

Métodos geoestatísticos e determinísticos na espacialização da altura dominante em povoamento de eucalipto

Geostatistical and deterministic methods in the spatialization of dominant height in eucalyptus stand

Danilo H. dos S. Ataíde^{1,*}, Emanuel J. G. de Araújo¹, Marco A. Monte¹, Bruno A. F. de Mendonça¹, Carlos E. Silveira¹, Alexandre M. Albuquerque² e Laís C. Silva¹

¹ Instituto de Florestas/Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro. Seropédica/RJ/Brasil

² Instituto de Tecnologia/Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro. Seropédica/RJ/Brasil

(*E-mail: daniloataide.floresta@gmail.com)

<https://doi.org/10.19084/rca.18347>

Recebido/received: 2019.07.21

Aceite/accepted: 2019.12.30

RESUMO

A altura dominante de eucalipto pode apresentar forte autocorrelação espacial, sendo imprescindível investigar os métodos de interpolação na sua espacialização. Nesse contexto, o objetivo deste estudo foi avaliar métodos determinísticos e geoestatísticos na estimativa da altura dominante em povoamento de eucalipto. Em 14 talhões do gênero (377 hectares) foram avaliadas 233 unidades amostrais, obtendo-se as variáveis altura dominante e diâmetro a 1,30 m do solo. Os interpoladores espaciais avaliados foram os geoestatísticos (krigagem e cokrigagem ordinária) e determinísticos (inverso do quadrado da distância e polinômio global do 10º grau). Ainda, aplicou-se a krigagem indicatriz para espacializar a probabilidade de locais com valores de altura dominante acima da média. Os resultados mostraram que a altura dominante de eucalipto apresenta-se com forte dependência espacial, sendo possível a sua espacialização tanto pela krigagem quanto cokrigagem ordinárias. Na presença da componente espacial, métodos determinísticos não são recomendados, em especial, os modelos polinomiais globais. A krigagem indicatriz viabiliza o mapeamento da probabilidade de uma determinada classe de produtividade ocorrer, subsidiando o planejamento da rotação florestal.

Palavras-chave: Interpoladores espaciais, Dependência espacial, Capacidade produtiva, Classificação de sítios, Krigagem indicatriz

ABSTRACT

The dominant height of eucalyptus can present strong spatial autocorrelation, being indispensable to investigate the interpolation methods in its spatialization. In this context, this study aimed to evaluate deterministic and geostatistical methods in estimating the dominant height in eucalyptus stands. In 14 management units of the genus (377 hectares), 233 sample units were allocated, obtaining the variables dominant height and diameter at 1.30 m of the soil. The spatial interpolators evaluated were geostatistics (kriging and ordinary cokriging) and deterministic (inverse of the distance square and global polynomial of the 10th degree). Furthermore, indicator kriging was applied to spatialize the probability of locations with above-average dominant height values. The results showed that the dominant eucalyptus height presents with a strong spatial dependence, being possible its spatialization by both ordinary kriging and cokriging. In the presence of the spatial component, deterministic methods are not recommended, especially the global polynomial models. Indicator kriging enables the mapping of the probability of a given class of productivity to occur, subsidizing forest rotation planning.

Keywords: Spatial interpolators, Spatial dependence, Site index, Site classification, Indicator kriging

INTRODUÇÃO

A altura dominante apresenta um papel importante na tomada de decisão, pois permite avaliar e classificar o potencial produtivo de um determinado local. Contudo, nos inventários florestais tradicionais as variáveis são obtidas assumindo o pressuposto de que a sua média é constante em toda a população (Mello *et al.*, 2009). Por outro lado, a posição das unidades amostrais pode influenciar no valor da variável desejada, sendo importante considerar tal efeito nas análises, permitindo maximizar o uso das informações disponíveis na área.

A variabilidade espacial desses valores pode ser obtida por métodos determinísticos e geoestatísticos, baseado na suposição de que as unidades amostrais vizinhas possuem maior similaridade entre si, em relação àquelas mais distantes, no espaço e tempo (Yamamoto e Landim, 2013). Os interpoladores espaciais diferenciam-se na forma como os ponderadores são calculados.

Na interpolação determinística, as estimativas são obtidas por meio da ponderação dos valores observados nos pontos vizinhos ao ponto de interesse (Negreiros *et al.*, 2008), desconsiderando a estrutura de dependência espacial da variável, se presente. Este método não utiliza a teoria da probabilidade e prediz estimativas com base na combinação linear das unidades amostrais em função da sua distribuição no espaço (Mazzini & Schettini, 2009). Por isso, o mapeamento das incertezas não é possível com essa abordagem.

Os mais utilizados são o inverso do quadrado da distância e a interpolação polinomial (Mazzini & Schettini, 2009; Xie *et al.*, 2011). O primeiro considera que a influência das amostras vizinhas é inversamente proporcional à distância quadrática euclidiana em relação ao ponto não amostrado (Alves & Vecchia, 2011). A interpolação polinomial global, por sua vez, é uma função matemática e consiste em caracterizar e descrever as tendências gerais de uma superfície de interesse (Negreiros *et al.*, 2008; Li & Heap, 2014).

A geoestatística, por outro lado, baseia-se no estudo das variáveis regionalizadas (Yamamoto & Landim, 2013). Utilizando a semivariância como medida estatística básica, os semivariogramas

experimentais e teóricos permitem caracterizar e modelar a dependência espacial das variáveis regionalizadas (Pelissari *et al.*, 2014). Além disso, a ponderação das unidades amostrais é baseada em critérios probabilísticos, permitindo também a espacialização das zonas de incerteza associadas aos pontos preditos (Yamamoto & Landim, 2013).

Dentre os métodos de estimativa geoestatísticos, a krigagem e a cokrigagem são os mais abordados na literatura (Mello *et al.*, 2005a; Guedes *et al.*, 2015; Lundgren *et al.*, 2015, 2016; Benítez *et al.*, 2016; Scolforo *et al.*, 2016; Pelissari *et al.*, 2017; Santos *et al.*, 2017). A cokrigagem baseia-se na covariância entre duas ou mais variáveis regionalizadas relacionadas, sendo apropriada a cenários em que o principal atributo de interesse é escasso, mas a informação secundária é abundante (Yamamoto & Landim, 2013).

Por apresentar-se geralmente com forte dependência espacial (Mello *et al.*, 2005b; Guedes *et al.*, 2015), a altura dominante em povoamentos florestais pode ser espacializada para indicar a capacidade produtiva de um local (Mello *et al.*, 2005b). A sua espacialização permite, a partir da criação de zonas homogêneas de manejo, adotar práticas de silvicultura de precisão ao longo do ciclo da cultura (Pelissari *et al.*, 2012).

Assim, levantam-se os seguintes questionamentos: i) a altura dominante apresenta estrutura de dependência espacial em povoamento de eucalipto? ii) Os métodos de estimativas geoestatísticos são mais precisos e exatos em relação aos determinísticos? A hipótese desse trabalho considera que a altura dominante apresenta forte dependência espacial e os métodos geoestatísticos apresentam melhor desempenho na sua estimativa espacial. Nesse contexto, o objetivo deste estudo foi verificar a estrutura espacial da altura dominante em povoamento de eucalipto, comparando métodos determinísticos e geoestatísticos na estimativa.

MATERIAL E MÉTODOS

Área de estudo

Os dados utilizados foram coletados em povoamento de *Eucalyptus* sp., com 377 hectares, localizado no município de Bocaiúva, noroeste de Minas

Gerais. Foram mensurados 14 talhões, com idades de 6,5 a 7,25 anos e espaçamento médio de 3 x 3 m. A altitude média da região é de 820 m e o clima local, segundo a classificação de Köppen, é definido como tropical úmido de savana (tipo Aw), de inverno seco e verão chuvoso (Alvares *et al.*, 2014), apresentando temperatura e precipitação média anual de 24 °C e 1.246 mm, respectivamente (Caldeira *et al.*, 2005).

Banco de dados

Os dados foram coletados em 233 unidades amostrais, com área fixa de 200 m² (10 x 20 m) cada, utilizando o processo de amostragem sistemática, equivalendo a intensidade amostral de 1,23 %. Nas unidades amostrais foram mensurados o diâmetro a 1,30 m do solo (DAP) e a altura das árvores dominantes (Hd), segundo o conceito de Assmann (Scolforo & Thiersch, 2004). Em cada unidade amostral obteve-se os valores médios das variáveis de interesse e extraiu-se a respectiva coordenada central, para a posterior análise espacial. A presença de valores extremos foi avaliada pelo teste de Grubbs, ambos com 5% de probabilidade.

Interpoladores espaciais

Os interpoladores utilizados na estimativa espacial da altura dominante foram os geostatísticos, krigagem e cokrigagem ordinárias (Yamamoto & Landim, 2013), e os métodos determinísticos, polinômio global do 10º grau (Negreiros *et al.*, 2008) e inverso do quadrado da distância (Li & Heap, 2014). De forma complementar, aplicou-se a krigagem indicatriz (Yamamoto & Landim, 2013) para estimar a probabilidade de ocorrência de locais com valores de altura dominante acima da média.

Na krigagem ordinária, foi construído o semivariograma experimental (Equação 1) (Yamamoto & Landim, 2013) para obter os parâmetros iniciais efeito pepita (C_0), contribuição (C) e alcance (a). Também foram analisados os semivariogramas direcionais (0º, 45º, 90º e 135º) a fim de verificar a existência de anisotropia, os quais confirmaram comportamento isotrópico da variável. O semivariograma experimental foi utilizado para o ajuste dos modelos esférico (Equação 2), exponencial

(Equação 3) e gaussiano (Equação 4) pelo método da máxima verossimilhança.

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

Em que $\gamma(h)$ = semivariância estimada entre pares de pontos; $N(h)$ = número de pares de valores medidos $z(x_i)$, $z(x_i + h)$, separados pela distância h.

$$\text{Modelo Esférico: } \gamma(h) = C_0 + C \left[1,5 \frac{h}{a} - 0,5 \left(\frac{h}{a} \right)^3 \right] \text{ para } h < a \quad (2)$$

$$\gamma(h) = C_0 + C \text{ para } h \geq a$$

$$\text{Modelo Exponencial: } \gamma(h) = C_0 + C \left[1 - e^{-\left(\frac{h}{a}\right)} \right] \quad (3)$$

$$\text{Modelo Gaussiano: } \gamma(h) = C_0 + C \left[1 - e^{-\left(\frac{h}{a}\right)^2} \right] \quad (4)$$

Em que C_0 = efeito pepita; C = contribuição; a = alcance.

A qualidade de ajuste dos modelos ao semivariograma experimental foi avaliada por meio do erro médio reduzido (\overline{ER}) (Equação 5) e desvio padrão dos erros reduzidos (S_{er}) (Equação 6), obtidos a partir da validação cruzada, concomitantemente com o critério de informação de Akaike (Equação 7). O AIC mede a distância da curva de um modelo ajustado a uma curva padrão (Araújo *et al.*, 2018a). O menor AIC em conjunto com \overline{ER} mais próximo de zero e S_{er} mais próximo de um, representam melhor qualidade do ajuste e ausência ou mínima tendência associada às estimativas.

$$\overline{ER} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{z(x_{i0}) - \hat{z}(x_{i0})}{\sigma(x_{i0})} \quad (5)$$

$$S_{er} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left\{ \frac{z(x_{i0}) - \hat{z}(x_{i0})}{\sigma(x_{i0})} \right\}^2} \quad (6)$$

$$AIC = -2\log L + 2k \quad (7)$$

Em que: $z(x_{i_0})$ = valor observado no ponto i_0 ; $\hat{z}(x_{i_0})$ = valor estimado no ponto i_0 ; σ = desvio padrão da krigagem no ponto i_0 ; L = máxima verossimilhança do modelo candidato; K = número de parâmetros do modelo.

Utilizando os parâmetros dos modelos ajustados, foi estimado o índice de dependência espacial (IDE = $C/(C_0 + C)$), onde a dependência espacial foi classificada como baixa ($IDE \leq 25\%$), moderada ($25\% < IDE \leq 75\%$) e forte ($IDE > 75\%$), conforme descrito por Zimback (2003). Comprovada a dependência espacial, aplicou-se a krigagem ordinária (Equação 8) para prever as estimativas em locais não amostrados. Os pesos ótimos foram obtidos a partir da variância mínima do erro sob a condição de não viés, conforme a restrição imposta pela equação 9 (Yamamoto & Landim, 2013).

$$Z(x_0) = \sum_{i=1}^n \lambda_i Z(x_i) \quad (8)$$

$$\sum_{i=1}^n \lambda_i = 1 \quad (9)$$

Em que $Z(x_0)$ = estimativa no ponto não amostrado; $Z(x_i)$ = valor observado no i -ésimo ponto amostral; n = número de pontos amostrados; λ_i = peso associado aos i -ésimos pontos amostrados ($i = 1, 2, 3, \dots, n$).

A dependência espacial conjunta entre a altura dominante e o diâmetro a 1,30 m do solo (DAP), medidas nas mesmas unidades amostrais (isotopia), foi descrita e caracterizada pelo semivariograma cruzado (Equação 10). A presença do modelo de correionalização linear foi verificada pela estruturação dos semivariogramas diretos e cruzado, em conjunto com a condição de proporcionalidade, expressa pela equação 11 (Isaacs & Srivastava, 1989). A correlação linear de Pearson (R) entre essas variáveis também foi calculada.

$$\gamma_{12}(h) = \frac{1}{2N(h)} \sum_{i=1}^{N(h)} \{ [Z_1(x_i) - Z_1(x_i + h)] \cdot [Z_2(x_i) - Z_2(x_i + h)] \} \quad (10)$$

$$\gamma_{11} * \gamma_{22} \geq \gamma_{12}^2 \quad (11)$$

Em que γ_{11} = semivariância estimada da variável primária; γ_{22} = semivariância estimada da variável secundária; γ_{12} = semivariância cruzada estimada entre pares de pontos; Z_1 = variável primária (Hd); Z_2 = variável secundária (DAP).

A cokrigagem ordinária (Equação 12) objetiva utilizar a dependência espacial conjunta para maximizar o uso das informações espaciais disponíveis, a partir da medição de uma covariável regionalizada mais densamente amostrada (Yamamoto & Landim, 2013).

$$Z_1(x_0) = \sum_{i=1}^n \lambda_{1i} Z_1(x_{1i}) + \sum_{j=1}^n \lambda_{2j} Z_2(x_{1j}) \quad (12)$$

Em que $Z_1(x_0)$ = estimativa da variável primária no ponto não amostrado; $Z_1(x_{1i})$ = valor da variável primária observada no i -ésimo ponto amostral; $Z_2(x_{1j})$ = valor da variável secundária observada no j -ésimo ponto amostral; λ_{1i} = peso associado a variável primária nos i -ésimos pontos amostrados ($i = 1, 2, 3, \dots, n$); λ_{2j} = peso associado a variável secundária nos j -ésimos pontos amostrados ($j = 1, 2, 3, \dots, n$).

Com a krigagem indicatriz (Equação 13) foi possível espacializar a probabilidade de ocorrência de sítios mais produtivos, a partir da transformação binária dos valores de altura dominante em cada unidade amostral. Valores acima da média da variável (valor de corte) foram transformados em 1 e valores abaixo, em 0. Em seguida, foi construído o semivariograma indicador na avaliação da estrutura de dependência espacial do novo conjunto de dados (Motomiya *et al.*, 2006).

$$F(u; Z_x | n) \cong [i(u; Z_x)]^* = \sum_{j=1}^n \lambda_j (u; Z_x) i(u; Z_x) \quad (13)$$

Em que $F(u; Z_x | n)$ = valor estimado no local para o valor de corte Z_x baseado em n amostras vizinhas de u ; Z_x = valor de corte; $i(u; Z_x)$ = estimador da probabilidade de que a variável Z na localização j seja maior ou menor que Z_x ; λ_j = peso associado a variável primária nos j -ésimos pontos amostrados ($j = 1, 2, 3, \dots, n$).

Na interpolação determinística, foi avaliado o polinômio global do 10º grau (Equação 14) (Negreiros *et al.*, 2008; Xie *et al.*, 2011) e o inverso do quadrado da distância (Alves & Vecchia, 2011). A interpolação pelo inverso do quadrado da distância é dada pela seguinte expressão (Equação 15).

$$Z_{(x_0)} = \beta_0 + \beta_1 X^1 + \beta_2 X^2 + \beta_3 X^3 + \dots + \beta_n X^n + \varepsilon \quad (14)$$

$$Z_{(x_0)} = \frac{\sum_{i=1}^n \left(\frac{1}{d_i^2} \cdot Z(X_i) \right)}{\sum_{i=1}^n \left(\frac{1}{d_i^2} \right)} \quad (15)$$

Em que β 's = coeficientes da regressão; X_n = coordenadas geográficas do ponto amostrado; ε = erro aleatório; d_i^2 = distância quadrática euclidiana.

A qualidade da interpolação espacial, nos diferentes métodos, foi avaliada por meio do erro médio reduzido (\overline{ER}), desvio padrão dos erros reduzidos (S_{er}), coeficiente de correlação de Pearson (R), coeficiente de determinação (R^2) e índice de concordância de Willmott (d), na qual os valores estimados em cada unidade amostral foram obtidos a partir da validação cruzada.

A exatidão de cada método foi avaliada por meio do ajuste de uma regressão linear simples ($y = \beta_0 + \beta_1 X_i + e_i$), com os valores estimados em função dos observados. As hipóteses $H_0: \beta_0 = 0$ e $H_0: \beta_1 = 1$ foram testadas pelo teste F, com 95 % de probabilidade, em que, se aceitas, verificou-se que os valores estimados são estatisticamente próximos dos paramétricos, demonstrando alto nível de exatidão, caracterizado pela linha de regressão com inclinação de 45º ($\beta_1 = 1$) passando pela origem ($\beta_0 = 0$) (Scolforo *et al.*, 2016).

O índice de desempenho (c), descrito por Araújo *et al.* (2018b), foi utilizado para avaliar o desempenho baseado na precisão e exatidão dos métodos. Deste modo, a associação entre os valores de correlação da regressão e o índice de concordância de Willmott (d) foi calculado por meio da relação O desempenho (D) dos métodos foi classificado como: péssimo ($0 < c \leq 25\%$), ruim ($25\% < c \leq 50\%$), regular ($50\% < c \leq 75\%$), ótimo ($75\% < c \leq 100\%$). Todas as análises

foram realizadas utilizando o software R (R Core Team, 2015), por meio dos pacotes geoR e gstat.

RESULTADOS E DISCUSSÃO

O teste de Grubbs foi não-significativo para altura dominante (p-valor > 0,05), indicando ausência de valores extremos. Para a variável DAP, o teste foi significativo (p < 0,05), indicando como outlier o valor mínimo do conjunto de dados (9,93 cm), onde foi removido em seguida. A exclusão de outliers é indicada pois reduz a variação ao acaso, representada pelo efeito pepita, e pode elevar o índice de dependência espacial da variável (Mello *et al.*, 2005b).

Os parâmetros de ajuste dos modelos de semi-variância, além das estatísticas de ajuste e índice de dependência espacial, constam no Quadro 1. Em todos os modelos ajustados a altura dominante se apresentou com forte dependência espacial, sendo o modelo esférico o de melhor ajuste ao semi-variograma experimental (Figura 1) utilizado na krigagem ordinária. Como este modelo apresentou o menor AIC, foi considerado o mais confiável entre os modelos candidatos.

Estes resultados retratam que a altura dominante é uma variável que tende a apresentar elevada estrutura de dependência espacial, conforme encontrado também por Mello *et al.* (2005b) e Guedes *et al.* (2015), avaliando o gênero *Eucalyptus* sp., e Pellissari *et al.* (2012), em estudos com *Tectona grandis* L. f. (teca). Mesmo não assumindo normalidade dos dados, a altura dominante apresentou, em geral, valores de \overline{ER} próximos de zero, demonstrando que os resíduos convergem para um ponto central em sua distribuição. Assim, as estimativas para os pontos não amostrados apresentaram baixo nível de tendenciosidade.

Quadro 1 - Efeito pepita (C_0), contribuição (C), alcance ($a_{(m)}$), erro médio reduzido (\overline{ER}), desvio padrão dos erros reduzidos (S_{er}), critério de informação de Akaike (AIC) e índice de dependência espacial ($IDE_{\%}$) dos modelos teóricos de semi-variância ajustados para a krigagem ordinária

| Modelo | C_0 | C_1 | $a_{(m)}$ | \overline{ER} | S_{er} | AIC | $IDE_{\%}$ |
|-------------|-------|-------|-----------|-----------------|----------|-------|------------|
| Esférico | 0,14 | 14,03 | 571,77 | -0,00 | 1,00 | 1.063 | 100 |
| Exponencial | 0,00 | 14,35 | 329,71 | -0,00 | 1,00 | 1.072 | 100 |
| Gaussiano | 3,17 | 9,65 | 296,54 | -0,00 | 0,97 | 1.077 | 75 |

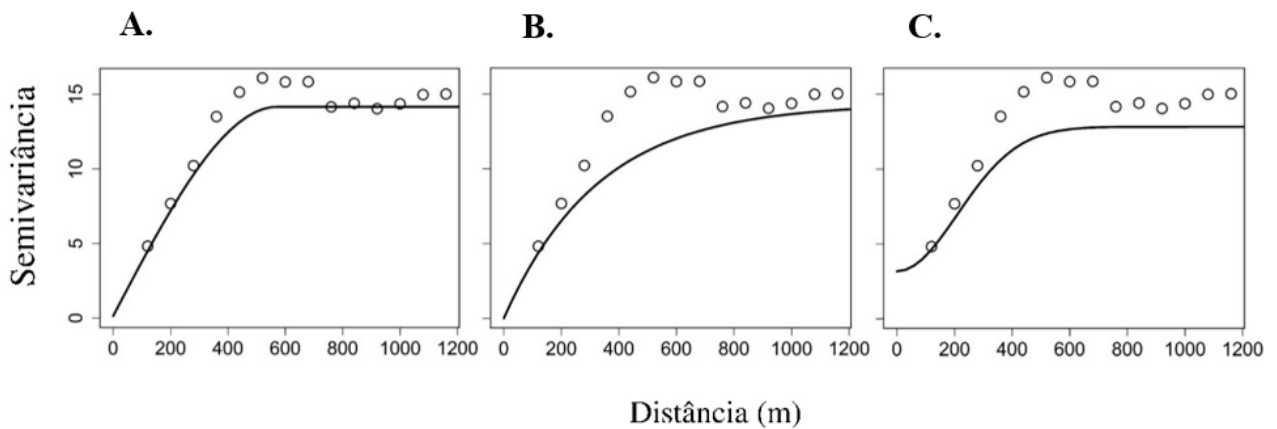


Figura 1 - Modelos de semivariância teóricos esférico (A), exponencial (B) e gaussiano (C) ajustados ao semivariograma experimental unidirecional na análise geoestatística da variável altura dominante (Hd) em povoamento de eucalipto.

Quadro 2 - Erro médio reduzido \bar{ER} , desvio padrão dos erros reduzidos (S_{er}), coeficiente de correlação de Pearson (r), índice de concordância de Willmott (d), índice de desempenho (c) e desempenho (D) da interpolação geoestatística e determinística da altura dominante em povoamento de eucalipto

| Interpolador | ER | S_{er} | r | d | β_0 | β_1 | c | D |
|--------------|--------|----------|--------|--------|-----------------------|----------------------|--------|---------|
| KO | 0,0032 | 0,9465 | 0,8509 | 0,9127 | 6,6510 ^{ns} | 0,7217 ^{ns} | 0,7766 | Ótimo |
| CKO | 0,0027 | 1,3044 | 0,8610 | 0,9162 | 6,9454 ^{ns} | 0,7110 ^{ns} | 0,7888 | Ótimo |
| IQD | 0,0816 | 2,1001 | 0,8377 | 0,8797 | 10,0214 ^{ns} | 0,5828 ^{ns} | 0,7369 | Regular |
| PG | 0,0547 | 3,0640 | 0,6856 | 0,8123 | 6,3818 ^{ns} | 0,7345 ^{ns} | 0,5570 | Regular |

Em que KO = krigagem ordinária, CKO = cokrigagem ordinária; IQD = inverso do quadrado da distância; PG = polinômio global do 10º grau; ^{ns} = não-significativo.

O alcance de 571,77 m obtido pelo modelo esférico, demonstra uma maior distância em que a semivariância está estruturada e que a dependência espacial deve ser considerada. O alcance é um parâmetro importante, pois quanto mais elevado, maior é a área dos estratos considerados homogêneos e, sobretudo, permite a redução na intensidade amostral sem ônus na qualidade das estimativas espaciais em inventários futuros (Mello *et al.*, 2005b; Lundgren *et al.*, 2016). Além disso, é um parâmetro que indica a distância limite em que os interpoladores geoestatísticos geram estimativas robustas.

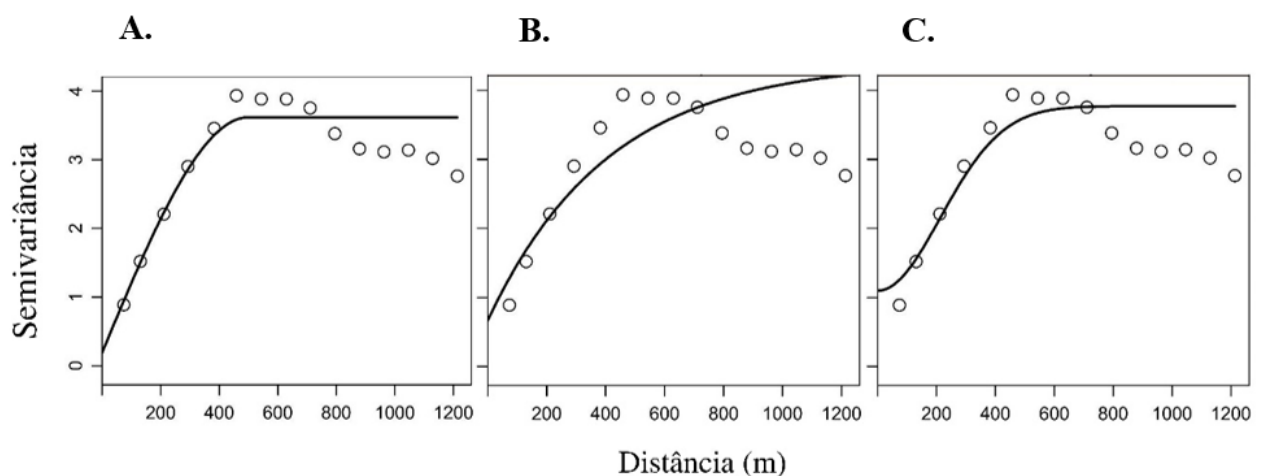


Figura 2 - Modelos de semivariância teóricos esférico (A), exponencial (B) e gaussiano (C) ajustados ao semivariograma experimental cruzado na análise geoestatística da variável altura dominante (Hd) com a covariável diâmetro a 1,30 m do solo (DAP) em povoamento de eucalipto.

Na cokrigagem ordinária, o modelo esférico também foi o que apresentou melhor ajuste ao semi-variograma cruzado experimental (Figura 2). Esse modelo permitiu um alcance de 608 m e índice de dependência espacial igual a 100%, permitindo associar pesos as unidades amostrais com maior índice de confiança associada.

Na sequência, a altura média das árvores dominantes foi estimada nos locais não amostrados, a partir dos interpoladores geoestatísticos e determinísticos avaliados. No Quadro 2 estão apresentadas as estatísticas de precisão, exatidão e desempenho dos interpoladores espaciais.

Os valores de \overline{ER} inferiores a 8,5%, para todos os métodos, são considerados baixos (Mello *et al.*, 2005a). Isso está relacionado com a homogeneidade da variável no povoamento e a baixa variação aleatória no espaço, natural entre árvores dominantes do mesmo povoamento. Essa homogeneidade espacial corrobora o estudo feito por Guedes *et al.* (2015), em que a altura dominante demonstrou a menor variação em relação ao incremento médio anual e volume em plantios clonais de eucalipto.

Os métodos krigagem e cokrigagem apresentaram valores de \overline{ER} e S_{er} mais próximos de zero e um, respectivamente, demonstrando a superioridade dos interpoladores geoestatísticos em prever a altura dominante sem viés. Essa qualidade é inerente aos interpoladores geoestatísticos, cujas principais premissas são a variância mínima e a ausência de tendências nas estimativas (Mello *et al.*, 2005a).

O desempenho da cokrigagem foi classificado como ótimo, indicando que o DAP eleva a confiabilidade nas estimativas espaciais da altura dominante. Avaliando o desempenho de métodos estatísticos e geoestatísticos na predição do volume em um povoamento de eucalipto, Lundgren *et al.* (2015), verificaram que o uso do DAP, como informação adicional na cokrigagem, também melhorou o desempenho nas estimativas espaciais, justificada também pela correlação forte (0,88) entre o diâmetro e volume. É válido ressaltar que a isotropia, condição em que a variável primária e secundária são mensuradas nas mesmas amostras (Yamamoto & Landim, 2013), concomitantemente com a correlação moderada ($R=0,64$) entre altura dominante e

DAP, pode ter limitado o desempenho da cokrigagem em relação a krigagem.

A krigagem ordinária apresentou, também, ótimo desempenho em prever a altura dominante na área analisada. Mesmo apresentado indicadores de desempenho ($R = 0,8509$ e $d = 0,9127$) pouco inferiores a cokrigagem ordinária, dentre todos os interpoladores analisados, foi a que gerou estimativas de menor tendência. Esse desempenho, é resultado da forte dependência espacial da altura dominante, que permitiu ponderar com robustez o nível de contribuição das amostras vizinhas nos locais não amostrados.

O inverso do quadrado da distância apresentou desempenho regular, com menores níveis de precisão e exatidão em relação aos métodos geoestatísticos. O \overline{ER} encontrado indica uma tendência em superestimar a altura dominante, com maiores erros associados. O coeficiente de correlação de Pearson e índice de concordância de Willmott, para o inverso do quadrado da distância, foram próximos ao apresentado pelos métodos geoestatísticos, o que pode ser explicado pela intensidade amostral elevada (1.23%), homogeneidade da variável e distribuição sistemática das unidades amostrais.

Dentre todos os métodos testados, o polinômio global do 10º grau, de desempenho regular, estimou a altura dominante com menor precisão e exatidão. Esse interpolador determinístico é indicado para obtenção de informações de áreas extensas, em que a superfície apresenta informações cuja variabilidade é gradual (Negreiros *et al.*, 2008). Mesmo apresentando baixa variação natural entre a altura das árvores dominantes, essa variação em nível local não permitiu estimativas confiáveis. Para a estratificação de uma superfície detalhada, os modelos polinomiais demandam de ordens maiores, ocasionando uma maior exposição a erros de predição. Em inventários florestais de cunho estratégico (Péllico Netto & Brena, 1997), geralmente aplicados em grandes áreas, o método pode apresentar melhor desempenho na espacialização de variáveis dendrométricas, em que o esforço amostral é menor (menor densidade de pontos).

Na Figura 3 estão os valores estimados de altura dominante em função dos valores observados em

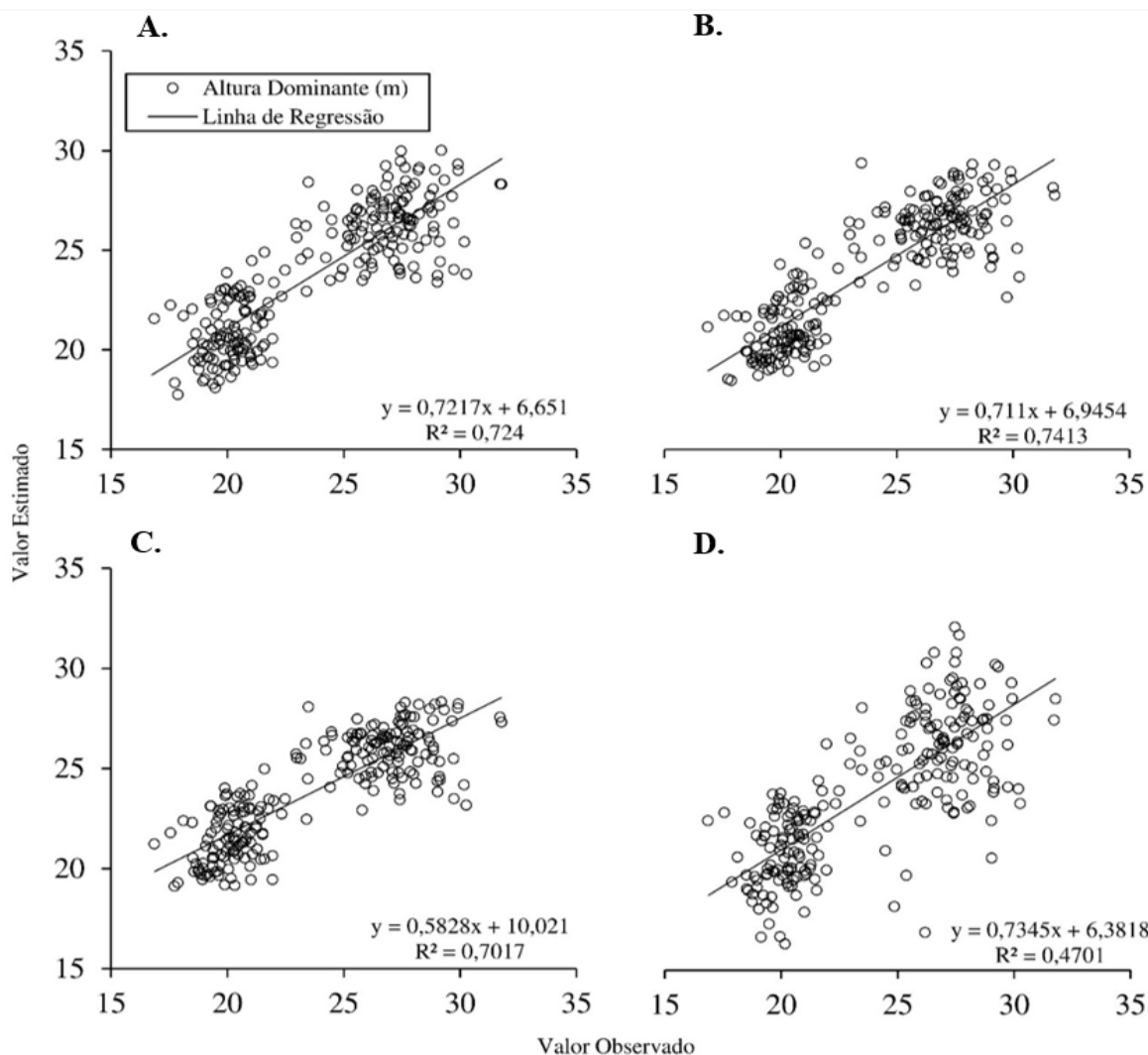


Figura 3 - Valores preditos em função dos valores observados da altura dominante em povoamento de eucalipto pelos interpoladores espaciais krigagem ordinária (A), cokrigagem ordinária (B), inverso do quadrado da distância (C) e polinômio global do 10º grau (D).

cada método, além dos coeficientes do ajuste da regressão linear simples.

Observa-se que os métodos geostatísticos foram superiores em produzir estimativas distribuídas em torno da linha de referência, seguido pelo inverso do quadrado da distância e polinômio global do 10º grau. O inverso do quadrado da distância apresentou o menor nível de exatidão, expresso por β_0 mais distante de zero (10,02) e β_1 de um (0,58). Apesar da inclinação mais perto do ideal ($\beta_0 = 0$ e $\beta_1 = 1$) apresentada pelo polinômio global do 10º grau, a precisão desse modelo foi a menor dentre todos os interpoladores, conforme exibido pelo seu coeficiente de determinação ($R^2 = 0,47$). Este

interpolador foi o que apresentou menor desempenho na predição dos valores.

Os mapas de predição de altura dominante para os métodos determinísticos e geostatísticos estão apresentados na Figura 4.

O inverso do quadrado da distância (Figura 4C), a krigagem e cokrigagem ordinária (Figura 4A e 4B) apresentaram estratos, em geral, muito semelhantes. No entanto, o mapa do inverso do quadrado da distância, apresentou o ruído conhecido como efeito mira ao redor das unidades amostrais, desvantagem desse interpolador (Mazzini & Schettini, 2009).

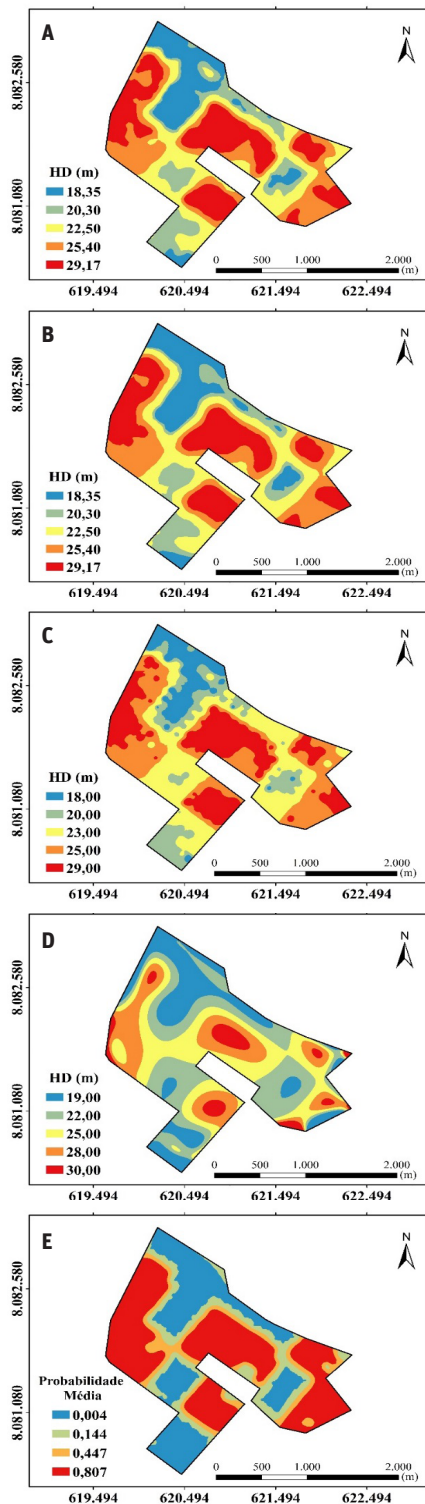


Figura 4 - Espacialização da variável altura dominante em povoamento de eucalipto pelos interpoladores espaciais krigagem ordinária (A), cokrigagem ordinária (B), inverso do quadrado da distância (C), polinômio global do 10º grau (D) e da probabilidade associada a valores que excederam a média da variável pela krigagem indicatriz (E). Projeção UTM: Zona 23K – SIRGAS 2000.

O mapa do polinômio global do 10º grau (Figura 4D) ilustrou o comportamento geral da altura dominante, mas com elevado erro de espacialização, decorrentes das características dessa interpolação. De acordo com Mazzini & Schettini (2009) o objetivo da regressão polinomial é descrever as tendências em larga-escala dos valores, e não prever os valores da variável dependente.

Os métodos geoestatísticos, pela possibilidade de utilizar a dependência espacial e gerar mapas com estratos definidos e precisos, demonstraram potencial elevado na caracterização precisa da capacidade produtiva da área. Além disso, a krigagem indicatriz permitiu a espacialização dos locais com maior probabilidade da altura dominante ser maior que a sua média (Figura 4E). A média espacial, definida como valor de corte, foi de 24,24 m. A krigagem indicatriz apresentou valores de \overline{ER} e S_{er} igual a 0 e 1,04, respectivamente. Estes valores sugerem estimativas sem tendências associadas e confiabilidade na espacialização das probabilidades. Foram observadas quatro estratos indicando a probabilidade da altura dominante média, nesses locais, ser maior que a média espacial (Figura 4E). Essa informação possui grande importância pois identifica zonas diferenciadas de manejo, e permite preliminarmente, direcionar prescrições silviculturais que maximizem a capacidade produtiva de cada estrato.

CONCLUSÕES

A altura média das árvores dominantes em povoamentos de eucalipto apresenta-se com forte estrutura de dependência espacial, sendo recomendada a utilização dos métodos geoestatísticos na sua espacialização.

A cokrigagem ordinária, utilizando o diâmetro como variável auxiliar, gera estimativas precisas e exatas, ampliando a acurácia no mapeamento da variabilidade espacial da altura dominante, também observada pela krigagem ordinária.

A krigagem indicatriz garante o mapeamento da probabilidade de uma determinada classe de altura dominante ocorrer, sendo essa uma informação primordial para o mapeamento do potencial produtivo em uma região e, conseqüentemente, do planejamento da rotação florestal.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Alvares, C.A.; Stape, J.L.; Sentelhas, P.C.; Gonçalves, J.L.M. & Sparovek, G. (2014) – Köppen's climate classification map for Brazil. *Meteorologische Zeitschrift*, vol. 22, n. 6, p. 711–728. <https://dx.doi.org/10.1127/0941-2948/2013/0507>
- Alves, E.D.L. & Vecchia, F.A.S. (2011) – Análise de diferentes métodos de interpolação para a precipitação pluvial no estado de Goiás. *Acta Scientiarum: Human and Social Sciences*, vol. 33, n. 2, p. 193–197. <http://dx.doi.org/10.4025/actascihumansoc.v33i2.13815>
- Araújo, E.J.G.; Loureiro, G.H.; Sanquetta, C.R.; Sanquetta, M.N.I.; Corte, A.P.D.; Netto, S.P. & Behling, A. (2018a) – Allometric models to biomass in restoration areas in the Atlantic rain forest. *Floresta e Ambiente*, vol. 25, n. 1, art. e20160193. <http://dx.doi.org/10.1590/2179-8087.019316>
- Araújo, E.J.G.; Netto, S.P.; Morais, V.A.; David, H.C.; Curto, R.A. & Scolforo, J.R.S. (2018b) – Métodos de amostragem de área variável para a regeneração natural de *Eremanthus erythropappus* (DC.) Macleish. *Floresta*, vol. 48, n. 2, p. 265–276. <http://dx.doi.org/10.5380/ef.v48i2.55726>
- Benítez, F.L.; Anderson, L.O. & Formaggio, A.R. (2016) – Evaluation of geostatistical techniques to estimate the spatial distribution of aboveground biomass in the Amazon rainforest using high-resolution remote sensing data. *Acta Amazonica*, vol. 46, n. 2, p. 151–160. <http://dx.doi.org/10.1590/1809-4392201501254>
- Caldeira, M.A.; Zanetti, R.; Moraes, J.C & Zanuncio, J.C. (2005) – Distribuição espacial de saúveiros (Hymenoptera: Formicidae) em eucaliptais. *Cerne*, vol. 11, n. 1, p. 34–39.
- Guedes, I.C.L.; Mello, J.M.; Silveira, E.M.O.; Mello, C.R.; Reis, A.A. & Gomide, L.R. (2015) – Continuidade espacial de características dendrométricas em povoamentos clonais de *Eucalyptus* sp. avaliada ao longo do tempo. *Cerne*, vol. 21, n. 4, p. 527–534. <http://dx.doi.org/10.1590/01047760201521041824>
- Isaaks, E.H. & Srivastava, R.M (1989). *An introduction to applied geostatistics*. New York: Oxford University Press. 561p.
- Li, J. & Heap, A.D. (2014) – Spatial interpolation methods applied in the environmental sciences: A review. *Environmental Modelling and Software*, vol. 53, p. 173–189. <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2013.12.008>
- Lundgren, W.J.C.; Silva, J.A.A. & Ferreira, R.L.C. (2015) – Estimativa de volume de madeira de eucalipto por cokrigagem, krigagem e regressão. *Cerne*, vol. 21, n. 2, p. 243–250. <http://dx.doi.org/10.1590/01047760201521021532>
- Lundgren, W.J.C.; Silva, J.A.A. & Ferreira, L.C.R. (2016) – Influência do tipo de amostragem na estimativa de volume de madeira de eucalipto por krigagem. *Revista Floresta e Ambiente*, vol. 23, n. 4, p. 511–523. <http://dx.doi.org/10.1590/2179-8087.136315>
- Mazzini, P.L.F. & Schettini, C.A.F. (2009) – Avaliação de metodologias de interpolação espacial aplicadas a dados hidrográficos costeiros quase-sinóticos. *Brazilian Journal of Aquatic Science and Technology*, vol. 13, n. 1, p. 53–64.
- Mello, J.M.; Batista, J.L.F.; Ribeiro Júnior, P.J. & Oliveira, M.S. (2005a) – Ajuste e seleção de modelos espaciais de semivariograma visando à estimativa volumétrica de *Eucalyptus grandis*. *Scientia Forestalis*, n. 69, p. 25–37.
- Mello, J.M.; Batista, J.L.F.; Oliveira, M.S. & Ribeiro Júnior, P.J. (2005b) – Estudo da dependência espacial de características dendrométricas para *Eucalyptus grandis*. *Cerne*, vol. 11, n. 2, p. 113–126.
- Mello, J.M.; Diniz, F.S.; Oliveira, A.D.; Mello, C.R.; Scolforo, J.R.S. & Junior, F.W.A. (2009) – Continuidade espacial para características dendrométricas (número de fustes e volume) em plantios de *Eucalyptus grandis*. *Revista Árvore*, vol. 33, n. 1, p. 185–194. <http://dx.doi.org/10.1590/S0100-67622009000100020>
- Motomiya, A.V.A.; Corá, J.E. & Pereira, G.T. (2006) – Uso da krigagem indicatriz na avaliação de indicadores de fertilidade do solo. *Revista Brasileira de Ciência do Solo*, vol. 30, n. 3, p. 485–496. <http://dx.doi.org/10.1590/S0100-06832006000300010>
- Negreiros, J.; Painho, M. & Aguilar, F. (2008) – Principles of Deterministic Spatial Interpolators. *Tékhné – Revista de Estudos Politécnicos*, vol. 6, n. 9.
- Pelissari, A.L.; Caldeira, S.F; Drescher, R. & Santos, V. (2012) – Modelagem geoestatística da dinâmica espacial da altura dominante de *Tectona grandis* L.f. (TECA). *Enciclopédia Bioesfera*, vol. 8, n. 15, p. 1249–1260.

- Pelissari, A.L., Figueiredo Filho, A.; Caldeira, S.F. & Machado, S.A. (2014) – Geoestatística aplicada ao manejo de povoamentos florestais de teca, em períodos pré-desbaste seletivo, no estado do Mato Grosso. *Revista Brasileira de Biometria*, vol. 32, n. 3, p. 430–444.
- Pelissari, A.L.; Figueiredo Filho, A.; Péllico Netto, S.; Ebling, A.A.; Roveda, M. & Sanquetta, C.R. (2017) – Geostatistical modeling applied to spatiotemporal dynamics of successional tree species groups in a natural Mixed Tropical Forest. *Ecological Indicators*, vol. 78, p. 1–7. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2017.02.044>
- Péllico Netto, S. & Brena, D.A. (1997) – *Inventário Florestal*. 1ª ed. Curitiba: Autores, 316 p.
- R Core Team (2015) – *R: A language and environment for statistical computing*. Vienna, Austria. R Foundation for Statistical Computing.
- Santos, M.C.; Roveda, M.; Zanon, M.L.B; Figueiredo Filho, A.; Roik, M.; Pacheco, J.M & Scavinski, V. (2017) – Inventário florestal utilizando técnicas de silvicultura de precisão em povoamentos de *Eucalyptus grandis* Hill ex Maiden. *Floresta e Ambiente*, vol. 24, art. e00082714. <http://dx.doi.org/10.1590/2179-8087.082714>
- Scolforo, H.F.; Scolforo, J.R.S.; Mello, J.M; Mello, C.R. & Morais, V.A. (2016) – Spatial interpolators for improving the mapping of carbon stock of the arboreal vegetation in Brazilian biomes of Atlantic forest and Savanna. *Forest Ecology and Management*, vol. 376, p. 24–35. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2016.05.047>
- Scolforo, J.R.S. & Thiersch, C.R. (2004) – *Biometria Florestal: Medição, Volumetria e Gravimetria*. Lavras: UFLA/FAEPE. 285 p.
- Xie, Y.; Chen, T.; Lei, M.; Yang, J.; Guo, Q., Song, B. & Zhou, X. (2011) – Spatial distribution of soil heavy metal pollution estimated by different interpolation methods: Accuracy and uncertainty analysis. *Chemosphere*, vol. 82, n. 3, p. 468–476. <https://doi.org/10.1016/j.chemosphere.2010.09.053>
- Yamamoto, J.K. & Landim, P.M.B. (2013) – *Geoestatística: conceitos e aplicações*. 1ª ed. São Paulo: Oficina de Textos. 215p.
- Zimback, C.R.L. (2003) – *Geoestatística*. Botucatu: UNESP. 25p.