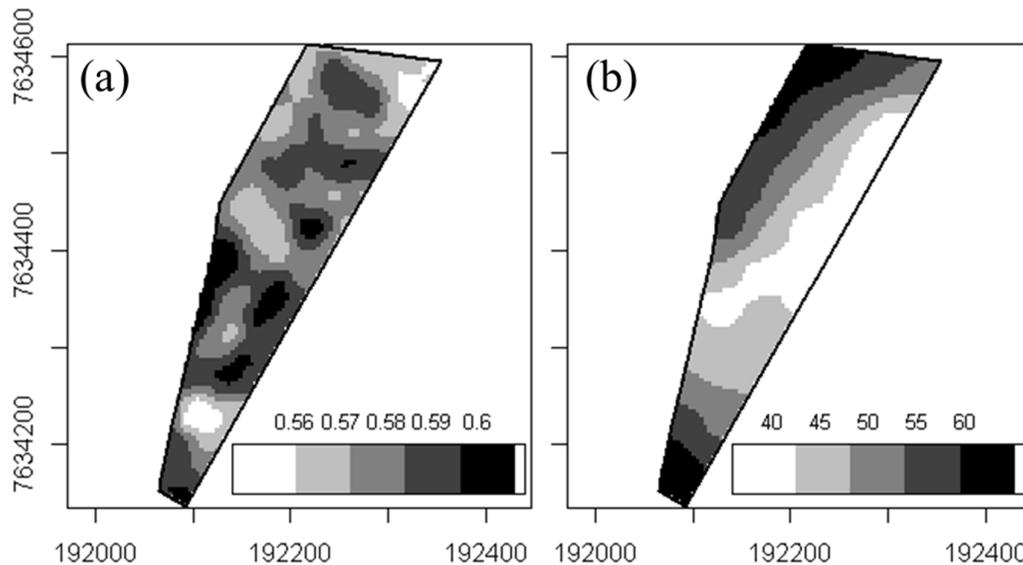


Figura 4. Mapas interpolados por krigagem das variáveis sensor de dossel (a) e teor de argila do solo (b).

Quando se tem dados densamente amostrados (secundários) altamente correlacionados com dados sub-amostrados (primários), uma alternativa para prever de forma mais eficiente os dados primários é utilizar a cokrigagem (Landim et al., 2002). Nesse caso os dados secundários poderiam ser adotados como os valores do sensor de dossel e os dados primários como a variável *argila* ou *biomassa*. Entretanto, devido ao comportamento espacial distinto dessas variáveis, assim como a baixa correlação entre *argila* e *sensor de dossel*, a cokrigagem não é indicada.

Conclusões

Há algumas propriedades do solo que se correlacionam com a biomassa da cana-de-açúcar, dentre as quais, a argila é a mais bem correlacionada e a que diretamente influencia as demais.

Embora as variáveis sensor de dossel, teor de argila do solo e biomassa da cana estejam correlacionadas entre si, apresentam comportamento de dependência espacial distintos.

A distribuição espacial das variáveis apresentou comportamento totalmente distinto, mostrando que outros fatores que não a argila devem estar influenciando no desenvolvimento da cana-de-açúcar.

O uso da cokrigagem para os dados analisados não é indicada devido ao comportamento espacial distinto.

Referências

- AMARAL, L.R. et al. Use of active crop canopy reflectance sensor for nitrogen sugarcane fertilization. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON PRECISION AGRICULTURE, 11., 2012, Indianapolis. Anais... Indianapolis, EUA: ICPA/ISPA, 2012.
- BERNTSEN, J. et al. Algorithms for sensor-based redistribution of nitrogen fertilizer in winter wheat. **Precision Agriculture**, v. 7, p. 65-83, 2006.
- CAMBARDELLA, C.A. et al. Field-scale variability of soil properties in Central Iowa soils. **Soil Science Society of American Journal**, v.58, p.1501-11, 1994.
- FARACO, M.A. et al. Seleção de modelos de variabilidade espacial para elaboração de mapas temáticos de atributos físicos do solo e produtividade da soja. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v.32, p. 463-476, 2008.
- GROHS, D.S. et al. Modelo para estimativa do potencial produtivo em trigo e cevada por meio do sensor GreenSeeker. **Engenharia Agrícola**, v. 29, p. 101-112, 2009.
- KING, J.A. et al. Mapping potential crop management zones within fields: use of yield-map series and patterns of soil physical properties identified by electromagnetic induction sensing. **Precision Agriculture**, v. 6, p. 167–181, 2005.
- KITCHEN, N.R. et al. Ground-based canopy reflectance sensing for variable-rate nitrogen corn fertilization. **Agronomy Journal**, v. 102, p. 71-84, 2010.
- LANDIM, P.M.B.; STURARO, J.R.; MONTEIRO, R. C. Exemplos de aplicação da cokrigagem . DGA,IGCE,UNESP/Rio Claro, Lab. Geomatemática, Texto Didático 09, 17 pp. 2002. Disponível em <<http://www.rc.unesp.br/igce/aplicada/textodi.html>>. Acesso em: 18 nov. 2012.
- MOLIN, J.P. **Agricultura de precisão**. Ministério da Agricultura, Pecuária e Abastecimento, Brasília: MAPA, ACS, 2009. Encarte técnico.
- OLIVEIRA, R.A. et al. Área foliar em três cultivares de cana-de-açúcar e sua correlação com a produção de biomassa. **Pesquisa Agropecuária Tropical**, v. 37, v. 71-76, 2007.
- OLIVER, M.A. (ed.). **Geostatistical Applications for Precision Agriculture**. Springer: London, 2010. 331 p.
- PIRES, J.L.F. et al. **Discutindo agricultura de precisão: aspectos gerais**. Passo Fundo: EMBRAPA Trigo, 2004. (Documentos, 42).
- PORTZ, G.; MOLIN, J.P.; JASPER, J. Active crop sensor to detect variability of nitrogen supply and biomass on sugarcane fields. **Precision Agriculture**, v. 13, p. 33-44, 2011.
- VIEIRA, S.R.; CARVALHO, J.R.P.; GONZÁLEZ, A.P. Jack knifing for semivariogram validation. **Bragantia**, v. 69, p. 97-105, 2010.