

PREVISÃO DE RENDIMENTO DE *Pinus taeda* L. COM MÉTODOS GEOESTATÍSTICOS UNIVARIADO E BIVARIADO, EM ÁREA DE INVENTÁRIO FLORESTAL

Edson A. A. Silva ¹; Paulo J. Ribeiro Jr ²; Itamar A. Borgnola ³

INTRODUÇÃO: Empresas florestais conduzem grupos de parcelas permanentes na avaliação de projetos de crescimento da floresta. Na época de corte precisam estimar o volume de madeira, entretanto as informações não proporcionam estimativas precisas, fazendo-se necessário um inventário com maior intensidade amostral. Os métodos geoestatísticos oferecem ferramentas eficientes para boas estimativas, desde que se disponha de um número apropriado de amostras. O método exige ainda a adoção de um sistema de referência onde cada dado terá sua informação associada a posição geográfica. Essa metodologia é suportada por uma teoria que pressupõe que o comportamento de uma variável pode ser expressa pela soma de três componentes: uma estrutural, associada a um valor médio constante ou a uma tendência descrita por um modelo estatístico; outra aleatória, espacialmente correlacionada; e um erro residual aleatório (BURROUGH; BOURMA; YATES, 1994). Para um processo estocástico regionalizado Y , Diggle e Ribeiro-Jr (2007) escrevem o modelo como: $y(x_i) = \mu(x_i) + S(x_i) + \delta_i$ para $i : 1, 2, \dots, n$, onde $y(x_i)$ é o resultado observável da variável, $\mu(x_i)$ é o componente estrutural, $S(x_i)$ é a componente aleatória de resultados correlacionados e δ_i o erro residual. Uma vez conhecidos os parâmetros associados a esse modelo, será então possível realizar previsões em quaisquer coordenadas. Os métodos de previsão recomendados na literatura são a krigagem e a co-krigagem, por apresentarem as propriedades desejáveis (KRIGE, 1951). Mello (2004), Mello et al. (2005) discutem, no uso de geoestatística, opções de modelagem, seleção de modelos e métodos para avaliação de inventários florestais em área de eucalipto adotando modelos univariados. Neste trabalho abordou-se também métodos bivariados, com o objetivo de produzir mapas de previsão da distribuição espacial do Incremento Anual Volumétrico de *Pinus Taeda* L em área de reflorestamento a partir de um conjunto pequeno de coordenadas, utilizando a argila

¹Aluno de doutorado do PPGMNE da UFPr

²Eng. Agrônomo, PhD, Laboratório de Estatística e Geoinformação, UFPr

³Eng. Agrônomo, M.Sc., Embrapa Florestas

como um segundo conjunto obtido em coordenadas diferentes.

MATERIAL E MÉTODOS: O experimento foi desenvolvido numa área de 2.252 ha de reflorestamento de *Pinus Taela L*, de propriedade da Empresa Mobasa, situada no Estado de Santa Catarina, nos municípios de Rio Negrinho e Doutor Pedrinho. A base de dados foi obtida em 18 coordenadas distribuídas na área, onde foram determinados os teores de argila das camadas 0–20 cm e o Índice Médio Sumarizado de Incremento Volumétrico Anual – IMA, em cinco idades diferentes: 11, 12, 13, 14 e 15 anos. Além disso, foram tomadas em outras 555 coordenadas, medidas de concentração de argila das camadas 0–20 cm.

O trabalho visou obter um mapa que descrevesse o comportamento espacial de uma variável primária (IMA), com tamanho de amostra pequeno, mas correlacionada com a variável secundária (argila), disponível em maior número, e também em outras localizações. Trata-se de um problema geoestatístico bivariado, com conjuntos de amostras distintos. O formato dos dados foi definido pelo par (x, y) onde x representa o conjunto das coordenadas amostrais em um espaço bidimensional e y representa uma medida tomada em cada coordenada x (DIGGLE; RIBEIRO-JR, 2007). Esse conjunto de medidas representou um número finito de observações de um processo estocástico gaussiano $S(x)$ desconhecido. Desta forma, a variável aleatória observável Y , assumida estacionária na média, foi modelada como: $Y(x_i) = \mu + S(x_i) + \delta_i; i : 1, 2, \dots, n$. $Y(x_i) \sim N(\mu; \sigma^2 + \tau^2)$, $S(x_i) \sim MVN(0; \sigma^2)$ e função de correlação que caracteriza o processo. $\delta_i \sim N(0; \tau^2)$ são erros aleatórios independentes. A análise geoestatística da variável IMA é fisicamente restrita por constituir informação de difícil e onerosa aquisição. Como inferências com pequenas amostras são pouco confiáveis, contornou-se este problema obtendo, em outras localizações, medidas de concentração de argila que é de mais fácil obtenção e suficientemente correlacionada com IMA. Esse processo bivariado foi modelado como:

$$\begin{cases} Y_{1,i} = \mu_1 + \sigma_{01}R_0(x_i, \phi_0) + \sigma_1R_1(x_i, \phi_1) + \tau_1 & i = 1, 2, \dots, m \\ Y_{2,j} = \mu_2 + \sigma_{02}R_0(x_j, \phi_0) + \sigma_2R_2(x_j, \phi_2) + \tau_2 & j = 1, 2, \dots, n \end{cases}$$

onde $\sigma R(x_i, \phi) = S(x_i)$ sendo $R(x)$ a matriz de correlação, $R_0(x)$ é um processo

subjacente à duas variáveis, $R_1(x)$ é um efeito de correlação específico ao processo Y_1 e $R_2(x)$ específico ao processo Y_2 . A função de correlação escolhida foi a de Mátern com parâmetro $\kappa = 1$ (MATERN, 1986). Os parâmetros: $\mu_1, \mu_2, \sigma_{0;1}, \sigma_{0;2}, \sigma_1, \sigma_2, \phi_0, \phi_1, \phi_2$ foram estimados pela maximização da função log-verossimilhança de Y

Em um grid de predição de 7176 coordenadas foi associado o valor estimado pelo modelo a uma tonalidade de cinza dentro de uma escala apropriada. Para a estimação univariada de valores de IMA foi empregado o estimador $E\left(\hat{Y}_1(x_0)|Y_1\right) = \hat{\mu} + r'(\hat{\sigma}^2 R(\hat{\phi}) + \hat{\tau}^2 I)^{-1}(y - \hat{\mu}I)$, onde r representa o vetor de correlação entre a coordenada x_0 e cada uma das 18 coordenadas tomadas para a variável IMA. Já a estimação bivariada para IMA foi obtida por $E\left(\hat{Y}_1(x_0)|Y_1; Y_2\right)$, com a mesma expressão anterior (STEIN, 1999), (SCHABENBERGER; GOTWAY, 2005) e (DIGGLE; RIBEIRO-JR, 2007).

RESULTADOS E DISCUSSÃO: As medidas quantitativas resultaram, para a variável IMA tomada em 18 coordenadas, uma média de 26,4 m³ com desvio padrão de 6,6 m³. O teste de correlação de Pearson entre a variável primária (IMA) e a variável secundária (argila) resultou em -0,6 a 0,1% de significância. Na análise geoestatística univariada do IMA, os melhores resultados foram obtidos ajustando-se um modelo exponencial de correlação espacial com o parâmetro de transformação $\lambda = 1$ (sem transformação), $\tau^2 = 0$ indicando efeito pepita puro para o modelo, parâmetro de contribuição $\sigma^2 = 39,6$, parâmetro de alcance $\phi = 476,4$ sugerindo uma estrutura de dependência espacial até uma distância de 1.428,0 m e média estimada de $\beta = 26,7$. Com a geoestatística bivariada de IMA com as medidas de argila das 555 coordenadas, os melhores resultados foram obtidos ajustando-se modelo exponencial com seguintes estimativas: $\sigma_{01}^2 = 9,3$, $\sigma_{02}^2 = 50,5$, $\sigma_1^2 = 103,3$, $\sigma_2^2 = 0,1$, $\phi_0 = 722,6$, $\phi_1 = 1.488,7$, $\phi_2 = 1.675,2$, $\mu_1 = 25,5$ e $\mu_2 = 24,0$. Os valores de τ^2 foram fixados em zero, baseado em uma análise exploratória prévia. Com esses resultados foi possível, por krigagem ordinária, produzir um mapa de predição de IMA (figura 1A) utilizando 18 pontos amostrais, correspondendo um IMA médio de 26,7 m³.(ha × ano)⁻¹ com desvio padrão de krigagem de 6,2 m³.(ha × ano)⁻¹.

Já o mapa do IMA com as medidas adicionais de argila(figura 1B) foi produzido utilizando co-krigagem. Neste caso o IMA médio resultou $25,8 \text{ m}^3 \cdot (\text{ha} \times \text{ano})^{-1}$ e desvio padrão de $3,3 \text{ m}^3 \cdot (\text{ha} \times \text{ano})^{-1}$

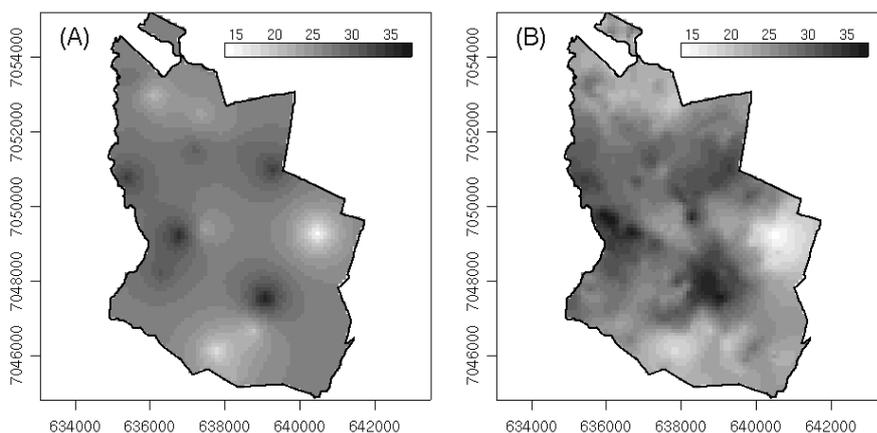


Figura 1: Mapa de distribuição espacial do IMA com valores preditos por krigagem (A) a partir da amostra de 18 pontos e preditos por cokrigagem (B) utilizando adicionalmente 555 dados de teores de argila

CONCLUSÕES: Mapas temáticos produzidos com a utilização da geoestatística multivariada são mais informativos por incorporarem à variabilidade do processo a variabilidade de outras variáveis a ele correlacionadas, mas tomadas em coordenadas diferentes. O resultado equivale a uma expansão do grid amostral, ampliando indiretamente o tamanho da amostra da variável de interesse principal.

Referências

BURROUGH, P. A.; BOURMA, J.; YATES, S. The state of the art in pedometrics. *Geoderma: A Global Journal of Soil Science*, Amsterdam, 1994.

DIGGLE, P. J.; RIBEIRO-JR, P. J. *Model-based Geostatistics*. USA: Springer Series in Statistics, 2007.

KRIGE, D. G. *A Statistical Approach to Some Mine Valuations and Allied Problems at Witwatersrand*. Tese (Doutorado) — University of Witwatersrand, 1951.

MATERN, B. *Spatial Variation Analysis*. 2nd. ed. Berlin: Springer Verlag, 1986.

MELLO, J. M. et al. Estudo da dependência espacial de características dendométricas para eucalyptus grandis. *CERNE: Centro de Estudos em Recursos Naturais Renováveis*, Lavras-MG, 2005.

MELLO, J. M. de. *Geoestatística Aplicada ao Inventário Florestal*. 122 p. Tese (Doutorado) — Universidade de São Paulo - ESALQ, 2004.

SCHABENBERGER, O.; GOTWAY, C. A. *Statistical Methods for Spatial Data Analysis*. New York: Chapman-Hall, 2005.

STEIN, M. I. *Interpolation of Spatial Data: Some Theory for Kriging*. New York: Springer series in statistics, 1999.