

## Predições geoestatísticas e zonas de incerteza no inventário de povoamentos florestais

Aline Bernarda Debastiani<sup>1</sup> Bruna Nascimento de Vasconcellos<sup>1</sup> Ana Paula Marques Martins<sup>1</sup> Ana Paula Dalla Corte<sup>2</sup>  
Carlos Roberto Sanquetta<sup>2</sup>

<sup>1</sup> Programa de pós-graduação em Engenharia Florestal, Universidade Federal do Paraná, Rod. Régis Bittencourt, 9082-9174 - Jardim Botânico, Curitiba - PR, CEP: 80050-540

<sup>2</sup> Departamento de Engenharia Florestal, Universidade Federal do Paraná, Rodovia Régis Bittencourt, 9082-9174 - Jardim Botânico, Curitiba - PR, CEP: 80050-540

\*Author for correspondence: aline.debastiani@gmail.com

Received: 03 October 2017 / Accepted: 04 March 2018 / Published: 31 March 2018

### Resumo

O estudo objetiva modelar e mapear a variabilidade espacial do volume de um povoamento de *Pinus* sp. e avaliar as zonas de incertezas das inferências geradas pelo melhor interpolador geoestatístico testado. Foi realizada a krigagem ordinária testando seis modelos para estimativa do volume, sendo: Circular, Exponencial, Pentaesférico, Esférico, Tetraesférico e Gaussiano. O desempenho dos modelos foi avaliado por meio do grau de dependência espacial (GD), raiz do erro médio quadrático (RMS), erro padrão da estimativa ( $S_{yx}$ %) e coeficiente de determinação ( $R^2$ ) da validação cruzada. Após a escolha do melhor modelo testado, foram geradas as zonas de incerteza das estimativas visando proporcionar o controle nos intervalos de incerteza nas estimativas preditas de forma variável espacialmente, diferente do que tradicionalmente vem sendo aplicado, com a consideração de uma incerteza média para toda a área. O modelo Circular proporcionou os melhores resultados, apresentando o maior grau de dependência espacial e menor RMS e  $S_{yx}$ %, sendo de 1,7 m<sup>3</sup> e 11,2% respectivamente, assim como o maior  $R^2$  (0,9). A zona de certeza representou 77,79%, e as de incerteza de 22,21% da área, o que torna a distribuição espacial das parcelas amostradas confiáveis para interpolação do volume comercial.

**Palavras-chaves:** *Pinus* sp., Volume comercial, Krigagem ordinária, Análise espacial.

### Abstract

The objective of this study is to model and map spatial variability of the volume of a *Pinus* sp. and evaluate as zones of uncertainty generated by the best geostatistical interpolator tested. We performed a periodic analysis and tests of six models for volume estimation, being: Circular, Exponential, PentaSpheric, Spherical, Tetraespheric and Gaussian. The performance of the models was evaluated by the degree of spatial dependence (GD), root mean square error (RMS), standard error of estimation ( $S_{yx}$ ) and coefficient of determination ( $R^2$ ) of cross validation. After a choice of the best model tested, they were generated as zones of uncertainty of the estimates. The Circular model provided the best results, presenting the highest degree of spatial dependence and lower RMS and  $S_{yx}$ , being 1.7 m<sup>3</sup> and 11.2% respectively, as well as the highest  $R^2$  (0.9). The area of certainty represented 77.79%, and those of uncertainty of 22.21% of the area, which makes the spatial distribution of the sampled plots reliable for commercial volume interpolation.

**Keywords:** *Pinus* sp., Commercial volume, Ordinary kriging, Spatial analysis.

### Introdução

Com a crescente demanda por produtos florestais, cada vez mais é exigido desse mercado o emprego de técnicas que busquem o aumento da produção (Brandelero et al. 2007). Dessa forma, informações a respeito das variáveis dendrométricas de uma floresta são de extrema importância para orientar as

intervenções silviculturais a serem aplicadas em um povoamento florestal, o que conseqüentemente, serve de subsídio para as técnicas de manejo e o planejamento da exploração florestal (Leal 2013).

Tais informações básicas para subsidiar o manejo e o planejamento da produção florestal são alcançadas através do inventário florestal, que consiste na medição a campo de tais variáveis (Brandelero et al. 2007). Segundo Aronoff (1989), o inventário florestal é a ferramenta primária para a administração da produção de madeira. Porém, de acordo com Mello (2004), os métodos estatísticos tradicionais aplicados ao processamento dos inventários florestais são baseados em uma medida central e uma medida de dispersão, média e variância respectivamente, com a finalidade de descrever determinados fenômenos, e essas estatísticas não levam em consideração as relações provavelmente existentes entre observações vizinhas, ou seja, tais métodos estatísticos não conseguem explorar a distribuição espacial e as correlações existentes entre as unidades amostrais (Leal et al. 2011).

Entretanto, graças aos avanços tecnológicos da silvicultura de precisão, atualmente é possível medir e identificar relações espaciais entre alguns aspectos limitantes da produção e a produtividade de plantios florestais, e isso é possível, principalmente, devido às técnicas geoestatísticas que possibilitam a predição de valores em locais não amostrados através de funções espaciais de variáveis regionalizadas (Pelissari et al. 2014).

Segundo Matheron (1971), a geoestatística é baseada na Teoria das Variáveis Regionalizadas, sendo que essas variáveis são definidas como uma função espacial numérica de um fenômeno estruturado no espaço. Essa teoria tem a semivariância como medida estatística básica, a qual mensura a estrutura espacial de pontos amostrados e as correlações estatísticas entre tais pontos afastados por consecutivas distâncias (Pelissari et al. 2014).

A geoestatística apresenta potencial para a aplicação no meio florestal para descrever o comportamento de variáveis dendrométricas melhorando estimativas (Leal 2013; Pelissari et al. 2014). Pelissari et al. (2014) listaram alguns trabalhos que mostram tal potencial expondo que a estrutura espacial é uma característica dessas variáveis, tais estudos como os de Rufino et al. (2006), Pereira et al. (2011), Rosa Filho et al. (2011) e Pelissari et al. (2012).

Todavia, como esses procedimentos geoestatísticos são aplicados para a obtenção de estimativas, as incertezas dos atributos espaciais devem ser consideradas. Para tanto, faz-se necessária a realização da análise de incerteza, que é medida pela variância. Essa análise representa a informação da dispersão dos dados em torno do valor médio esperado. A incerteza depende do modelo de distribuição de probabilidades e é calculada pela função de distribuição acumulada condicional (Yamamoto e Landim 2013). Esse tipo de informação ressalta a importância do mapeamento mais preciso e detalhado das variáveis a fim de tornar o inventário florestal mais confiável,

otimizando o tempo de trabalho e minimizando os custos envolvidos.

Dessa forma, mesmo em inventários de floresta plantada, no qual se presume que as variáveis tenham um padrão de homogeneidade, esse padrão, por vezes, não existe e isso se explica pela utilização de variáveis da natureza. Acredita-se que a identificação da existência desses padrões de homogeneidade pode ser realizada com o auxílio de ferramentas geoestatísticas, que além de identificar a variabilidade, pode também apontar áreas nas quais o levantamento florestal não foi suficientemente preciso, possibilitando uma maior acurácia nas estimativas geradas. Logo, o uso da geoestatística irá auxiliar na tomada de decisões em operações florestais, identificando situações de produtividade abaixo do esperado.

Diante do exposto, o objetivo deste trabalho foi modelar e mapear a variabilidade espacial do volume de um povoamento de *Pinus* sp., assim como avaliar as zonas de incertezas geradas pelo melhor interpolador geoestatístico.

## Material e Métodos

### Área de estudo e banco de dados

Para este estudo foram utilizados dados de volume comercial por parcela de *Pinus* sp. implantados em 1982 e pertencente a uma empresa florestal, localizados no Estado do Paraná. Área total dos talhões utilizados no estudo corresponde a 174,16 ha.

O clima da área é classificado, segundo Köppen, como Cfa, que é caracterizado como clima subtropical, com temperatura média no mês mais frio inferior a 18°C e no mês mais quente acima de 22°C, apresentando verões quentes, geadas pouco frequentes e tendência de concentração das chuvas nos meses de verão, contudo sem estação seca definida (INSTITUTO AGRONÔMICO DO PARANÁ - IAPAR, 2017).

### Análise do histograma de frequências da variável analisada

Foi realizada a análise do histograma que de acordo com Yamamoto e Landim (2013), que consiste na verificação dos valores máximo e mínimo, se a distribuição é unimodal, bimodal ou plurimodal; no caso de ser unimodal, se a mesma é simétrica ou assimétrica, e no caso de assimetria, se há *outliers*. O histograma mostra as frequências simples por classes, mas pode-se calcular as frequências acumuladas e representá-las em uma curva de distribuição acumulada, em cujo gráfico o eixo vertical é dimensionado em uma escala de probabilidades aritmética, de modo que os dados de uma distribuição normal se mostram como uma linha reta. Assim, é possível verificar se uma amostra se aproxima ou não de uma distribuição normal.

### Ajuste e escolha do melhor modelo

Realizou-se a krigagem ordinária, que conforme Souza et al. (2010) 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, sendo considerado um bom estimador. Foram ajustados seis modelos geoestatísticos para estimativa do volume: Circular, Exponencial, Pentaesférico, Esférico, Tetraesférico e Gaussiano. Por conseguinte, foram analisadas as estatísticas geradas pela modelagem no intuito de comparar qual o melhor modelo gerado.

Analisou-se o grau de dependência espacial (GD) (Equação 1) definido por Cambardella et al. (1994), que classificam tal grau em forte, se  $GD \leq 25\%$ ; moderado, entre  $25\% < GD \leq 75\%$ ; e fraco, se  $GD > 75\%$ .

$$GD = \frac{CO}{CO+C} * 100 \quad (1)$$

Onde: *GD* = grau de dependência espacial; *CO* = efeito pepita; *CO + C* = patamar.

Wojciechowski (2014) considera que o variograma ou

semivariograma, é uma ferramenta básica de suporte as técnicas geoestatísticas, pois permite representar quantitativamente, a variação de um fenômeno realizado no espaço, onde são obtidos os parâmetros ajustados. Tais parâmetros, segundo Wojciechowski (2014), podem ser definidos como:

- Alcance (a): representa a distância em metros em que as amostras apresentam-se correlacionadas espacialmente.
- Patamar (CO+C): valor do semivariograma correspondente ao seu alcance, sendo uma estimativa da variância, desse ponto em diante, considera-se que não existe mais dependência espacial entre as amostras, pois a variância da diferença entre pares de amostras torna-se invariante com a distância.
- Efeito pepita (CO): representa a descontinuidade do semivariograma para escalas menores que a menor distância entre as amostras. Parte desta continuidade pode ser também devida a erros de medição, mas é possível quantificar se a maior contribuição provém dos erros de medição ou da variabilidade de pequena escala não captada pela amostragem.
- Contribuição (C1): expressa a diferença entre o patamar (c) e o efeito pepita (co).

A escolha do melhor modelo de ajuste baseou-se em aspectos como: o maior grau de dependência espacial (GD), raiz do erro médio quadrático (RMS), coeficiente de determinação (R<sup>2</sup>) e erro padrão da estimativa (S<sub>yx</sub>%), em ordem crescente de importância.

O índice de dependência espacial foi considerado como o parâmetro eliminatório e classificatório na escolha do modelo de melhor ajuste, visto que, se o valor para esse parâmetro for fraco ou nulo, descaracteriza a aplicação do interpolador para a variável analisada.

### Validação cruzada

Logo após a geração do semivariograma e do ajuste dos modelos geoestatísticos, foi realizada a validação cruzada, onde cada valor original é removido do domínio espacial e, usando-se os demais, um novo valor é estimado para esse ponto. Desse modo, um gráfico pode ser construído mostrando a relação entre valores reais e estimados. A validação cruzada não é considerada eficiente para provar que o modelo escolhido é o mais correto, e sim, para mostrar que não está inteiramente incorreto. Logo, a melhor verificação, então, é aquela resultante do confronto entre os valores estimados (Landim 2006).

### Zona de incerteza

Inferências estatísticas baseadas em amostras estão sujeitas a alguma incerteza, que irá depender do tamanho da amostra. A análise de incerteza é medida pela variância, que apresenta uma noção da dispersão dos dados em torno do valor médio esperado. A incerteza depende do modelo de distribuição de probabilidades, dada pela função de distribuição acumulada condicional (Yamamoto e Landim 2013).

As zonas de incerteza foram mapeadas a partir do modelo proposto por Yamamoto et al. (2012), onde são utilizadas equações multiquadráticas que não dependem de modelos de semivariogramas. Dessa forma, produziu-se um mapa de interpolação de variáveis categóricas, baseado em dados da amostra, de modo que, foram estabelecidos limites para as zonas de incerteza.

Yamamoto e Landim (2013) definiram a zona de incerteza conforme Equação 2.

$$S_0^2(x_0; k_{max}) > 0,276ei_{MQ}^*(x_0; k_{max}) < 0,724 \quad (2)$$

Onde: *M* = número de locais interpolados; *S<sub>0</sub>(0)<sup>2</sup>* = variância da interpolação; *K* = variável categórica; *X* = localização *x<sub>0</sub>*.

Trata-se de uma metodologia ainda não muito empregada, mas com potencial muito grande, principalmente para estimativas condicionadas aos pontos vizinhos próximos com a

mesma característica do bloco a ser estimado (Yamamoto e Landim, 2013).

**Resultados e discussão**

A estatística descritiva dos dados mostra que para as 74 parcelas, houve em média 15 m<sup>3</sup> de volume comercial de madeira de *Pinus* sp. por parcela com desvio padrão de aproximadamente 4,8 m<sup>3</sup>. Para as medidas de forma, observa-se que, quanto à curtose, a distribuição foi platicúrtica ( $C > 0,263$ ); já em relação à simetria, a distribuição dos dados tem leve assimetria negativa, pois a média é menor que a mediana (Figura 1). Diante disso, não foi necessária transformação nos dados, pois, conforme Yamamoto e Landim (2013), a transformação só é requerida quando o histograma apresenta assimetria positiva, pois dessa forma evita a influência de poucos valores altos na estimativa de pontos da vizinhança, caracterizada por baixos valores.

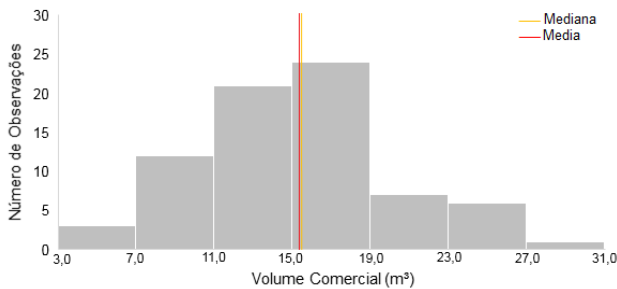


Figura 1 - Histograma dos dados analisados

**Ajuste e seleção dos modelos geoestatísticos**

Na Tabela 1 estão dispostos os parâmetros estimados em cada modelo, assim como as estatísticas de ajuste e seleção dos mesmos.

Tabela 1 - Parâmetros de ajuste e estatísticas de seleção para seis modelos geoestatísticos utilizados para estimativa do volume em um povoamento de *Pinus* sp

Modelos	Parâmetros de ajuste				Estatísticas da validação cruzada			
	C0 (m <sup>3</sup> )	C0 + C (m <sup>3</sup> )	a (m <sup>3</sup> )	GD (%)	RM S (m <sup>3</sup> )	R <sup>2</sup>	S <sub>yx</sub> (%)	Ra nk
Circular	5,37	16,82	680,06	31,91	1,65	0,88	11,17	1
Exponencial	8,03	20,71	2220,11	38,77	2,08	0,81	14,06	2
Pentaesférico	8,37	17,06	1508,67	49,04	2,25	0,78	15,18	3
Esférico	8,29	16,60	1175,54	49,94	2,25	0,77	15,19	4
Tetraesférico	8,81	16,67	1426,02	52,84	2,33	0,76	15,72	5
Gaussiano	9,58	14,52	845,13	65,95	2,78	0,66	18,79	6

De acordo com a Tabela 1, nota-se que o modelo Circular destacou-se entre os modelos, pois apresentou a menor raiz do erro médio quadrático (RMS), única abaixo de 2; menor erro padrão da estimativa (S<sub>yx</sub>%), único abaixo de 12%, e maior coeficiente de determinação (R<sup>2</sup>), além de apresentar o grau de dependência espacial (GD %) mais forte entre os modelos. Subsequente ao modelo Circular no ranking encontra-se o modelo Exponencial. Os modelos Pentaesférico, Esférico e Tetraesférico proporcionaram resultados muito semelhantes entre si. Já o modelo Gaussiano propiciou os piores resultados entre os modelos analisados para essas estatísticas de ajuste e seleção de modelos.

Outro fator que confirma a superioridade do modelo Circular é o efeito pepita (C0). Esse parâmetro corresponde à variância que não pode ser explicada por ser ocasionada por erros de medição ou variações não identificadas (Vieira 2003). Observa-se que os valores de C0 encontram-se entre 5,37 a 9,58

sendo o menor valor apresentado pelo modelo Circular. Já os valores de patamar (C0+C), que são referentes a uma estimativa da variância reconhecida, ficaram entre 14,52 m<sup>3</sup> (modelo Gaussiano) e 20,71 m<sup>3</sup> (modelo Exponencial), os demais modelos apresentaram pouca flutuação, o que indica que, apesar de não ser o modelo de menor variância reconhecida, o modelo Circular não apresenta valores discrepantes em relação aos demais.

Para o parâmetro de alcance (a), a menor distância em que as amostras apresentam-se correlacionadas espacialmente são resultantes dos modelos Circular e Gaussiano e a maior distância é resultante do modelo Exponencial. De maneira geral, há uma tendência de que parcelas próximas apresentem características dendrométricas semelhantes, devido à influência do ambiente, bem como, características do solo e do clima.

Segundo Ávila et al. (2010), a etapa de modelagem da continuidade espacial é fundamental na utilização de procedimentos geoestatísticos, pois é condição essencial para a realização de inferências em locais não amostrados e ainda, segundo Oda (2005) a sensibilidade dos semivariogramas em detectar a variabilidade espacial está diretamente ligada ao melhor ajuste dos dados experimentais ao modelo teórico de semivariograma.

Dessa forma, muitos autores empenham-se em analisar os modelos ajustados, tais como Correia et al. (2014) que modelaram a biomassa de herbáceas sob a árvore umbuzeiro e observaram resultados semelhantes a este estudo, em que os modelos Circular e Exponencial foram os que apresentaram os melhores desempenhos. Já Pelissari et al. (2014) aplicando validação cruzada para os ajustes geoestatísticos para o manejo de povoamentos pré-desbastados de Teca no Estado de Mato Grosso, concluíram que os modelos Exponencial e Esférico foram os mais adequados para a estimativa das variáveis volume e área basal.

Ademais, o conceito central da geoestatística remete à determinação da magnitude da variabilidade espacial expressa por um semivariograma, o qual descreve a estrutura da continuidade espacial da variável (Vieira 2003). Portanto, na Figura 2 é possível visualizar os semivariogramas dos modelos testados. Observa-se que os semivariogramas apresentaram comportamento crescente até o alcance (a), estabilizando-se após esse ponto, sendo que a partir deste, considera-se que não existe mais dependência espacial entre as amostras.

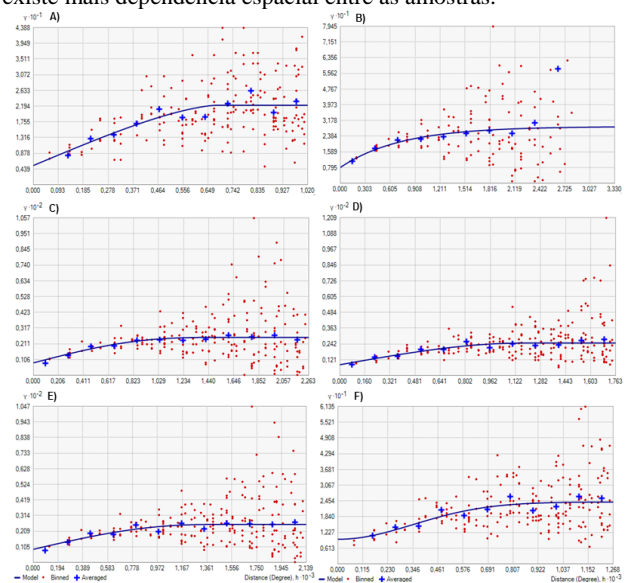


Figura 2 - Representação do semivariograma para os modelos testados, sendo: A) Circular; B) Exponencial; C) Pentaesférico; D) Esférico; E) Tetraesférico; F) Gaussiano

A Figura 3 representa a interpolação resultante de cada

modelo analisado, sendo que, de maneira geral, todos os modelos evidenciam as mesmas áreas de concentração de determinado estoque volumétrico, porém o melhor modelo (Circular) apresenta uma suavização entre as mudanças de classes. Além disso, para esse modelo, a distribuição está melhor representada espacialmente, tendo em vista que existe uma maior continuidade entre os pontos amostrados.

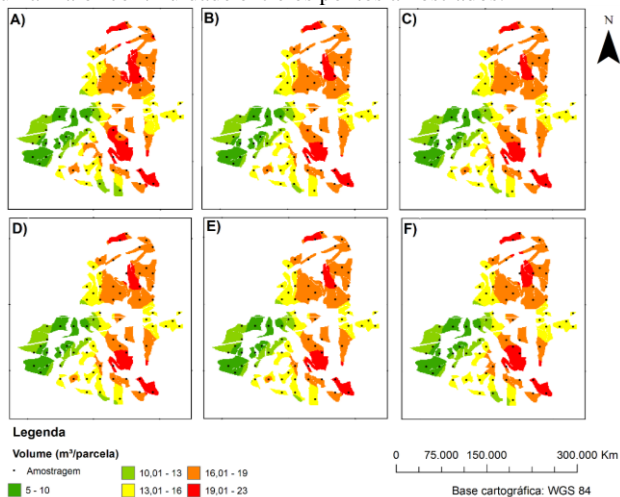


Figura 3 - Representação dos interpoladores testados, sendo: A) Circular; B) Exponencial; C) Pentaesférico; D) Esférico; E) Tetraesférico; F) Gaussiano.

Por meio da interpolação espacial (Figura 3) foi possível inferir o volume comercial para os locais não amostrados na área de estudo, deste modo, foi possível visualizar o comportamento espacial dessa variável e então identificar as áreas de maior produtividade volumétrica, que são as áreas com cores laranja escuro com tendência ao vermelho e as áreas com menor produtividade, que são aquelas com cor verde.

Apesar da credibilidade associada a técnicas geoestatísticas, quando essas utilizadas corretamente, a aplicação dessas tecnologias não está isenta de incertezas, dado que os resultados foram gerados por meio de uma amostragem, e esta amostra por si só é considerada fonte de incerteza em função de amostragem insuficiente ou pela natureza da variável (López 2015). Portanto, foi realizada a distribuição da incerteza associada ao volume comercial de *Pinus* sp. por parcela para a área de estudos (Figura 4).

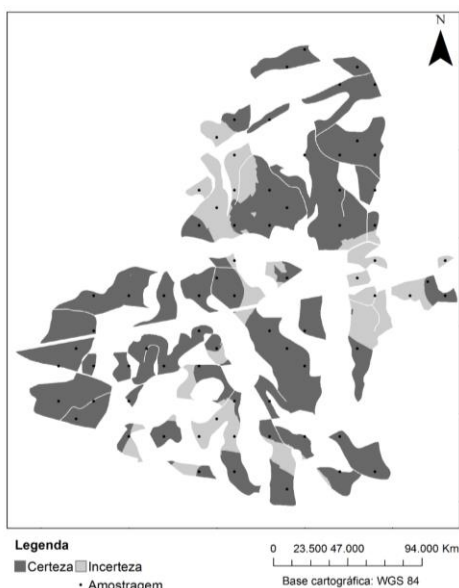


Figura 4 - Incerteza associada à distribuição espacial do volume

Identificou-se que as áreas consideradas como zona de

certeza representam 77,79%, e as de incerteza de 22,21% evidenciando que a maior parte das parcelas apresenta baixa variância entre os dados. Sustentando tais suposições, Farias e Maia (2012) estudando a incerteza do mapeamento batimétrico em um porto no Estado do Ceará, ressaltam que em regiões com baixo grau de similaridade, interpoladores geoestatísticos convencionais, apresentam dificuldade em detalhar com precisão os limiares de regiões com alta variabilidade.

Resultados menos significativos foram encontrados por Cambule et al. (2014) analisando as concentrações, distribuição e incerteza do carbono orgânico do solo em Moçambique, obtiveram alta incerteza utilizando krigagem ordinária (40%) e concluíram que isso se deve principalmente devido à baixa densidade de amostragem em relação à variação espacial de curto alcance. Consequentemente, pode-se deduzir que, para o presente estudo, a amostragem realizada obteve densidade e variação espacial satisfatória devido à baixa incerteza detectada (22,21%).

Ortiz et al. (2004) ressaltam a importância da análise de incerteza, onde os autores ao modelarem a fertilidade do solo, concluíram que as incertezas podem ser usadas na geração de diferentes cenários de mapas de fertilidade, considerando-se diferentes níveis de riscos assumidos, que servirão de apoio a decisões quanto a planejamentos ambientais. Esse mesmo raciocínio pode e deve ser utilizado no meio florestal, uma vez que, em geral os empreendimentos florestais envolvem grandes investimentos financeiros e os mesmos dão retorno em longo prazo.

Yamamoto et al. (2015) ressaltam a importância de reamostragens e pós processamento para reduzir as zonas de incerteza do modelo inicial e assim produzir um modelo final menos incerto e consequentemente mais confiável. Dessa forma, a análise de incerteza torna-se uma importante ferramenta, pois é possível ter garantia de que a estimativa do volume condicionado às parcelas próximas apresenta alta probabilidade de coerência com a realidade.

## Conclusões

Todos os modelos analisados apresentaram moderada dependência espacial, com destaque para o modelo Circular que proporcionou o melhor desempenho na estimativa do volume comercial para o povoamento de *Pinus* sp., seguido pelo modelo Exponencial. O modelo Gaussiano propiciou os piores resultados.

A área de estudo apresentou uma grande zona de certeza, sendo que as estimativas geradas podem ser consideradas como medidas confiáveis. Além disso, sugere-se que sejam realizados novos estudos empregando variáveis dendrométricas com diferentes tipos de amostragem, no intuito de avaliar tal metodologia aplicada ao setor florestal, tendo em vista que o tema ainda é pouco difundido na área.

## Agradecimento

Os autores agradecem à Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES) e Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPQ) pela concessão de bolsa aos primeiros autores.

## Referências

- Aronoff S (1989). *Geographical Information Systems: a management perspective*. Ottawa: WDL Publications. 294p.
- Ávila LF, Mello CR, Silva AM (2010). Continuidade e distribuição espacial da umidade do solo em bacia hidrográfica da Serra da Mantiqueira. *Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental*, 14 (12): 1257-1266.

- Brandelero C, Antunes MUF, Giotto E (2007). Silvicultura de precisão: nova tecnologia para o desenvolvimento florestal. *Revista Ambiente*, 3 (2): 269-281.
- Cambardella CA, Moorman TB, Novak JM, Parkin TB, Karlen DL, Turco RF, Konopka AE (1994). Field-scale variability of soil properties in central Iowa soils. *Soil Science Society of America Journal*, 58 (5): 1501– 1511.
- Cambule AH, Rossiter DG, Stroorvogel JJ, Smaling EMA (2014). Soil organic carbon stocks in the Limpopo National Park, Mozambique: Amount, spatial distribution and uncertainty. *Geoderma*, 213: 46-56. doi: 10.1016/j.geoderma.2013.07.015.
- Correia MD, Menezes RSC, Olinda RA (2014). Modelagem geoestatística da distribuição de carbono do solo e biomassa de herbáceas em sistema silvopastoril na região nordeste do Brasil. *Revista Brasileira de Biomassa*, 31 (2): 116-129.
- Farias EGG, Maia LP (2012). Análise de incerteza do mapeamento batimétrico do canal de navegação do porto do Mucuripe (PE) - Brasil. *Mercator*, 11 (25): 169-177.
- INSTITUTO AGRONÔMICO DO PARANÁ – IAPAR (2017). *Cartas Climáticas do Paraná: Classificação Climática*. Disponível em <http://www.iapar.br/modules/conteudo/conteudo.php?conteudo=863>. Acesso em: 15 abr. de 2017.
- Landim PMB (2006). Sobre geoestatística e mapas. *Terra e didática*, 2 (1): 19-33.
- Leal FA, Miguel EP, Matricardi EAT (2011). Mapeamento de unidades produtivas utilizando a interpolação geoespacial krigagem a partir do inventário florestal em um povoamento de *Eucalyptus urophylla* S. T. Blake. *Enciclopédia Biosfera*, 7 (13): 727-745.
- Leal FA (2013). *Técnicas de sensoriamento remoto e geoestatística aplicadas em um povoamento de Eucalyptus urophylla S. T. Blake para estimativa de volume*. Dissertação, Programa de Pós-Graduação em Ciências Florestais, Universidade de Brasília. 96p.
- López SD (2015). *Mapeamento da incerteza de realizações condicionais da simulação plurigaussiana truncada*. Dissertação, Programa de Pós Graduação em Recursos Minerais e Hidrogeologia, Universidade de São Paulo. 109p.
- Matheron G (1971). *The theory of regionalized variables and its applications*. Fontainebleau: École Nationale Supérieure des Mines de Paris, 211p.
- Mello JM (2004). *Geoestatística aplicada ao inventário florestal*. Piracicaba. 111p.
- ODA ML (2005). *Aplicação de métodos geoestatísticos para identificação de dependência espacial na análise de dados de um experimento em delineamento sistemático tipo "leque"*. Dissertação, Programa de Pós Graduação em Agronomia, Universidade de São Paulo. 72p.
- Ortiz JO, Felgueiras, CA, Druck S, Monteiro, AMV (2004). Modelagem de fertilidade do solo por simulação estocástica com tratamento de incertezas. *Pesquisa Agropecuária Brasileira*, 39 (4): 379- 389. Doi: 10.1590/S0100-204X2004000400012.
- Pelissari AL, Caldeira SF, Drescher R, Santos VS (2012). Modelagem geoestatística da dinâmica espacial da altura dominante de *Tectona grandis* L.f. (TECA). *Enciclopédia Biosfera*, 8 (15): 1249-1260.
- Pelissari AL, Figueiredo Filho A, Caldeira SF, Machado AS (2014). Geoestatística aplicada ao manejo de povoamentos florestais de teca, em períodos pré-desbaste seletivo, no Estado do Mato Grosso. *Revista Brasileira de Biometria*, 32 (3): 430-444.
- Pereira JC, Mourão DAC, Scalet V, Souza CAM (2011). Comparação entre modelos de relação hipsométrica com e sem componente espacial para *Pinus* sp. na FLONA Ipanema – SP. *Scientia Forestalis*, 39 (89): 43-052.
- Rosa Filho G, Carvalho MP, Montanari R, Silva JM, Siqueira GM, Zambianco EC (2011). Variabilidade espacial de propriedades dendrométricas do eucalipto e de atributos físicos de um Latossolo Vermelho. *Bragantia*, 70 (2): 439-446. doi: 10.1590/S0006-87052011000200027.
- Rufino TMC, Thiersch CR, Ferreira SO, Kanegae Junior H, Fais D (2006). Uso da Geoestatística no estudo da relação entre variáveis dendrométricas de povoamentos de *Eucalyptus* sp. e atributos do solo. *Revista Ambiente*, 2 (1): 83-93.
- Souza GS, Lima JSS, Xavier AC, Rocha WSD (2010). Krigagem ordinária e inverso do quadrado da distância aplicados na espacialização de atributos químicos de um argissolo. *Scientia agraria*, 11 (1): 73-81. doi: 10.5380/rsa.v11i1.15939.
- Vieira SR (2003). Uso de geoestatística em estudos de variabilidade espacial de propriedades do solo. In: NOVAIS, R. F.; ALVAREZ V., V. H.; SCHAEFER, C. E. G. R. (Org.). *Tópicos em ciência do solo*, v.1. Viçosa: Sociedade Brasileira de Ciência do Solo. p.01-54.
- Yamamoto JK, Landim PMB (2013). *Geoestatística: conceitos e aplicações*. São Paulo: Oficina de textos, 210p.
- Yamamoto JK, Mao XM, Koike K, Crosta AP, Landim PMB, Hu HZ, Wang CY, Yao LQ (2012). Mapping an uncertainty zone between interpolated types of a categorical variable. *Computers and Geosciences*, 40: 146-152. doi: 10.1016/j.cageo.2011.09.005.
- Yamamoto JK, Kikuda AT, Koike K, Campanha GAC, Leite CBB, Endlen A, Lopes SD (2015). Determination of volumetric uncertainty for geological bodies detected by boreholes. *Measurement*, 66: 45-53. doi: 10.1016/j.measurement.2015.01.023.