



STEPHANY DIOLINO CUNHA

**COMPORTAMENTO ESPACIAL DE CARACTERÍSTICAS
BIOMÉTRICAS PARA *Eucalyptus* spp AO LONGO DO CICLO
DA FLORESTA**

**LAVRAS- MG
2022**

STEPHANY DIOLINO CUNHA

**COMPORTAMENTO ESPACIAL DE CARACTERÍSTICAS BIOMÉTRICAS PARA
Eucalyptus spp AO LONGO DO CICLO DA FLORESTA**

Dissertação apresentada á Universidade Federal de Lavras, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Florestal, área de concentração em Manejo Florestal, para obtenção do título de Mestre.

Dr. José Márcio de Mello
Orientador

**LAVRAS- MG
2022**

Ficha catalográfica elaborada pelo Sistema de Geração de Ficha Catalográfica da Biblioteca
Universitária da UFLA, com dados informados pelo(a) próprio(a) autor(a).

Cunha, Stephany Diolino.

Comportamento espacial de características biométricas para
Eucalyptus spp ao longo do ciclo da floresta / Stephany Diolino
Cunha. - 2022.

59 p. : il.

Orientador(a): José Márcio de Mello.

Dissertação (mestrado acadêmico) - Universidade Federal de
Lavras, 2022.

Bibliografia.

1. Geoestatística. 2. Krigagem. 3. Inventário Florestal.

STEPHANY DIOLINO CUNHA

**COMPORTAMENTO ESPACIAL DE CARACTERÍSTICAS BIOMÉTRICAS PARA
Eucalyptus spp AO LONGO DO CICLO DA FLORESTA**

**SPATIAL BEHAVIOR OF BIOMETRIC CHARACTERISTICS FOR *Eucalyptus* spp
ALONG THE FOREST CYCLE**

Dissertação apresentada á Universidade Federal de Lavras, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Florestal, área de concentração em Manejo Florestal, para obtenção do título de Mestre.

APROVADA em 03 de junho de 2022.

Dr. José Márcio de Mello - UFLA

Dra. Marcela de Castro Nunes Santos Terra - UFLA

Dr. Vinícius Augusto Morais - UNEMAT – Campus Alta Floresta

Dr. José Márcio de Mello

**LAVRAS- MG
2022**

Ao meu querido, amado e saudoso pai, **Adilson Cardoso Cunha** (*in memória*), que se foi no meio dessa trajetória. A você, que me incentivou, encorajou, se sacrificou e não mediu esforços para que eu chegasse até aqui. Essa vitória jamais será somente minha, e sim nossa!

Dedico.

AGRADECIMENTOS

Á Deus, por me amparar ao longo da minha jornada, por me conceder forças e sabedoria para seguir diante as dificuldades da vida, por ser meu refúgio e fortaleza.

Á minha mãe Danuza Diolino Silva Cunha, por estar sempre ao meu lado, pela amizade genuína, amor incondicional e dedicação diária. Ao meu pai, Adilson Cardoso Cunha (*in memória*), que sempre estará presente no meu coração e em minhas orações e sempre será o meu maior exemplo. A minha irmã, Kimberlly Diolino Cunha, por todo o companheirismo. Obrigada por tudo! Sem vocês nada disso seria possível!

A todos os meus demais familiares, pela torcida, apoio e incentivo. Em especial a minha amada avó e segunda mãe, Maria Ivete Silva e ao meu tio, Leubber Marcus Silva.

Aos meus amigos da vida e da graduação que sempre vibraram comigo em cada conquista e se mantiveram ao meu lado nos momentos difíceis. Em especial a Thalia, Yann Caio, Mari, André, Ana Flávia, Livia e Felipe. Ao Matheus Araújo, pelo companheirismo, apoio, dicas e orientações durante toda a minha trajetória.

A Bruna Crivilin, por toda ajuda e carinho durante o período de pós-graduação, e mesmo que pelo breve tempo me acolher em Lavras.

Ao meu orientador, José Márcio de Mello, que em meio ao cenário pandêmico e difícil não mediu esforços para me ajudar, pela compreensão, paciência e ensinamentos.

Ao Inácio, Luiz Otávio e a Natielle por toda a ajuda.

A banca examinadora do exame de qualificação, Marcela Terra, Fausto Acerbi Júnior e Eduarda Silveira pela contribuição. E a banca examinadora do presente trabalho, Marcela Terra e Vinícius Moraes, que gentilmente aceitaram o meu convite.

Aos professores da Universidade Federal de Lavras (UFLA), pelo conhecimento compartilhado.

A Universidade Federal de Lavras (UFLA).

À Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES) pelo auxílio financeiro durante todo o período do mestrado.

“O sucesso não é o final, falhar não é fatal; é a coragem para continuar que conta.”

Winston Churchill

RESUMO

Para auxiliar a prática do inventário florestal, é importante considerar e associar, à coleta e análise de dados geoespaciais. Tornando-se fundamental compreender as variações espaciais das características biométricas para subsidiar o manejo com maior acurácia e menor custo. Nesse contexto, objetivou-se avaliar a estrutura de continuidade espacial de diferentes características biométricas em plantios clonais de eucalipto ao longo do ciclo da floresta, bem como, verificar o comportamento destas características por meio dos mapas de krigagem. Os dados foram coletados em 107 parcelas, obtidas mediante inventários florestais contínuos (IFC) realizados nos anos de 2016 a 2019 com clones de *Eucalyptus* spp. Em cada parcela, foram analisados, o volume (m^3), área basal (m^2), altura total (m) e altura média das árvores dominantes (m). Para todas as características biométricas foi realizada a análise exploratória de dados, ajustes de semivariogramas experimentais, estatísticas de ajuste, Índice de Dependência Espacial (IDE), Grau de Dependência Espacial (DE) e semivariogramas escalonados ao longo dos anos. Os modelos espaciais, esférico, exponencial e gaussiano foram ajustados aos semivariogramas experimentais pelo Método dos Quadrados Mínimos Ponderados. O modelo de melhor ajuste foi utilizado pela krigagem ordinária na espacialização das variáveis analisadas. A correlação entre os valores estimados pela krigagem para cada variável em sua respectiva idade de medição foi realizada por meio da matriz de correlação entre mapas. Os resultados pelo semivariograma escalonado demonstraram que todas as características biométricas apresentaram dependência espacial ao longo dos anos. O modelo que melhor representou a base de dados foi o exponencial. A utilização da krigagem proporcionou a percepção das alterações das diferentes características biométricas em seus respectivos anos de mensuração, permitindo inferir quanto ao desenvolvimento do *Eucalyptus* spp. A correlação entre os mapas gerados por meio da krigagem ordinária constatou que as idades iniciais têm menos correlação com as idades mais velhas, para todas as variáveis biométricas analisadas. No entanto, a correlação permitiu inferir que os mapas de krigagem tiveram um padrão espacial de distribuição da variável, semelhante entre as idades avaliadas. Verificando que as áreas mais produtivas e áreas menos produtivas permaneceram alocadas espacialmente no mesmo lugar. Permitindo a possibilidade de gerar estratos em idades mais jovens.

Palavras-chave: Geoestatística. Krigagem. Inventário florestal.

ABSTRACT

To assist in the practice of forest inventory, it is important to consider and associate geospatial data collection and analysis. It is essential to understand the spatial variations of biometric characteristics to support management with greater accuracy and lower cost. In this context, the objective was to evaluate the spatial continuity structure of different biometric characteristics in eucalyptus clonal plantations throughout the forest cycle, as well as to verify the behavior of these characteristics through kriging maps. Data were collected in 107 plots, obtained through continuous forest inventories (IFC) carried out in the years 2016 to 2019 with *Eucalyptus* spp clones. In each plot, the volume (m^3), basal area (m^2), total height (m) and average height of the dominant trees (m) were analyzed. For all biometric characteristics, exploratory data analysis, experimental semivariogram adjustments, adjustment statistics, Spatial Dependence Index (IDE), Degree of Spatial Dependence (ED) and staggered semivariograms over the years were performed. The spatial, spherical, exponential and Gaussian models were adjusted to the experimental semivariograms by the Weighted Minimum Squares Method. The best fit model was used by ordinary kriging in the spatialization of the variables analyzed. The correlation between the values estimated by kriging for each variable in its respective measurement age was performed by means of the matrix of correlation between maps. The results by the staggered semivariogram showed that all biometric characteristics presented spatial dependence over the years. The model that best represented the database was exponential. The use of kriging provided the perception of changes in the different biometric characteristics in their respective years of measurement, allowing us to infer about the development of *Eucalyptus* spp. The correlation between the maps generated through ordinary kriging found that the initial ages are less correlated with older ages for all biometric variables analyzed. However, the correlation allowed us to infer that the kriging maps had a spatial pattern of distribution of the variable, similar between the ages evaluated. Verifying the most productive areas and less productive areas remained spatially located in the same place. Allowing the possibility of generating strata at younger ages.

Keywords: Geostatistics. Kriging. Forest inventory.

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO	11
1.1. Objetivos	13
1.1.1. Objetivo geral	13
1.1.2. Objetivos específicos	13
2. REFERENCIAL TEÓRICO.....	14
2.1. Variáveis biométricas	14
2.2. Inventário Florestal	15
2.3. Teoria da geoestatística e suas definições.....	15
2.3.1. Semivariograma	17
2.3.2. Validação cruzada.....	20
2.3.3. Inferência espacial – krigagem	21
2.4. Análises geoestatísticas em povoamentos florestais.....	22
4. MATERIAL E MÉTODOS	24
4.1. Caracterização da área de estudo	24
4.2. Coleta dos dados	24
4.3. Análise exploratória dos dados	25
4.4. Análise geoestatística.....	25
4.4.1. Modelagem do semivariograma.....	25
4.4.2. Seleção de modelos.....	26
4.4.2.1. Validação cruzada.....	26
4.4.2.2. Semivariograma escalonado	26
4.4.2.3. Critério de informação de Akaike (AIC)	27
4.4.2.4. Índice de dependência espacial (IDE).....	28
4.4.2.5. Grau de dependência espacial (DE).....	29
4.4.3. Inferência espacial – krigagem	30
5. RESULTADOS	31
5.1. Análise exploratória dos dados	31
5.1.1. Avaliação de dados discrepantes	31
5.1.2. Avaliação da normalidade dos dados.....	32
5.1.3. Estatísticas descritivas dos dados	33
5. 2. Análise geoestatística.....	34
6. DISCUSSÃO	43
6.1. Análise exploratória dos dados	43
6.2. Análise geoestatística.....	45
7. CONCLUSÃO.....	49

REFERÊNCIAS....	50
------------------------	-----------

1. INTRODUÇÃO

O estudo das características biométricas é importante para uma ampla gama de pesquisas científicas, com foco principal para o manejo e planejamento da produção florestal (DEBASTIANI et al., 2018). Entretanto, para obter informações sobre o acompanhamento e gestão das florestas a atividade necessária é o inventário florestal. Os inventários florestais geralmente utilizam princípios básicos da estatística clássica, fundamentado em uma medida de posição e uma medida de dispersão para explicar os fenômenos (ROVEDA et al., 2016). No qual, a partir de uma amostra estima-se a variável de interesse para toda a área, admitindo que os dados possuem uma distribuição independente ao longo do espaço. No entanto, tais análises, frequentemente não consideram a distribuição, o comportamento e as correlações espaciais que por ventura possam existir entre as unidades amostrais (DEBASTIANI et al., 2018).

Diante disso, para auxiliar a prática do inventário florestal, é importante considerar e associar aos estudos, a coleta e análise de dados geoespaciais (SANTOS et al., 2017), com o objetivo de analisar as relações existentes entre as unidades amostrais (VETTORAZZI e FERRAZ, 2000). De modo que, estas análises relacionadas com a administração das florestas, proporcionam a obtenção de dados com menor custo e maior rigor (SOUZA et al., 2015). Além disso, possibilitam maior precisão para a avaliação dos resultados e conseqüentemente tomada de decisões adequadas para o manejo florestal.

A análise de um determinado dado espacial é possível por meio da evolução geotecnológica associada à geoestatística. A estatística espacial tem como finalidade explicar os fenômenos que apresentam dependência espacial, ou seja, tendência a que o valor de uma variável associada a uma determinada localização, assemelhe-se mais ao valor de suas amostras vizinhas do que ao restante das localizações do conjunto amostral (GUIMARARÃES, 2004). Portanto, para que as análises sejam aplicadas nesse contexto, é fundamental o estudo do comportamento espacial das características do povoamento.

O fundamento da geoestatística está baseado na Teoria das Variáveis Regionalizadas desenvolvida por Matheron (1963), que possibilita a predição de valores em locais não amostrados por meio de funções espaciais (PELLISSARI et al. 2014). A análise do comportamento espacial é realizada definindo a variável regionalizada como uma função espacial que varia de um local para outro com continuidade aparente (MELLO, 2004).

Para analisar a correlação espacial, a princípio, o semivariograma é o método mais utilizado. Ele representa graficamente a relação da semivariância, que é uma medida de dispersão, com a distância (GUEDES et al., 2015). Este gráfico permite definir se a distância

tem ou não influência na variância. Se houver dependência, implica que a variância é influenciada pela distância. Além do mais, pelo semivariograma é possível demonstrar que uma determinada característica pode apresentar comportamentos diferentes, ou seja, que a continuidade espacial e os parâmetros podem ser modificados devido a fatores naturais, biológicos, em razão da amostragem, dentre outros. Tendo como principal objetivo identificar se um determinado fenômeno natural possui continuidade espacial e como esse se comporta ao longo do tempo (ATAÍDE, 2019).

Diante disso, o estudo da modelagem geoestatística é fundamental por proporcionar maior precisão na prognose de variáveis biométricas para o setor florestal. Além disso, por meio da análise espacial é possível obter o mapeamento da distribuição espacializada das variáveis biométricas usando a técnica da krigagem. Sendo possível por meio de tais recursos adquirir informações sobre a produtividade, com menor custo e maior praticidade. Evidenciando dessa forma, a importância de estudos com o objetivo de analisar a estrutura de dependência espacial, visando fomentar o avanço do setor florestal brasileiro.

1.1. Objetivos

1.1.1. Objetivo geral

Avaliar a estrutura de continuidade espacial de diferentes características biométricas em plantios clonais de eucalipto ao longo do ciclo da floresta em primeira rotação, no estado de Minas Gerais, Brasil.

1.1.2. Objetivos específicos

- a) Avaliar por meio de parâmetros, estatísticas de ajustes e índices, a estrutura e o padrão de dependência espacial das variáveis, área basal, altura total, altura dominante e volume, ao longo de quatro anos consecutivos do desenvolvimento da floresta;
- b) Selecionar um modelo que defina a dependência espacial das características biométricas analisadas ao longo dos anos;
- c) Verificar o comportamento dos mapas de krigagem de cada variável biométrica, a fim de definir se há alguma característica que permite gerar mapas de classe de produtividade nas idades mais jovens;
- d) Realizar a correlação espacial entre os mapas de krigagem em diferentes idades do *Eucalyptus* spp, com intuito de verificar o comportamento das características biométricas ao longo do tempo.

2. REFERENCIAL TEÓRICO

2.1. Variáveis biométricas

O acompanhamento, desenvolvimento e a produção de um povoamento florestal são fundamentais para o ordenamento racional dos produtos (SOARES, PAULA NETO, SOUSA, 2006). O levantamento das variáveis quantitativas de uma floresta serve como base técnica na orientação do planejamento do manejo florestal, que em grande parte é construído por meio das variáveis dendrométricas (SILVA e PAULA NETO, 1979). Nesse sentido, é de suma importância o estudo de características como o volume, diâmetro e a análise do crescimento da floresta.

O diâmetro é a variável mais importante na quantificação volumétrica, avaliação de biomassa e estudos que estão relacionados ao crescimento (SCOLFORO, 1998). A variável se caracteriza como uma das medidas mais utilizadas para cálculos, como, área transversal, fator de forma e volume. Além disso, o diâmetro pode ser usado na determinação da densidade da floresta em termos de área basal (CUNHA, 2004). A altura está intrinsecamente relacionada com a obtenção do volume de uma árvore. O estudo do incremento em altura total auxilia no arranjo da produção, atuando como um indicador da qualidade do sítio (CUNHA, 2004; SILVA e PAULA NETO, 1979).

O crescimento de uma árvore é um fenômeno importante e que rege o ecossistema florestal. Esse fenômeno consiste basicamente no alongamento e aumento de todos os seus componentes, alterando o volume, peso e a forma da árvore (SCOLFORO, 1998). Desse modo, é evidente, a necessidade de estudos com objetivo de analisar a altura e o diâmetro. Afinal, são fatores que estão diretamente relacionados com o volume, sendo esse, um dos principais objetivos na obtenção final dos produtos em formações florestais.

O conhecimento da dinâmica de crescimento e das interações entre os indivíduos em um povoamento florestal é fundamental para práticas que propiciem o aumento da produtividade (GOUVEIA JÚNIOR; MATIAS; SOARES, 2016). Devido a isso, há estudos sobre as variáveis dendrométricas relacionados com o solo, espaçamento, clima, anatomia da madeira, serapilheira (ROSA FILHO et al. 2011; MURTA JÚNIOR et al. 2020; EUFRANDE-JUNIOR et al. 2021; GOMES et al. 2009; RUFINO et al. 2006; MELLO et al. 2005), dentre outros. Em vista disso, é notória a relevância de tais características biométricas em diversas pesquisas florestais, e a ampla aplicabilidade para impulsionar análises associadas a tecnologias atuais para fomentar o setor florestal brasileiro.

2.2. Inventário Florestal

O inventário florestal é uma técnica empreendida no levantamento de informações qualitativas e quantitativas da floresta (SCOLFORO; MELLO, 2006). Esse recurso é fundamental para o diagnóstico produtivo dos povoamentos. Promovendo informações a respeito do planejamento dos produtos florestais, da avaliação do estoque de madeira, das estratégias de manejo, na análise dos fatores bióticos e abióticos. Além de auxiliar no monitoramento da evolução de florestas de proteção e conservação, visando organizar ações para sua manutenção (FLORIANO, 2021).

Os inventários florestais são caracterizados de diversas formas, quanto, a abrangência espacial (nacional, estadual, regional ou local), ao nível de planejamento (estratégico, tático, operacional), a forma de levantamento (censo ou amostragem), a abordagem no tempo (temporário ou contínuo) e ao objetivo final (madeira, biomassa, manejo e entre outros) (FLORIANO, 2021). Os inventários são realizados com base na teoria da amostragem clássica, que consiste em amostrar uma fração da população para obter estimativas que representem devidamente a mesma como um todo (BATISTA, COUTO, SILVA FILHO, 2014).

No entanto, quando o objetivo é adquirir informações sobre o monitoramento da floresta em múltiplas ocasiões, o Inventário Florestal Contínuo (IFC), é o método utilizado para obtenção de dados sobre a mudança da arquitetura, estrutura e composição florística. Tendo como finalidade verificar e avaliar o crescimento e a evolução da floresta ao longo do tempo. Determinando o monitoramento do resultado de tratos culturais e ações de manejo, concedendo informações sobre a silvicultura de precisão, a modelagem do crescimento e a idade ótima de rotação (FLORIANO, 2021). Permitindo coletar informações precisas e confiáveis do povoamento para o planejamento estratégico das empresas florestais (SILVA FILHO, 2014), se tornando fundamental na tomada de decisões no manejo.

2.3. Teoria da geoestatística e suas definições

A correlação ou dependência espacial é uma característica recorrente nos estudos relacionados aos recursos naturais (PFUTZ, 2020). Por meio da dependência espacial é possível constatar que algumas características não variam ao acaso e seguem um determinado padrão espacial, ou seja, que determinados fenômenos naturais podem apresentar grau de variações entre vizinhos (MELLO, 2004). Nesse sentido, pode-se dizer que valores em locais mais próximos entre si são mais semelhantes, do que, aqueles observados em locais mais

distantes. E, quando for constatada essa relação de dependência espacial, os dados não deveriam ser tratados como independentes (MARQUES, 2006).

As observações de dados com dependência espacial ocorreram inicialmente em 1910, por meio de experimentos de milho realizados por Smith, seguindo por estudos conduzidos por Mercer e Hall (1911), Montgomer (1913), Robinson e Lloyd (1915), Pendleton (1919) e Waynick e Sharp (1919). No entanto, devido à falta de recursos tecnológicos, esses estudos ficaram estagnados no tempo, e apenas em 1951, Daniel Krige, analisando a concentração de ouro na África do Sul notou que deveria considerar a distância entre as amostras, introduzindo o conceito de média móvel.

A partir da realização desses estudos e pelo aprimoramento das observações de dados com dependência espacial que surgiu a geoestatística. A geoestatística é uma subárea da estatística espacial que tem como objetivo analisar a caracterização espacial de uma variável de interesse por meio do estudo de sua distribuição e variabilidade (YAMAMOTO e LANDIM, 2013). Mediante os métodos geoestatísticos é possível estabelecer uma função de correlação espacial que visa explicar uma variável aleatória conhecida como variável regionalizada (PFUTZ, 2020).

Nesse sentido, Matheron em 1963 desenvolveu o conceito da Teoria das Variáveis Regionalizadas, que é conhecido como o princípio básico da geoestatística. Definindo a variável regionalizada como sendo uma função espacial, que varia de um local para outro, com uma continuidade aparente, no qual, a variação não pode ser representada por uma função matemática simples (MELLO, 2004).

A Teoria das Variáveis Regionalizadas possui um valor definido em cada ponto do espaço (MATHERON, 1963). Contendo as seguintes características qualitativas: a variável pode ser localizada, ou seja, suas oscilações ocorrem dentro de um espaço (observa-se uma continuidade moderadamente estável em sua variação espacial). E apresenta diferentes tipos de anisotropia, ou seja, o teor de um determinado elemento pode apresentar continuidades diferentes, ou alcances distintos ao longo de várias direções (MATHERON, 1963).

Por meio da Teoria das Variáveis Regionalizadas, a partir do ponto de vista matemático, uma variável regionalizada é uma função $f(x)$ em um ponto x do espaço, e representa aspectos: um aspecto aleatório, atribuído a variações irregulares e imprevisíveis; um aspecto estrutural, que reflete as características estruturais - continuidade - do fenômeno regionalizado; e um erro aleatório (MATHERON, 1963).

O valor de x expressa à posição em várias dimensões, e o valor da variável Z , em x , é representado por (Equação 1):

$$Z(x_i) = M(x) + \epsilon' x + \epsilon_i \quad (1)$$

Em que:

$M(x)$: função determinística que descreve a componente estrutural Z em x ;

$\epsilon' x$: termo estocástico que varia quanto ao local e depende espacialmente de $M(x)$ “quantidade” de variação que o modelo espacial explica sobre os dados;

ϵ_i : ruído aleatório.

2.3.1. Semivariograma

Quando se trata de pesquisas geoestatísticas, a primeira etapa é a análise exploratória de dados, visando avaliar a distribuição dos elementos e as possíveis tendências. Na sequência, depois de constatado que os dados apresentam dependência espacial, a análise do semivariograma é fundamental para compreender o comportamento dos elementos avaliados com relação a distância. Tendo como finalidade representar quantitativamente a continuidade espacial de uma variável regionalizada no espaço (GUEDES et al., 2015).

O semivariograma quando constatado dependência espacial, é constituído pelos parâmetros: alcance ou amplitude ou range (a ou ϕ): distância segundo a qual as amostras passam a ser independentes e sem correlação espacial. Em outras palavras, é a distância que uma variável não tem mais relação com a amostra vizinha, indicando assim a aleatoriedade de dados independentes; patamar ou sill (C_0+C ou $\sigma^2+\tau^2$): ponto em que o valor da variância se estabiliza, ou seja, desse ponto em diante não existe mais dependência espacial, o que implica que a distância não tem mais influência sobre a variância; efeito pepita (C_0 ou τ^2): refere-se a quantidade aleatória do fenômeno, indicando a variação ao acaso ou erros de amostragem em razão a sua escala; contribuição ou variância espacial (C_1 ou σ^2): diferença entre o patamar e o efeito pepita (SANTOS, 2013) (Figura 1).

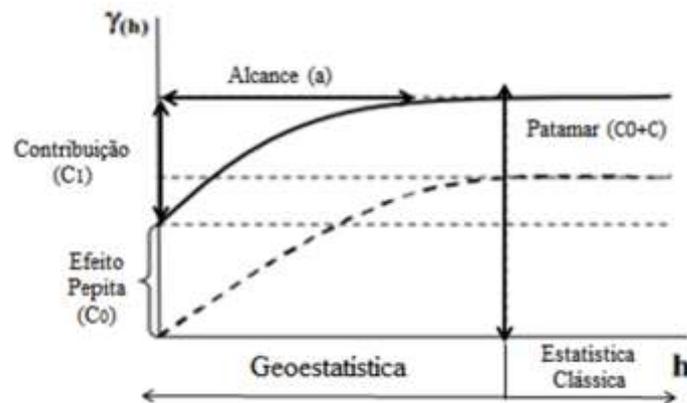


Figura 1: Semivariograma típico de análises geoestatísticas sem tendência.

Fonte: Adaptado PFUTZ (2020).

A função variograma ($2\gamma(h)$), é a esperança matemática do quadrado da diferença entre pares de pontos separados por uma distância (h). Tendo como objetivo analisar o efeito da distância sobre a variância. Visando conhecer com clareza a hipótese intrínseca (a esperança de uma variável regionalizada é igual à média e requer estacionaridade do variograma) (YAMAMOTO e LANDIM, 2013). Representada pela seguinte equação (Equação 2):

$$2\gamma(h) = E\{[Z(x) - Z(x + h)]^2\} \quad (2)$$

Em que:

$2\gamma(h)$: variograma estimado para cada distância;

$Z(x)$: valor da variável regionalizada no ponto x ;

$Z(x + h)$: valor no ponto $x + h$.

A metade da função variograma é denominada de semivariograma ($\hat{\gamma}(h)$). Este gráfico é fundamental nas análises geoestatísticas, afinal, o seu produto influencia na tomada de decisão em resultados posteriores da estatística espacial, interferindo na conclusão do estudo (SANTOS, 2013). O semivariograma expressa a variação de um determinado atributo em relação à distância. Tendo como objetivo principal encontrar a variância de uma determinada característica em diferentes distâncias amostradas. Nesse caso, se a variância aumenta com o aumento da distância, significa que são variáveis dependentes e a análise deve ser realizada por meio da geoestatística (SILVA, 1998).

O semivariograma é definido a partir da função semivariância em relação as suas respectivas distâncias. O prefixo semi se deve a divisão da média das diferenças por dois, ou seja, o semivariograma é definido como a metade da variância entre observações de uma variável aleatória Z , separada por uma distância h (MELLO, 2004). O semivariograma permite descrever quantitativamente a relação da semivariância para diferentes combinações de pares de pontos, e assim, interpretar a continuidade espacial da variável regionalizada (MELLO, 2004). O semivariograma é representado pela fórmula (Equação 3):

$$\hat{\gamma}(h) = \frac{1}{2N(h)} \sum_{i=1}^{N(h)} [Z(x) - Z(x + h)]^2 \quad (3)$$

Em que:

$\hat{\gamma}(h)$: semivariância estimada para cada distância;

$N(h)$: é o número de pares de pontos separados por uma distância h ;

$Z(x)$: valor da variável regionalizada no ponto x ;

$Z(x + h)$: valor no ponto $x + h$.

O semivariograma é classificado em modelos com patamar e sem patamar. Os semivariogramas com patamar atingem a estabilidade, à medida que aumenta a distância entre as amostras, sendo oriundos de variável regionalizada estacionária (ANDRIOTTI, 2003). Os modelos esférico, exponencial e gaussiano estão entre os mais utilizados nos semivariogramas com patamar, devido principalmente à capacidade de explicar grande parte dos fenômenos espaciais (YAMAMOTO e LANDIM, 2013).

Os semivariogramas sem patamar provêm da variável regionalizada conhecida como intrínseca, ou seja, quando o semivariograma aumenta lentamente com o quadrado das distâncias. E mesmo na presença de tendência nos dados, o mesmo não apresenta patamar (ANDRIOTTI, 2003). Os modelos sem patamar são empregados quando a amostragem é insuficiente ou incompleta, e são denominados de linear e logarítmico (YAMAMOTO e LANDIM, 2013).

O semivariograma apresenta características estruturais para representar comportamentos específicos de uma variável regionalizada, com a finalidade de auxiliar na compreensão do fenômeno espacial (ANDRIOTTI, 2003). Quando se trata do estudo variográfico visando analisar a estrutura dos dados, a característica mais observada é a anisotropia. Este fenômeno indica que a covariância não é a mesma em todas as direções. E nesse sentido, para identificar a presença desse fenômeno, sugere realizar o cálculo do

semivariograma em quatro diferentes direções, 0°, 45°, 90° e 135° no plano espacial (PFUTZ, 2020).

O ajuste do semivariograma é uma etapa importante, e requer testes e análises criteriosas para testar os parâmetros. A partir dessas informações, é possível afirmar com precisão qual melhor modelo ajustado.

2.3.2. Validação cruzada

A validação cruzada é um procedimento que consiste em retirar um ponto do conjunto original dos dados e estimar esse ponto com base nos demais (ANDRIOTTI, 2002). Esta ferramenta visa constatar as suposições entre os modelos utilizados pela krigagem. Tendo como objetivo verificar se o modelo ajustado está sendo eficiente nas estimativas, e se o modelo foi satisfatório, é possível reproduzir informações adequadas da amostra (PFUTZ, 2020). Em outras palavras, a validação cruzada consiste basicamente em verificar a qualidade do modelo ajustado e definir se o modelo de semivariograma escolhido representa de forma suficiente os dados (SANTOS, 2013).

As principais estatísticas de avaliação dos modelos na validação cruzada são o Erro Médio Reduzido (ER) (Equação 4) e Desvio Padrão dos Erros Médios Reduzidos (S_{ER}) (Equação 5). Essas estatísticas são classificadas para representar o modelo quando, o erro médio reduzido for mais próximo de 0 e o valor de desvio padrão for o mais próximo possível de 1. Além destas duas estatísticas quantitativas, há também os gráficos de resíduos que devem ser avaliados, a fim de avaliar a qualidade preditiva de cada modelo.

$$\overline{ER} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{z(x_{i0}) - \hat{z}(x_{i0})}{\sigma(x_{i0})} \quad (4)$$

$$S_{ER} = \sqrt{\frac{1}{n} * \sum_i \left(\frac{z(x_0) - \hat{z}(x_0)}{\sigma(x_0)} \right)^2} \quad (5)$$

Diante disso, a figura abaixo foi idealizada com intuito de sintetizar os principais procedimentos dos métodos geoestatísticos (Figura 2):

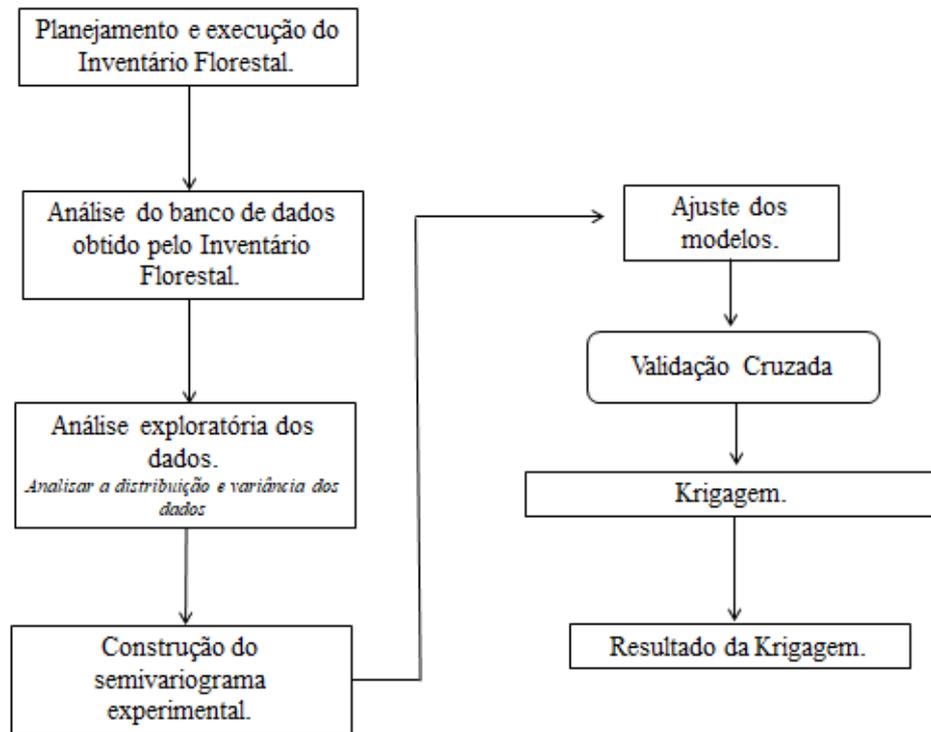


Figura 2: Síntese dos procedimentos geoestatísticos.

Fonte: Adaptado SANTOS (2013).

2.3.3. Inferência espacial – krigagem

A krigagem é um método de inferência espacial que visa estimar dados em pontos não amostrados com base em locais amostrados, além de apresentar estimativas não tendenciosas com mínima variância (SOUZA et al., 2015). O termo krigagem foi estabelecido por George Matheron em homenagem a Daniel G. Krige, engenheiro de minas. Foi o primeiro a introduzir o uso de médias móveis em reservas de mineração, no ano de 1951 (ANDRIOTTI, 2003; YAMAMOTO; LANDIM, 2013).

A krigagem pode ser aplicada em diferentes áreas da ciência e de diferentes formas. O método pode ser utilizado na produção de mapas de valores preditos, mapas de erro padrão associado a tais valores, mapas de probabilidade e percentis (ANDRIOTTI, 2003). Esse método de inferência é determinado a partir da correlação espacial existente entre os pontos, baseado no semivariograma. Havendo a possibilidade de calcular o valor de cada um dos pontos, considerando a variância de estimativa mínima. A krigagem é classificada como um estimador não enviesado, ou seja, espera-se que a distância média entre os valores estimados e originais seja sempre igual à zero (GUERRA, 1988 e ANDRIOTTI, 2003) (Equação 6).

$$\hat{Z}(x_0) = \sum_{i=1}^n \lambda_i Z(X_i) \quad (6)$$

Em que:

λ_i : são os pesos de krigagem definidos conforme o semivariograma;

$Z(X_i)$: são os pontos amostrados.

O método de krigagem é variável de acordo com o tipo de dados, sejam estes lineares ou não lineares. Para o tratamento de dados lineares é utilizada a krigagem simples, krigagem ordinária, krigagem universal e krigagem intrínseca (YAMAMOTO; LANDIM, 2013). Em relação aos dados não lineares, os métodos comumente utilizados são a krigagem lognormal, krigagem multigaussiana, krigagem indicativa, krigagem probabilística, e krigagem disjuntiva (YAMAMOTO; LANDIM, 2013). Apesar da diversidade de métodos existentes, a krigagem ordinária é a mais utilizada e conhecida (MARQUES, 2006).

A krigagem ordinária é aplicada quando a média é considerada desconhecida na área de estudo, ou seja, quando não é necessário obter informação da média e da estacionariedade em toda área. Devido a esse fator é classificada como a mais utilizada entre as krigagens lineares (ANDRIOTTI, 2002).

2.4. Análises geoestatísticas em povoamentos florestais

A aplicação de análise geoestatística com variáveis biométricas é amplamente utilizada. Existem estudos desde 1942 com o objetivo de analisar a continuidade espacial do volume de madeira por meio de amostras sistemáticas (OSBORNE, 1942). Entretanto, devido a falta de recursos tecnológicos, houve um vazio de pesquisas, e os trabalhos retornaram na década de 80 por Samra et al. (1989). Visando modelar o crescimento da altura dominante de uma espécie florestal na Índia, verificaram que o erro da estimativa foi de aproximadamente 9% em relação a altura média nos três anos de medição.

No ano de 1990, com o intuito de analisar a aplicabilidade das técnicas geoestatísticas associadas ao sensoriamento remoto, Cochen et al. (1990) e Wulder et al. (1996) avaliaram a caracterização da estrutura de copa de coníferas a partir de imagens de satélite e parâmetros como índice de área foliar e área basal. Constataram a possibilidade de usar métodos geoestatísticos para o mapeamento das variáveis biométricas. Além dos estudos supracitados, a geoestatística também foi aplicada, na estimativa de índices de sítio (HÖCK et al. 1998, PELISSARI et al. 2014, GUEDES et al. 2015), estimativa do volume total de madeira em um povoamento de *Pinus* sp. (GUNNARSON et al., 1998) e determinação do grau de dependência espacial para área basal de *Pinus ponderosa* (BIONDI et al., 1994).

Com o avanço científico e tecnológico, novos estudos foram realizados com a finalidade de monitorar e analisar as florestas por meio de análises geoestatísticas. Como exemplo, Mello et al. (2009), analisaram os métodos de amostragem casual simples e do interpolador geoestatístico para estimar o volume e o número de fuste em plantio de *Eucalyptus grandis*. Os autores encontram diferenças significativas entre os métodos analisados para o número de fuste. O mesmo autor (Mello, 2004) realizou sua tese voltada diretamente para a geoestatística aplicada ao inventário florestal. Executou vários estudos e obteve diferentes resultados analisando a dependência espacial do eucalipto (MELLO et al., 2005; MELLO et al., 2006).

Silveira et al. (2017), observaram a caracterização da heterogeneidade espacial da paisagem com auxílio de parâmetros do semivariograma derivado de imagens NDVI (Índice de Vegetação da Diferença Normalizada) em áreas de florestas e áreas submetidas a ação antrópica na Amazônia. Concluíram que os parâmetros do semivariograma derivados de imagens podem ser utilizados como um indicador de heterogeneidade da paisagem. Gerando mapas que permitem aos pesquisadores delinear com maior eficácia o regime de amostragem.

Ataíde et al. (2021), com o objetivo de avaliar a estrutura de dependência espacial de variáveis dendrométricas analisaram um povoamento de eucalipto em Minas Gerais, por meio do inventário florestal contínuo. Os resultados constataram a predominância de forte dependência espacial independentemente da idade e da intensidade amostral, principalmente para altura média das árvores dominantes e volume de madeira. Além disso, a estrutura de dependência espacial não foi influenciada pelo aumento da idade do povoamento.

Os estudos previamente desenvolvidos fornecem subsídios para a aplicação da geoestatística em pesquisas com espécies florestais. No entanto, cabe ressaltar que, grande parte dos plantios contém variações do componente arbóreo ao longo do cultivo, em decorrência de fatores, como solo, elementos nutricionais, clima e entre outros (GUEDES et al., 2012). Tais alterações interferem de forma direta na determinação do inventário e manejo florestal. Portanto, a realização de análises objetivando conhecer o comportamento espacial das características biométricas situadas em diferentes regiões se faz necessária. Para garantir a exatidão e precisão dos resultados com dependência espacial e demonstrar a importância desses estudos para o setor florestal.

4. MATERIAL E MÉTODOS

4.1. Caracterização da área de estudo

O estudo foi desenvolvido no município de Josenópolis, localizado na região norte do estado de Minas Gerais (Figura 3), em uma floresta clonal de eucalipto, com 1070 hectares.

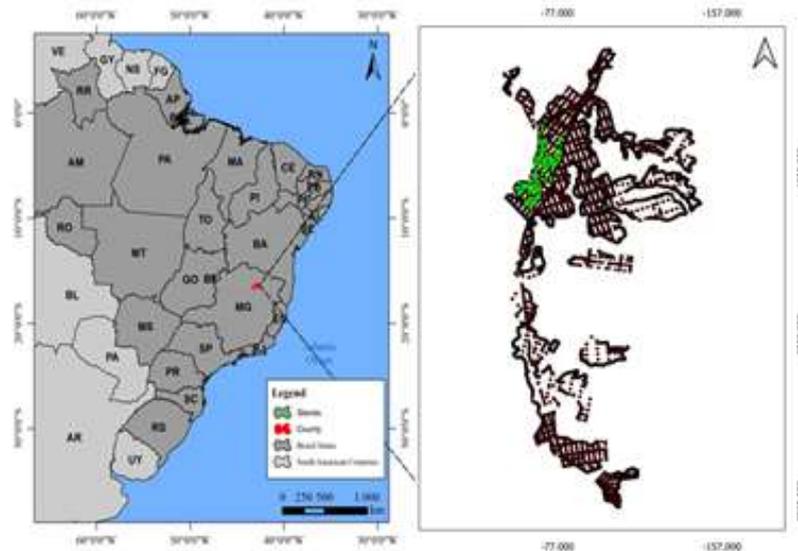


Figura 3: Localização da área implantada de *Eucalyptus* spp. em Josenópolis, Minas Gerais, Brasil.

4.2. Coleta dos dados

O plantio de *Eucalyptus* spp. foi realizado no ano de 2013, nos meses de janeiro, março, abril, maio, junho, julho e novembro. Para obtenção dos dados das características biométricas foram realizados inventários florestais contínuos (IFC) nos anos de 2016 a 2019, ou seja, quatro medições. O procedimento de amostragem adotado foi o Sistemático Desencontrado (COCHRAN, 1977), estabelecendo parcelas permanentes para avaliação de 400 m², com intensidade amostral de aproximadamente uma parcela para cada dez hectares, sendo mensurado um total de 107 parcelas.

As características biométricas mensuradas em cada parcela foram o diâmetro a altura do peito (DAP), a 1,30 metros de altura do solo de todos os indivíduos, altura total (HT) de dez árvores da parcela e altura dominante (Hdom) das quatro árvores mais grossas, segundo o conceito de Assman (ASSMANN, 1970). Além disso, as parcelas foram georreferenciadas para permitir o estudo variográfico dos indivíduos, bem como para a elaboração de mapas da área.

A estimativa do volume foi realizada por meio de equações volumétricas ajustadas com dados da cubagem rigorosa do respectivo ano e local de mensuração. Para cada parcela

foram analisadas as seguintes características biométricas: área basal (m^2), altura total (m), altura média das árvores dominantes (m) e volume (m^3).

4.3. Análise exploratória dos dados

Visando gerar resultados mais acurados e precisos do comportamento geral das variáveis do povoamento, estatísticas descritivas foram realizadas para verificar o desempenho dos dados, por meio da análise exploratória.

A análise exploratória dos dados foi processada por meio do programa R (R CORE TEAM, 2013). Foi gerado gráficos de *boxplot*, a fim de avaliar possíveis dados discrepantes que pudessem ter influências nas análises posteriores, gráficos de tendência, histogramas e estatísticas básicas, como, medidas de posição e medidas de dispersão. A avaliação da normalidade dos dados foi sucedida por meio do teste de Shapiro-Wilk a 5% de probabilidade, para a área basal, altura total, altura dominante e volume. Todas as análises foram realizadas utilizando como base de dados avaliações sucedidas pelo IFC em quatro anos de medições dos povoamentos de eucalipto.

4.4. Análise geoestatística

4.4.1. Modelagem do semivariograma

Após a análise exploratória dos dados, foram ajustados para as características biométricas os modelos espaciais a fim de avaliar a estrutura de dependência espacial. Foram ajustados os modelos gaussiano (Equação 7), exponencial (Equação 8), e esférico (Equação 9), descritos por Journel e Huijbregts (1978), que são amplamente utilizados (ATAÍDE et al., 2021; PUFTZ, 2020; BARBOSA, 2018; SAMPIETRO e LOPES, 2016). Os ajustes dos modelos foram realizados pelo Método dos Quadrados Mínimos Ponderados (WLS), sendo ajustados com auxílio do programa R (R CORE TEAM, 2013), por meio do pacote geoR. Para cada um dos modelos foram gerados os parâmetros efeito pepita, contribuição e alcance.

$$\text{Modelo Gaussiano: } \gamma(h) = C_0 + C_1 \left[1 - \exp \left(-3 \left(\frac{h}{\phi} \right)^2 \right) \right] \quad (7)$$

$$\text{Modelo Exponencial: } \gamma(h) = C_0 + C_1 \left[1 - \exp \left(-3 \frac{h}{\phi} \right) \right] \quad (8)$$

$$\text{Modelo Esférico: } \gamma(h) = C_0 + C_1 \left[\frac{3}{2} \left(\frac{h}{\phi} \right) - \frac{1}{2} \left(\frac{h}{\phi} \right)^3 \right] \quad (9)$$

Em que:

h = distância (m);

ϕ = parâmetro de alcance;

Os semivariogramas direcionais foram avaliados a fim de verificar o padrão isotrópico ou anisotrópico de cada uma das características biométricas dentro dos modelos espaciais avaliados.

4.4.2. Seleção de modelos

Após o ajuste dos modelos testados para as variáveis biométricas, efetuaram-se análises com o objetivo de selecionar o melhor modelo e avaliar o comportamento dos mesmos em cada ano de medição. A seguir serão apresentados os métodos utilizados para a seleção de melhor desempenho dos modelos frente às características e frente aos anos testados.

4.4.2.1. Validação cruzada

A primeira análise para avaliação do desempenho dos modelos para cada variável em cada ano de medição foi a validação cruzada. A validação cruzada é uma técnica em que se retira uma observação da base e efetua a estimativa da mesma com o modelo espacial. As estatísticas usadas para comparação são: erro médio reduzido (ER), desvio padrão dos erros médios reduzidos (S_{ER}), e erro percentual médio (%). Se o ER apresentar valores mais próximo de 0 e o S_{ER} mais próximo possível de 1, melhor será o modelo. Os cálculos para confirmação do melhor modelo foram realizados com auxílio do programa R (R CORE TEAM, 2013), por meio do pacote geoR.

4.4.2.2. Semivariograma escalonado

A avaliação espacial foi realizada por meio do semivariograma escalonado para as quatro características biométricas do *Eucalyptus* sp. Esse semivariograma tem como objetivo gerar valores de semivariância padronizados entre 0 e 1. Possibilitando a comparação de propriedades biométricas com diferentes unidades, bem como da mesma variável ao longo do tempo. Os semivariogramas foram escalonados com o objetivo de reduzi-los à mesma escala, facilitando a comparação entre os resultados das características biométricas nas diferentes idades. Além disso, essa análise tem como finalidade representar de forma gráfica e visual os semivariogramas ajustados simultaneamente para compreender melhor os padrões de

similaridade e as causas da variabilidade espacial (CEDDIA et al., 2009). A análise para gerar o semivariograma escalonado foi realizada no programa R (R CORE TEAM, 2013), por meio do pacote geoR (RIBEIRO JÚNIOR; DIGLLE, 2001).

4.4.2.3. Critério de informação de Akaike (AIC)

A avaliação do desempenho de cada modelo ocorreu por meio do Critério de Informação de Akaike (AIC). Esse método foi elaborado a partir da distância ou informação de Kulback e Leibler (1951) que corresponde à medida de diferença entre as linhas do modelo verdadeiro e o aproximado, com base no critério de Akaike (AIC). O resultado foi obtido utilizando a função `likGRF` do pacote `geoR`, por meio da aplicação do método dos Quadrados Mínimos Ponderados (WLS) a partir dos parâmetros encontrados nos ajustes dos três modelos avaliados. Sendo representado pela seguinte equação (Equação 10):

$$AIC = -2\log L + 2K \quad (10)$$

Em que:

L: verossimilhança maximizada do modelo candidato;

log: logaritmo;

K: número de parâmetros deste modelo.

O critério de seleção pelo AIC foi estabelecido de acordo com o trabalho de Burnhan e Anderson (2002). Em que, por meio do estudo sugeriram que a comparação dos modelos fosse baseada na diferença do AIC avaliado menos o valor do AIC do modelo suporte (menor valor de AIC). Quando o valor de Δ_i for menor do que 2, os modelos tem um comportamento semelhante para o conjunto de dados avaliados (Equação 11).

$$\Delta_i = AIC_i - AIC_{\min} \quad (11)$$

Em que:

Δ_i : Diferença entre AIC;

AIC_i : valor do AIC para o modelo (i);

AIC_{\min} : valor do AIC para o modelo suporte (dentre os modelos aquele com menor valor de AIC).

As análises realizadas para obter os resultados foram feitas por meio do programa R (R CORE TEAM, 2013), utilizando o pacote geoR.

4.4.2.4. Índice de dependência espacial (IDE)

A fim de verificar o comportamento e a dependência espacial, foi utilizado o Índice de Dependência Espacial (IDE) proposto por Seidel e Oliveira (2014). O índice tem por finalidade avaliar todos os parâmetros do semivariograma utilizado na avaliação dos modelos. Para cada um desses modelos existe um fator que corresponde a mensuração da força de dependência espacial. O fator de modelo (FM) para os modelos esférico, exponencial e gaussiano é equivalente a 0,375; 0,317; e 0,504 respectivamente (SEIDEL e OLIVEIRA, 2014). O Índice de Dependência Espacial (IDE) foi obtido pela seguinte forma (Equação 12):

$$IDE(\%) = FM \cdot \frac{(\tau^2)}{(\tau^2 + \sigma^2)} \cdot \frac{(\alpha)}{(q \cdot MD)} \cdot 100 \quad (12)$$

Em que:

FM: fator do modelo;

τ^2 : parâmetro efeito pepita;

σ^2 : parâmetro contribuição;

α : alcance prático;

q.MD: o valor que correspondente à fração (q) atingida da máxima distância (MD) entre os pontos amostrados.

É válido ressaltar que, quando a relação $\frac{(\alpha)}{(q \cdot MD)}$ for maior que 1, essa razão é fixada em 1, considerando somente valores entre zero e 1. Além disso, quando o modelo apresentar o menor valor de FM e o efeito pepita puro (em que possui FM zero), maior será a força da dependência espacial do modelo (PINTO et al., 2019).

O IDE (%) máximo que pode ser atingido por cada modelo é 50,4%, 37,5% e 31,7% nos semivariogramas com ajustes para os modelos gaussiano, esférico e exponencial, respectivamente. Desse modo, para que IDE (%) pudesse ser comparado entre todos os modelos selecionados no estudo, os valores foram padronizados de acordo com a equação abaixo (Equação 13):

$$IDE_{padronizado(\%)} = \frac{IDE(\%)}{IDE(\%)M\acute{a}x./Modelo} \times 100 \quad (13)$$

Em que:

$IDE_{padronizado(\%)}$: Índice de Dependência Espacial padronizado;

$IDE(\%)M\acute{a}x./Modelo$: Índice de Dependência Espacial máximo atingido por cada modelo.

Assim, quanto maior o valor de $IDE_{padronizado(\%)}$, melhor o desempenho do modelo (SEIDEL e OLIVEIRA, 2014). Os cálculos para o IDE (%) e o $IDE_{padronizado(\%)}$ foram realizados utilizando o pacote Microsoft Office Excel 2010®.

4.4.2.5. Grau de dependência espacial (DE)

Com a finalidade de aferir com base em outro método para a escolha do melhor modelo, também foi realizada a avaliação do grau de dependência espacial conforme estabelecido por Biondi et al. (1994). Esse método relaciona o percentual de variação estruturada em relação ao patamar ($\tau^2 + \sigma^2$), a fim de verificar o grau de dependência espacial e, conseqüentemente determinar por meio de classificação entre forte ($> 75\%$), moderada ($35 < DE < 75\%$) e fraca dependência espacial ($< 35\%$). Essa análise foi ajustada para as características, área basal, altura total, altura dominante e volume para os anos 2016, 2017, 2018, 2019 (Equação 14).

$$DE = \frac{\sigma^2}{(\tau^2 + \sigma^2)} \times 100 \quad (14)$$

Em que:

DE: dependência espacial;

σ^2 : contribuição;

τ^2 : efeito Pepita.

Os cálculos do grau de dependência espacial (DE) e classificação dos mesmos foram realizados utilizando o pacote Microsoft Office Excel 2010®.

4.4.3. Inferência espacial – krigagem

A inferência espacial incluiu as unidades amostrais com valores conhecidos para estimar, por meio dos semivariogramas teóricos ajustados, os valores em locais não amostrados das variáveis biométricas do povoamento (SANTOS, 2013). Tendo em vista isso, a inferência e a espacialização das variáveis foram efetuadas pelo método da krigagem ordinária.

A krigagem ordinária foi calculada considerando as distâncias entre os pontos amostrais $Z(x_i)$ e o ponto a ser estimado $Z(x_0)$ (Equação 15).

$$\hat{Z}(x_0) = \sum_{i=1}^n \lambda_i Z(X_i) \quad (15)$$

Em que:

$\hat{Z}(x_0)$: valor estimado para o ponto x_0 ;

λ_i : são os pesos de krigagem definidos conforme o semivariograma;

$Z(X_i)$: são os valores observados nos pontos amostrados.

Com a finalidade de comparar o crescimento do eucalipto entre os diferentes anos de avaliação, procedeu-se a correlação das variáveis biométricas em suas respectivas idades de medição. As análises de krigagem, produção e comparação de mapas foi gerada no *software* ArcGIS versão 10.1 (AMBIENTAL INSTITUTO DE PESQUISA DE SISTEMAS, 2010) e no programa QGIS versão 3.16.

Visando entender a continuidade espacial de todas as variáveis analisadas por meio dos valores estimados pela krigagem ordinária. A correlação foi avaliada pelo módulo Spatial Analyst pertencente ao programa ArcGis 10.1, por meio da ferramenta Multivariate - Band Collection Statistics. A análise consistiu na obtenção da matriz de correlação entre os pontos estimados pela krigagem ordinária, em que, tais pontos correspondem aos pixels. Permitindo assim, determinar a correlação das diferentes características biométricas entre as suas distintas idades de medições ao longo do IFC. A matriz de correlação dos valores estimados foi calculada pela equação abaixo (Equação 16):

$$Corr_{ij} = \frac{Cov_{ij}}{\sigma_i \sigma_j} \quad (16)$$

Em que:

$Corr$: é a correlação;

Cov : a covariância;

i e j : são os layers da camada;
 σ : desvio padrão.

$$Cov_{ij} = \int_{k=1}^N \varepsilon(Z_{ik-\mu_i})(Z_{jk-\mu_j}) \div N - 1 \quad (17)$$

Em que:

Cov : a covariância;

Z : valor da célula;

μ : média do layer;

N : número de células;

K : célula específica.

5. RESULTADOS

5.1. Análise exploratória dos dados

5.1.1. Avaliação de dados discrepantes

Ao analisar os gráficos *boxplot*, é evidente a presença de dados discrepantes ou também denominados de *outliers*. A Figura 5 representa a área basal (m²/ha) nos anos de 2016, 2017, 2018 e 2019. Em que, a área basal, assim como as demais características biométricas apresentaram *outliers* ao longo do desenvolvimento da floresta. Os demais gráficos das variáveis biométricas são apresentados no anexo I.

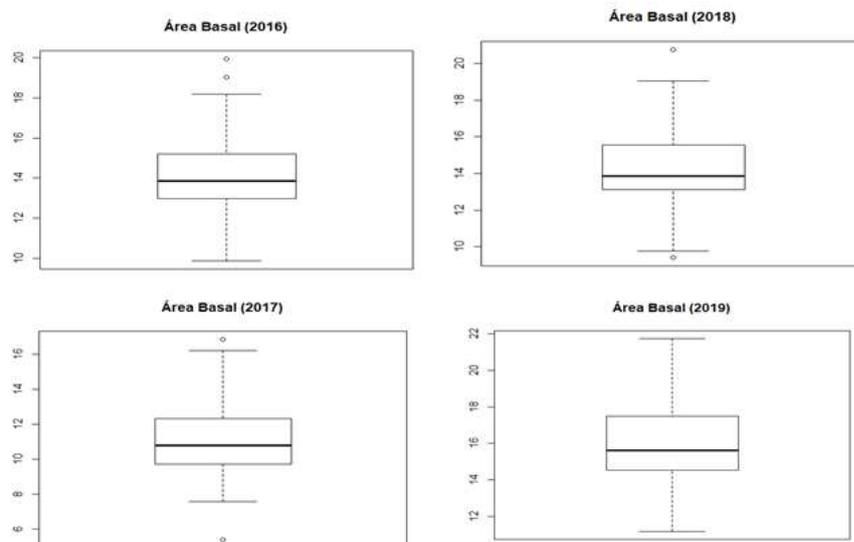


Figura 5. Gráfico *boxplot* para a variável biométrica área basal (m²/ha) do *Eucalyptus* spp. avaliada no ano de 2016, 2017, 2018 e 2019 no município de Josenópolis, Minas Gerais, Brasil.

Após aferir a base de dados foi verificado que esses valores são reais do povoamento, não sendo atribuídos a erros de medição ou processamento. Dessa forma, os valores mensurados das características biométricas pelo IFC, não foram removidos para a geração dos semivariogramas, ajustes e seleção de modelos espaciais, utilizando a base de dados original para todo o processamento dos resultados.

5.1.2. Avaliação da normalidade dos dados

A normalidade dos dados das características biométricas do eucalipto foi realizada por meio do teste de Shapiro-Wilk. Após avaliar os resultados (Tabela 5), é notório que nas diferentes idades apenas a área basal no ano de 2018 e a altura dominante no ano de 2017, 2018 e 2019 não apresentaram distribuição aproximadamente normal ($p > 0,05$). As demais características nas diferentes idades apresentaram distribuição aproximadamente normal. Isto significa que, para a maioria dos dados rejeita H_0 ou a hipótese nula. Visto que, o maior conjunto dos valores obtidos possui distribuição aproximadamente normal ($p < 0,05$).

Tabela 5. Teste de Shapiro-Wilk para todas as características biométricas analisadas do *Eucalyptus* spp. no ano de 2016, 2017, 2018 e 2019 no município de Josenópolis, Minas Gerais, Brasil.

Ano	G		HT		HDOM		V	
	p-valor	Statistic	p-valor	Statistic	p-valor	Statistic	p-valor	Statistic
2016	0,00978*	0,96734	0,00283*	0,96037	0,00250*	0,95924	0,000001*	0,92709
2017	0,00370*	0,9619	0,01050*	0,96773	0,20920 ^{ns}	0,98354	0,000180*	0,94319
2018	0,05644 ^{ns}	0,97667	0,00295*	0,96059	0,05751 ^{ns}	0,97677	0,000275*	0,94598
2019	0,03636*	0,97438	0,00031*	0,94678	0,05419 ^{ns}	0,97646	0,000224*	0,94463

Em que: G: área basal (m²); HT: altura total (m); HDOM: altura dominante (m); V: volume (m³), ^{ns}: não significativo; e *significativo para $p < 0.05$.

A figura abaixo (Figura 6) corrobora a presença da normalidade dos dados para a maioria das características biométricas analisadas ao longo dos anos neste estudo (Tabela 5). Os demais histogramas de frequência das variáveis biométricas estão dispostos no anexo II.

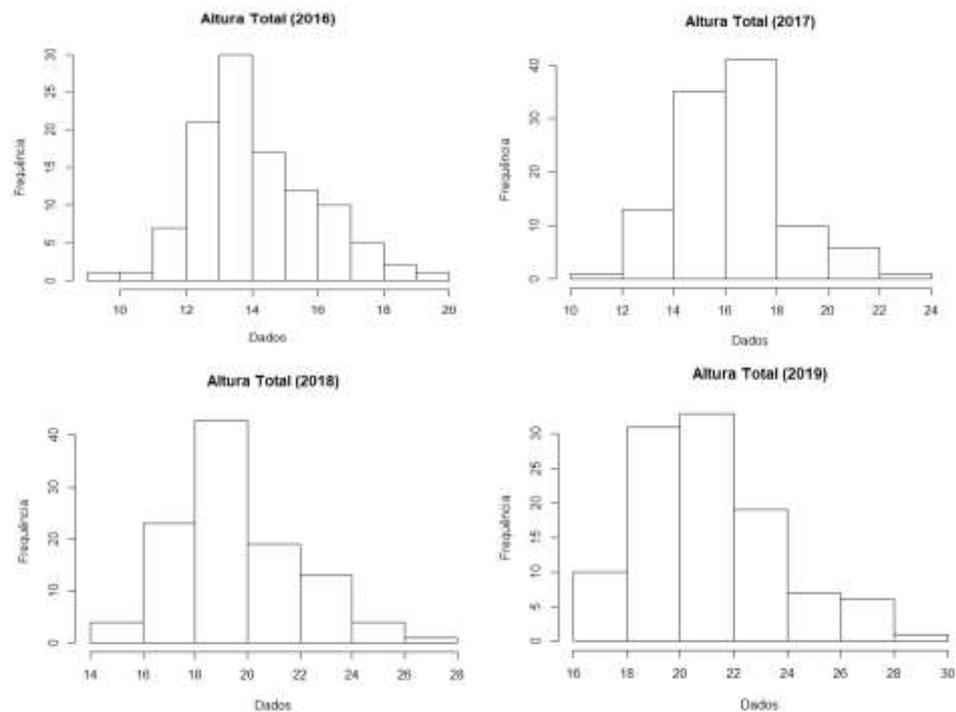


Figura 6. Histograma de frequência para a variável biométrica altura total (m) do *Eucalyptus* spp. avaliada no ano de 2016, 2017, 2018 e 2019 no município de Josenópolis, Minas Gerais, Brasil.

5.1.3. Estatísticas descritivas dos dados

Analisando a média da área basal, altura total, altura dominante e volume, pode-se constatar uma diferença considerável entre os anos de avaliação para todas as variáveis analisadas, principalmente para o volume. Demonstrando que o *Eucalyptus* spp. apresentou bom desenvolvimento na região norte do estado de Minas Gerais (Tabela 6).

O volume demonstrou valores altos de desvio padrão e coeficiente de variação, comparado com a altura dominante. Uma vez que, a mesma foi a característica biométrica que apresentou menor coeficiente de variação e também maior estabilidade da variação ao longo dos anos, seguindo da altura total e área basal (Tabela 6). Outro aspecto importante a ser observado, é que a variabilidade (CV%) tende a reduzir com a idade da floresta para todas as características avaliadas.

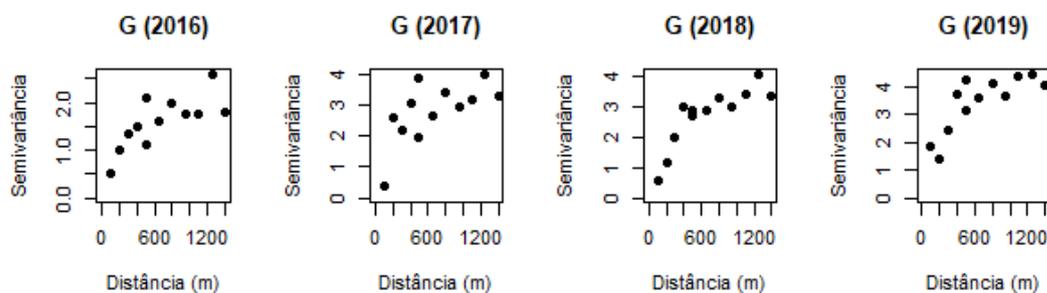
Tabela 6: Estatísticas descritivas das características biométricas e valores de distâncias máximas e mínimas do *Eucalyptus* spp. avaliada nos anos 2016, 2017, 2018 e 2019 no município de Josenópolis, Minas Gerais, Brasil.

ANO	MÉDIA	CV(%)	S	VALOR MÍN.	VALOR MÁX.
ÁREA BASAL (m²/ha)					
2016	8,768	17,452	1,530	5,000000	15,000000
2017	11,166	17,323	1,934	5,420000	16,850000
2018	14,331	14,112	2,022	9,420000	20,740000
2019	16,083	13,807	2,220	11,170000	21,740000
ALTURA TOTAL (m)					
2016	14,210	17,457	1,786	9,900000	19,900000
2017	16,363	12,848	2,102	11,600000	23,100000
2018	19,628	12,037	2,362	14,900000	27,400000
2019	21,304	12,550	2,673	16,700000	28,200000
ALTURA DOMINANTE (m)					
2016	15,4486	11,935	1,843	11,400000	21,400000
2017	17,584	11,973	2,105	12,200000	24,000000
2018	21,096	11,463	2,418	15,500000	29,000000
2019	23,089	11,734	2,709	17,800000	29,900000
VOLUME (m³/ha)					
2016	59,416	29,532	17,546	23,890000	137,690000
2017	87,894	26,057	22,902	38,240000	172,950000
2018	134,160	24,942	33,462	68,890000	263,900000
2019	163,953	24,716	40,523	96,700000	274,490000

Em que: (s): desvio padrão; CV(%): coeficiente de variação.

5. 2. Análise geoestatística

Por meio do semivariograma experimental é possível verificar quantitativamente e qualitativamente (visualmente) a presença de dependência espacial para todas as características biométricas em todos os anos de avaliação do povoamento no município de Josenópolis. Pelo semivariograma, pode-se observar que, a semivariância aumenta com o aumento da distância ao longo da idade. Estas situações demonstram estruturas típicas de análises de dados com dependência espacial (Figura 7).



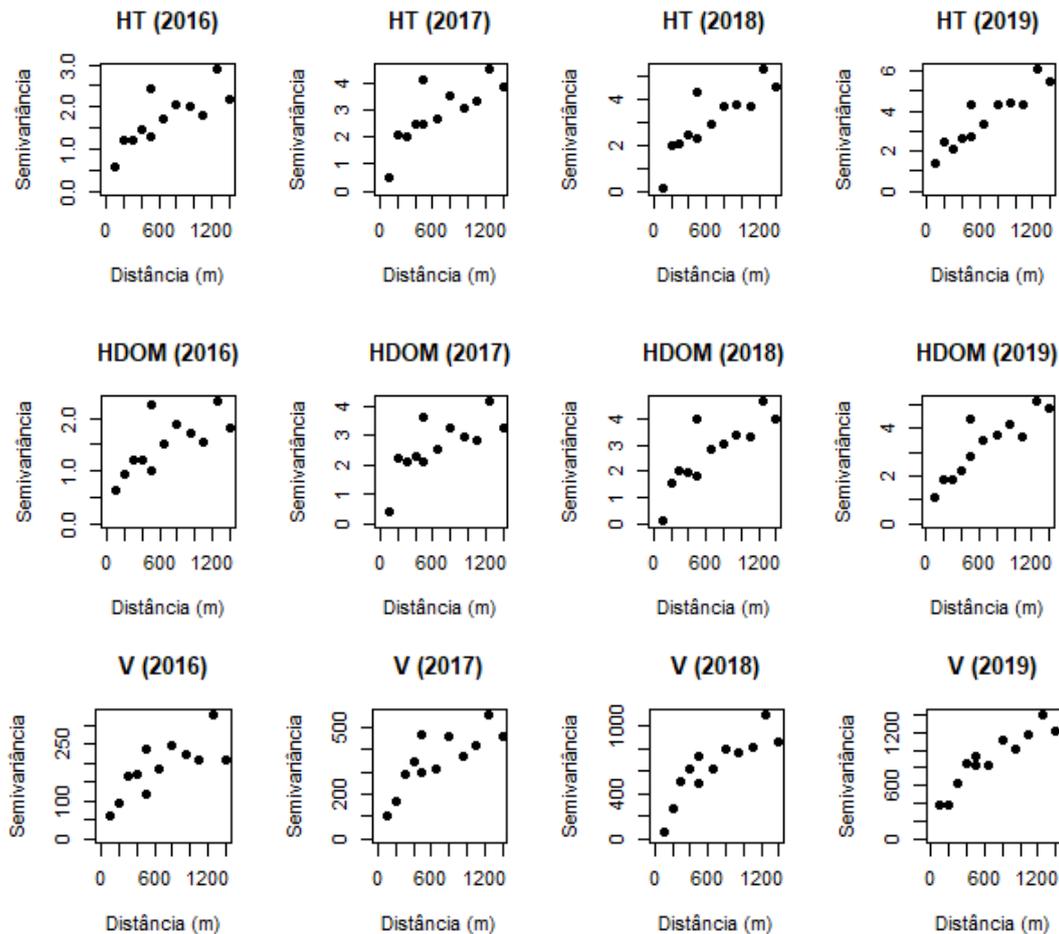


Figura 7: Semivariograma experimental das características biométricas do *Eucalyptus* spp. avaliada nos anos 2016, 2017, 2018 e 2019, no município de Josenópolis, Minas Gerais, Brasil.

A dependência espacial das variáveis biométricas pôde ser confirmada pela possibilidade de ajuste de modelos aos semivariogramas experimentais. Os valores de efeito pepita (τ^2) foram maiores para o volume em todos os anos, especialmente na última idade de avaliação. As demais variáveis biométricas apresentaram valores de efeito pepita semelhantes. Porém, o menor resultado foi identificado pela área basal com um valor médio de $0,31 \text{ m}^6/\text{ha}$, seguindo da altura dominante e altura total, com valores médios de $0,49$ e $0,67 \text{ m}^2/\text{ha}$, respectivamente. Evidenciando bons ajustes dos semivariogramas para estas características em todos os anos analisados (Tabela 7).

Os menores valores de contribuição (σ^2), ou seja, a diferença entre o patamar e o efeito pepita, foi verificada pelo modelo gaussiano, para todas as características biométricas em todos os anos do estudo. O alcance médio observado para o *Eucalyptus* spp. pelo método dos Quadrados Mínimos Ponderados (WLS) considerando todos os modelos analisados foi de

709,23 m (G), 762,32 m (HT), 786,89 m (HDOM), e 817,51 (V). Ao avaliar o alcance (ϕ) e a contribuição (σ^2), é possível identificar que a mesma particularidade que apresentou o efeito pepita, acontece para tais parâmetros, sendo estabelecidos os maiores valores pela variável volume (Tabela 7).

Ao analisar os parâmetros da validação cruzada (E %, EMR, SER) nota-se que, todos os modelos (esférico, exponencial e gaussiano) representaram as características biométricas do estudo. (Tabela 7). No entanto, dentre os diferentes modelos observados ao longo dos anos, em 75% dos casos o modelo exponencial apresentou maiores resultados em todos os parâmetros e estatísticas de ajuste. Exceto no ano de 2016 que o modelo esférico, em 25% dos resultados representou melhor a base de dados para todas as características biométricas em suas diferentes idades de medições. Demonstrando dessa forma, que o modelo exponencial é o melhor modelo ajustado para descrever o comportamento das variáveis analisadas ao longo do tempo.

Por meio dos resultados exibidos pelo Grau de Dependência Espacial (DE), pode-se notar que, nenhum modelo em todos os anos de avaliação denotou fraca dependência espacial. Assim como, o IDEpadronizado (%) apresentou resultados superiores ($> 75\%$) em 75% do total dos casos avaliados. Corroborando que o modelo ajustado foi eficiente para representar a estrutura de dependência espacial.

Todas as características biométricas apresentaram maiores desempenhos de IDEpadronizado (%) e DE para os modelos esférico, gaussiano e exponencial nos anos de 2017 e 2018. Sendo que, o ano de 2016 apresentou menores valores de IDEpadronizado (%), principalmente para o modelo gaussiano e esférico. Podendo afirmar que o ano inicial do desenvolvimento do *Eucalyptus* spp. na região norte do estado de Minas Gerais apresentou menor dependência espacial comparado com o estágio final do crescimento da espécie.

Diante disso, é válido ressaltar que todas as características biométricas apresentaram dependência espacial em todos os anos de avaliação. Esse comportamento demonstra a possibilidade de utilizar a geoestatística como método auxiliar no processamento de inventários florestais contínuos ao longo do tempo.

Tabela 7: Parâmetros, estatísticas de ajuste e índice de dependência espacial (IDE) e grau de dependência espacial dos modelos de semivariograma teórico ajustado pelo método dos Quadrados Mínimos Ponderados (WLS) para cada característica biométrica analisada de *Eucalyptus* spp. nos anos de 2016, 2017, 2018 e 2019, no município de Josenópolis, Minas Gerais, Brasil.

Ano	Mod.	τ^2 (m ⁶ /ha)	σ^2 (m ⁶ /ha)	θ (m)	E %	EMR	SER	AIC	IDE (%)	IDE padro. (%)	DE (%)	Classificação
ÁREA BASAL (m²)												
2016	Exp.	0,0463	1,9996	970,284	0,022	0,010	1,12	-183,08	0,72	2,26	97,74	Forte
	Gau.	0,6071	1,3404	695,876	0,017	0,008	1,15	-183,01	15,71	31,17	68,83	Moderada
	Esf.	0,4070	1,5576	859,749	0,018	0,009	1,13	-183,14	29,73	79,28	79,28	Forte
2017	Exp.	0,0000	3,3720	738,193	0,010	0,0038	1,01	-208,85	31,70	100	100	Forte
	Gau.	0,0000	3,1207	340,263	0,007	0,0022	1,08	-209,83	50,40	100	100	Forte
	Esf.	0,0000	3,1499	479,046	0,008	0,0028	1,06	-210,35	37,50	100	100	Forte
2018	Exp.	0,0000	3,7005	1138,95	0,028	0,0116	1,05	-208,58	31,70	100	100	Forte
	Gau.	0,3524	2,9984	595,856	0,032	0,0151	1,23	-208,96	45,10	89,48	89,48	Forte
	Esf.	0,0000	3,3767	743,167	0,033	0,0153	1,19	-209,32	37,50	100	100	Forte
2019	Exp.	0,3574	3,9501	979,645	0,028	0,0092	0,93	-221,24	29,07	91,70	91,70	Forte
	Gau.	1,2436	2,8491	646,137	0,020	0,00672	1,00	-222,79	35,09	69,61	69,61	Moderada
	Esf.	0,7569	3,3233	753,343	0,023	0,00789	1,00	-221,48	30,54	81,45	81,45	Forte
ALTURA TOTAL (m)												
2016	Exp.	0,2774	2,1324	1372,92	0,006	0,0031	0,98	-183,83	3,65	11,51	88,49	Forte
	Gau.	0,7419	1,4604	821,468	0,002	0,0014	1,02	-183,83	16,98	33,69	66,31	Moderada
	Esf.	0,5285	1,6883	1010,26	0,003	0,0017	0,99	-183,57	28,56	76,16	76,16	Forte
2017	Exp.	0,0000	3,9178	1108,26	0,017	0,0066	0,97	-208,20	31,70	100	100	Forte
	Gau.	0,6902	2,8868	635,302	0,018	0,0069	1,08	-209,83	40,68	80,70	80,70	Forte
	Esf.	0,2177	3,3767	765,347	0,020	0,0066	1,05	-210,35	35,23	93,94	93,94	Forte
2018	Exp.	0,0000	4,9446	1686,67	0,014	0,0065	1,00	-214,60	31,70	100	100	Forte
	Gau.	0,7183	3,4729	827,156	0,001	0,0022	1,16	-214,51	41,76	82,86	82,86	Forte
	Esf.	0,5955	3,9457	1320,74	-0,002	0,0001	1,03	-215,55	32,58	86,89	86,89	Forte
2019	Exp.	1,1450	8,3836	5391,94	0,0001 5	0,0004	0,92	-216,70	27,89	87,98	87,98	Forte
	Gau.	1,8599	3,9022	1437,09	-0,012	-0,0033	0,93	-220,73	34,13	67,72	67,72	Moderada
	Esf.	1,3029	4,9560	1981,95	-0,002	-0,0003	0,92	-217,24	29,69	79,18	79,18	Forte
ALTURA DOMINANTE (m)												
2016	Exp.	0,2309	1,7272	1133,52	0,005	0,002	1,01	-177,96	3,74	11,79	88,21	Forte
	Gau.	0,6438	1,1979	741,071	0,002	0,001	1,07	-179,81	17,62	34,96	65,04	Moderada

	Esf.	0,4379	1,4035	872,816	0,003	0,001	1,05	-180,20	28,58	76,22	76,22	Forte
2017	Exp.	0,0000	3,4000	938,832	0,011	0,0045	1,00	-209,12	31,70	100	100	Forte
	Gau.	0,7281	2,4513	592,603	0,012	0,0049	1,11	-222,39	38,86	77,10	77,10	Forte
	Esf.	0,4029	2,8241	758,391	0,009	0,0040	1,09	-209,61	32,82	87,51	87,51	Forte
2018	Exp.	0,0000	4,4575	1729,69	0,008	0,0048	1,05	-211,68	31,70	100	100	Forte
	Gau.	0,5745	3,1668	817,669	0,001	0,0027	1,26	-212,26	42,66	84,64	84,64	Forte
	Esf.	0,4678	3,5757	1298,34	-0,008	-0,0015	1,10	-220,28	33,16	88,43	88,43	Forte
2019	Exp.	0,3508	5,0045	1907,33	-0,007	-0,0019	0,94	-212,78	29,62	93,45	93,45	Forte
	Gau.	1,1467	3,3683	925,22	-0,022	-0,006	1,01	-247,92	37,60	74,60	74,60	Moderada
	Esf.	0,9028	3,8573	1350,88	-0,019	-0,0057	0,96	-214,95	30,39	81,03	81,03	Forte
VOLUME (m³)												
2016	Exp.	8,4918	249,732	1229,23	0,228	0,0105	1,01 3	-436,72	1,04	3,29	96,71	Forte
	Gau.	72,847	169,216	838,091	0,124	0,0057	1,07 8	-436,24	15,17	30,09	69,91	Moderada
	Esf.	44,445	198,000	997,072	0,146	0,0068	1,05 4	-436,93	30,63	81,67	81,67	Forte
2017	Exp.	0,0000	479,980	1103,38	0,350	0,01211	1,04	-466,35	31,70	100	100	Forte
	Gau.	87,032	351,086	631,866	0,348	0,01212	1,17	-467,31	40,39	80,14	80,14	Forte
	Esf.	48,126	397,337	822,110	0,309	0,01088	1,12	-467,72	33,45	89,20	89,20	Forte
2018	Exp.	0,0000	1013,18	1650,74	0,448	0,01334	1,09	-499,50	31,70	100	100	Forte
	Gau.	128,39	733,542	798,420	0,277	0,0100	1,32	-500,79	42,89	85,10	85,10	Forte
	Esf.	102,96	823,647	1254,65	0,116	0,0046	1,13	-500,38	33,33	88,89	88,89	Forte
2019	Exp.	155,87	1291,38	1995,85	0,300	0,0067	0,96	-517,20	28,29	89,23	89,23	Forte
	Gau.	381,99	853,276	1009,11	-0,087	-0,0010	1,05	-517,02	34,81	69,08	69,08	Moderada
	Esf.	280,20	993,243	1343,88	0,027	0,0012	0,98	-517,48	29,25	78,00	78,00	Forte

Em que: τ^2 = Efeito Pepita; σ^2 = Contribuição; ϕ = Alcance; E%=Erro Percentual Médio; ER= Erro Médio Reduzido; SER= Desvio Padrão dos Erros Reduzidos; AIC= Critério de Informação de Akaike; IDE(%) = Índice de Dependência Espacial; IDE_{padro.}(%): Índice de Dependência Espacial Padronizado; DE = Grau de Dependência Espacial.

Com a finalidade de correlacionar e avaliar o comportamento das características biométricas com as diferentes idades avaliadas no estudo (2016, 2017, 2018, 2019) foi processado o semivariograma escalonado (Figura 8). Por meio dele, é notório que para as variáveis, altura total e altura dominante as curvas de semivariância ficaram subdivididas entre o estágio inicial (2016 e 2017) e o estágio final (2018 e 2019) do desenvolvimento da espécie, sobretudo para a altura dominante que apresentou diferença discrepante. Em contrapartida, para a área basal as curvas de semivariância apresentaram comportamento similar entre os anos avaliados no estudo, bem como para a característica volume. Podendo

concluir que o modelo exponencial apresentou comportamento semelhante entre as medições nos respectivos anos avaliados.

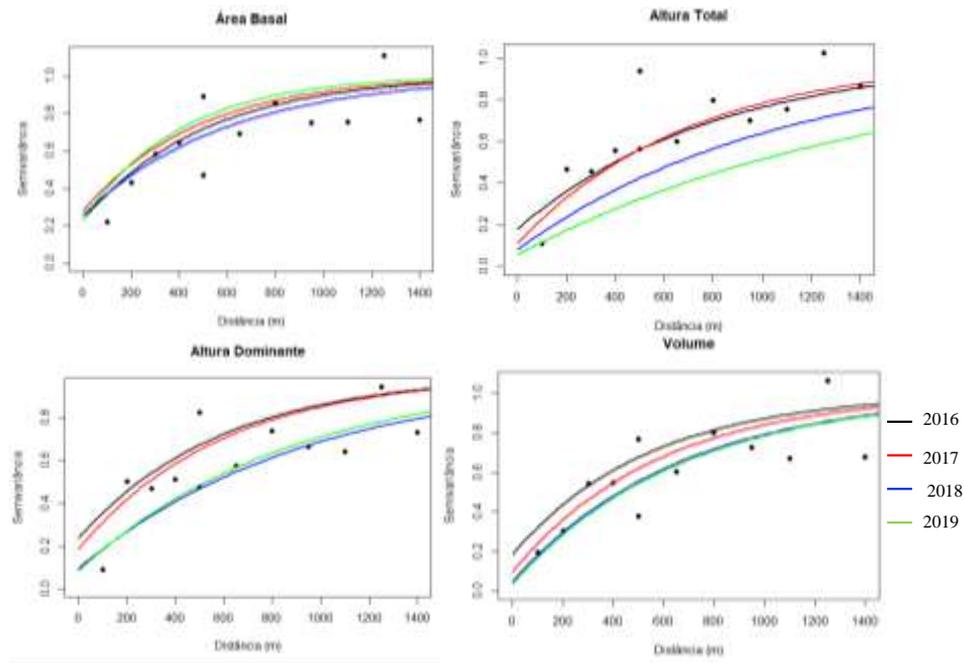


Figura 8: Semivariograma escalonado das características biométricas do *Eucalyptus* spp. avaliada nos anos 2016, 2017, 2018 e 2019, no município de Josenópolis, Minas Gerais, Brasil.

A partir da dependência espacial observada por meio dos modelos analisados e dos demais resultados obtidos, foi aplicado a krigagem ordinária para estimar e espacializar as variáveis nos locais não amostrados dos povoamentos. A figura abaixo demonstra o comportamento espacial das características biométricas do *Eucalyptus* spp. ao longo do desenvolvimento da floresta. Os mapas ilustraram o aumento progressivo dos valores médios obtidos, onde a cor azul juntamente com os tons verde e amarelo representam maiores médias das características biométricas e os tons mais escuros representam as menores médias (Figura 8, 9, 10, 11).

Ao analisar o mapa de krigagem é possível constatar que o volume (m^3) é a característica biométrica que apresenta médias mais altas desde o início do desenvolvimento do povoamento, seguindo da altura dominante (m), altura total (m) e área basal (m^2). Ao longo do tempo, há maiores incidências dos tons azuis e claros que aumentam a intensidade de forma gradativa com o passar dos anos, demonstrando a magnitude do crescimento da floresta conforme a idade e que, além desse fator, nenhuma característica biométrica apresenta distribuição homogênea ao longo do tempo. Inclusive, é possível comprovar a

possibilidade de gerar classes de produtividade na idade inicial do desenvolvimento da espécie para todas as variáveis estudadas. Identificando que as áreas de maior produção, mesmo aumentando a idade de avaliação, seguem uma determinada região fixa. Comprovando que a estrutura e o padrão de dependência espacial não mudaram ao longo do desenvolvimento da floresta.

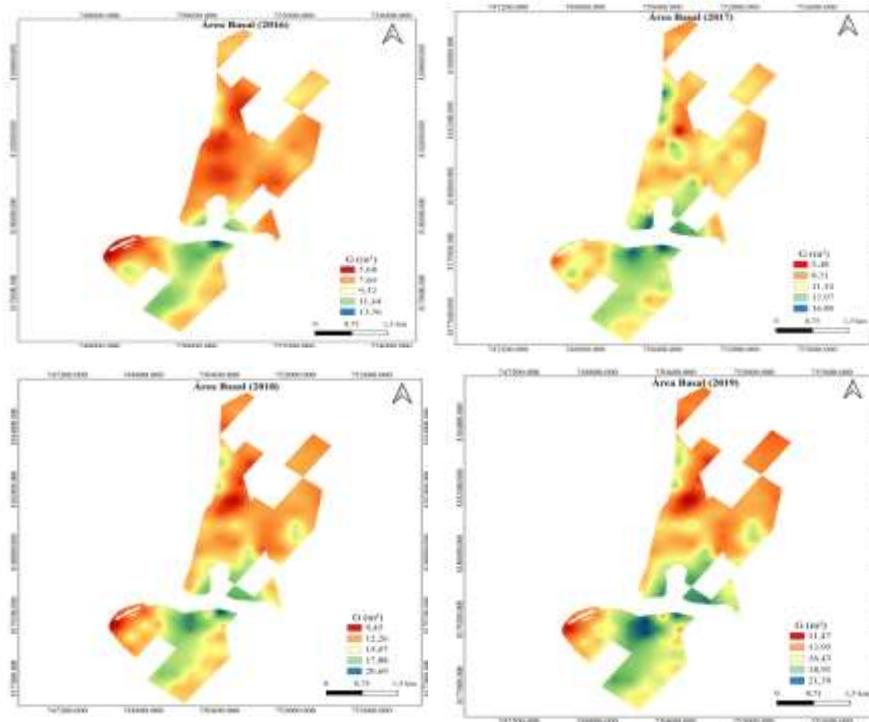


Figura 9: Comportamento espacial da área basal de *Eucalyptus* spp. estimado por krigagem ordinária ao longo do desenvolvimento da floresta, no município de Josenópolis, Minas Gerais, Brasil.

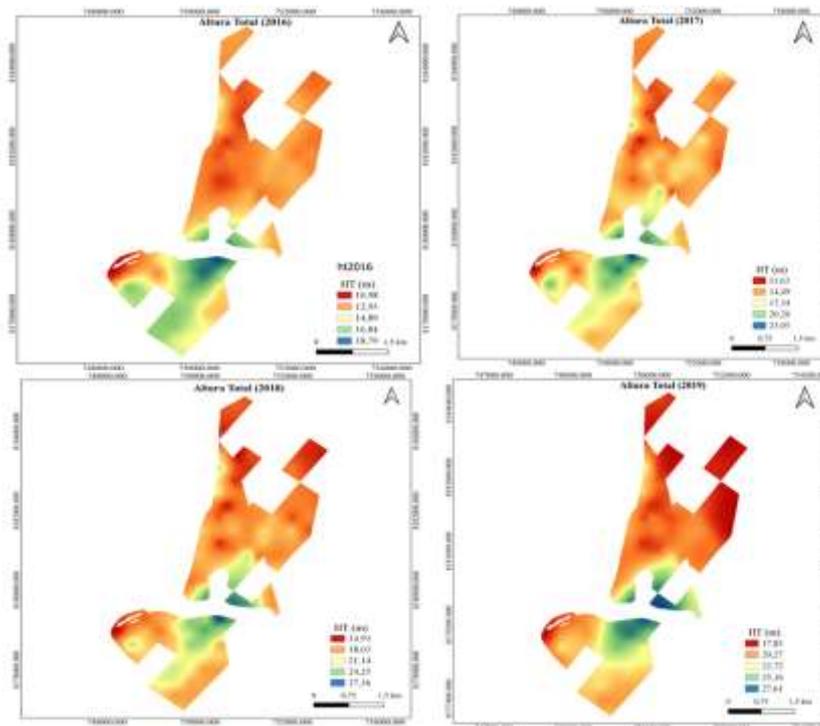


Figura 10: Comportamento espacial da altura total de *Eucalyptus* spp. estimado por krigagem ordinária ao longo do desenvolvimento da floresta, no município de Josenópolis, Minas Gerais, Brasil.

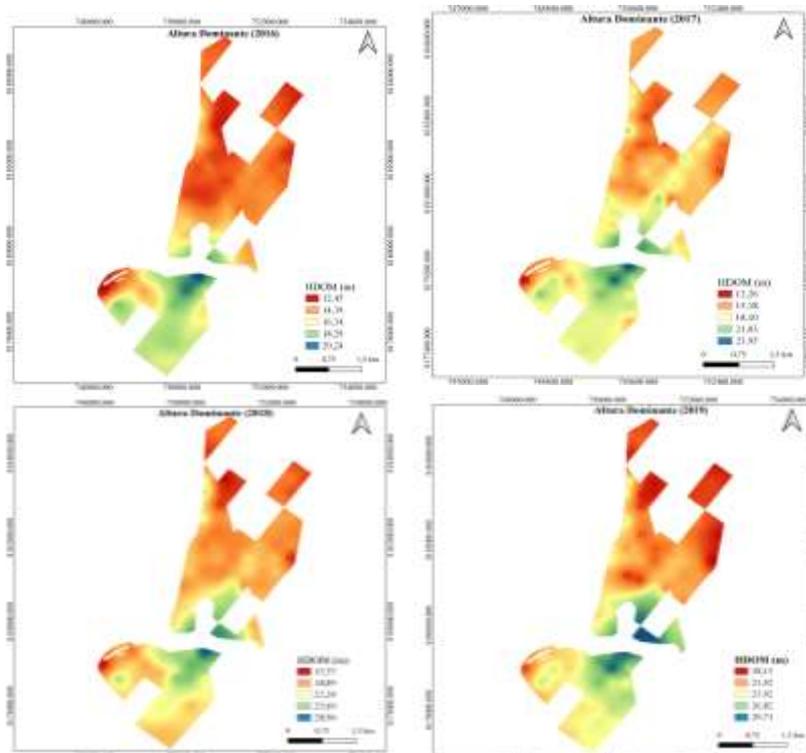


Figura 11: Comportamento espacial da altura dominante de *Eucalyptus* spp. estimado por krigagem ordinária ao longo do desenvolvimento da floresta, no município de Josenópolis, Minas Gerais, Brasil.

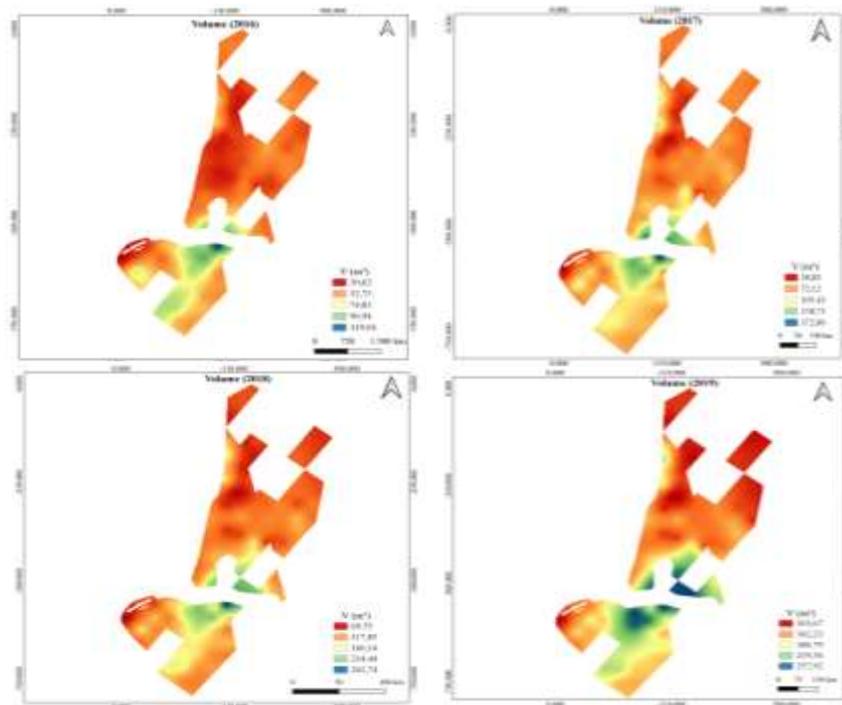


Figura 12: Comportamento espacial do volume de madeira de *Eucalyptus* spp. estimado por krigagem ordinária ao longo do desenvolvimento da floresta, no município de Josenópolis, Minas Gerais, Brasil.

Independentemente da característica avaliada, os maiores valores de correlação ocorreram em idades próximas umas das outras (Tabela 8). Além disso, nenhuma variável biométrica apresentou correlação menor que 0,7. Demonstrando que todas características biométricas apresentaram interdependência entre as idades avaliadas.

A correlação entre o estágio inicial do desenvolvimento da espécie com o estágio final de medição diferiu para a área basal, altura total, altura dominante e volume. Certificando que as características biométricas se comportaram de maneira diferente nas idades jovens e maduras. Exceto a área basal na última medição, as demais apresentaram correlação acima de 0,8 entre os mapas. Este resultado demonstrou que é viável a possibilidade de gerar estratos com qualquer uma das características a partir da segunda medição. Afinal, a matriz indica que houve uma semelhança muito grande entre os mapas nas diferentes idades analisadas.

Tabela 8: Correlação entre os valores estimados pela krigagem ordinária para cada variável em sua respectiva idade de medição obtida pelo inventário florestal contínuo, no município de Josenópolis, Minas Gerais, Brasil.

Variável	Idade	G				HT				Hdom				V			
		3,5	4,4	5,5	6,5	3,5	4,4	5,5	6,5	3,5	4,4	5,5	6,5	3,5	4,4	5,5	6,5
G	3,5	1,00															
	4,4	0,75	1,00														
	5,5	0,81	0,87	1,00													
	6,5	0,73	0,84	0,97	1,00												
HT	3,5	0	0	0	0	1,00											
	4,4	0	0	0	0	0,88	1,00										
	5,5	0	0	0	0	0,85	0,94	1,00									
	6,5	0	0	0	0	0,81	0,88	0,93	1,00								
Hdom	3,5	0	0	0	0	0	0	0	0	1,00							
	4,4	0	0	0	0	0	0	0	0	0,90	1,00						
	5,5	0	0	0	0	0	0	0	0	0,86	0,93	1,00					
	6,5	0	0	0	0	0	0	0	0	0,82	0,89	0,92	1,00				
V	3,5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1,00			
	4,4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,88	1,00		
	5,5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,86	0,97	1,00	
	6,5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,78	0,92	0,96	1,00

6. DISCUSSÃO

6.1. Análise exploratória dos dados

Todas as variáveis avaliadas no presente estudo apresentaram dados discrepantes, os quais denomina-se de *outliers*, em todas as medições. A presença de dados discrepantes em estudos com fenômenos naturais é comum. Os plantios em grande escala, como os realizados no presente trabalho, apresentam variações de sítio, solo, precipitação, declividade entre outros fatores. Essas variações exercem efeito direto no crescimento da floresta. Desta forma, é natural se encontrar valores altos e baixos de características biométricas (RAIMUNDO, 2015), fazendo assim, surgir os dados discrepantes. É necessário que quando constatar a presença de *outliers*, estes sejam avaliados, uma vez que, podem influenciar no padrão dos semivariogramas experimentais. Em que, dependendo da quantidade e da magnitude dos dados discrepantes, estes podem mascarar a presença de dependência espacial, ou mesmo manifestar uma falsa dependência (ATAÍDE, 2019).

No presente trabalho foi constatado que as variáveis avaliadas nas diferentes idades, apresentaram uma distribuição aproximadamente normal. Este padrão de distribuição também foi verificado nos trabalhos de Guedes (2015) e Mello (2004), ambos trabalhando com

características biométricas em povoamentos de eucalipto. No entanto, deve-se ressaltar que, a geoestatística não requer distribuição normal das variáveis (MELLO, 2015). A condição de distribuição aproximadamente normal é um indicativo plausível de se utilizar o método da Máxima Verossimilhança para ajustar os modelos espaciais (RAIMUNDO, 2015). Neste estudo foi utilizado o método de ajuste de Quadrados Mínimos Ponderados. Neste método, o padrão de distribuição dos dados não tem nenhuma influência no comportamento do ajuste.

Ao avaliar as estatísticas descritivas efetuadas neste trabalho, foi possível perceber para todas as características avaliadas um aumento no valor médio. Este aumento é esperado, uma vez que há crescimento considerado de um ano para outro. Em que, certamente este crescimento tem efeito no comportamento espacial das características biométricas. As informações das estatísticas descritivas são úteis para comparação com outros povoamentos florestais de eucalipto. Contudo, o fato de haver mudanças no crescimento, não necessariamente terá impacto na estrutura de dependência espacial. Haverá com certeza, mudanças na magnitude dos valores, o que gera um impacto na semivariância e nos valores dos parâmetros. Porém, a estrutura de dependência espacial poderá permanecer em outra escala ou até mesmo desaparecer.

A variabilidade das características encontradas no trabalho não foram altas. As maiores estão para o volume, onde o coeficiente de variação (CV%) variou de 24,7% a 29,5%. Há trabalhos na literatura, como o de Guedes (2015), que o CV% foi de 80%. Entretanto, Guedes (2015) avaliou um povoamento com dois anos de idade e neste trabalho a avaliação iniciou com três anos. Esta pode ser uma das explicações para esta diferença. Segundo Souza et al. (2015), valores altos e baixos para coeficiente de variação são comuns devido às características edafoclimáticas proporcionar desuniformidade no crescimento da floresta.

Um aspecto importante no comportamento da variabilidade, é que esta foi aproximadamente constante entre as medições para todas as quatro idades avaliadas. No entanto, estas mudanças na variabilidade podem ter influência no comportamento da estrutura espacial. É esperado, que se houver grandes variações, conseqüentemente haverá maior impacto no efeito pepita, trazendo prejuízos para os mapas de krigagem.

6.2. Análise geoestatística

O alcance é um parâmetro importante que representa a distância máxima que a dependência espacial existe (MELLO et al., 2009), sendo que, quanto maior o seu valor, maior é a continuidade espacial da variável e maior a área dos estratos considerados homogêneos (ATAÍDE et al., 2020). Pelos resultados, é evidente que o volume é a variável que apresentou maior continuidade espacial, com um alcance médio de 817,51 m seguindo da altura dominante, altura total e área basal. Além disso, é possível certificar que, mesmo com o desenvolvimento da floresta ao longo dos anos, a continuidade espacial destas variáveis não foi afetada. Apresentando comportamento de dependência espacial em todos os anos de avaliação do IFC.

O maior valor de efeito pepita foi encontrado para o volume, com valores entre 0 a 381,99 m⁶/ha. Enquanto que, as demais variáveis obtiveram valores entre 0 a 1,86 m⁶/ha. No estudo realizado por Guedes et al. (2015), ao analisar povoamentos de *Eucallyptus* sp., o volume também foi a variável que apresentou maiores valores de alcance e efeito pepita. Do mesmo modo, Pelissari et al. (2014), observando povoamentos de teca implantados no estado de Mato Grosso, encontrou valores altos de efeito pepita para o volume por hectare. No entanto, o valor elevado de efeito pepita para o volume está relacionado ao fato de que, no início do crescimento da floresta, há uma forte variação do sítio e competição entre as árvores, visando estabelecer condições mais adequadas para o seu crescimento (GUEDES et al., 2015). Influenciando na aleatoriedade quanto ao desenvolvimento do *Eucallyptus* sp. ao longo do tempo, afetando nos valores de efeito pepita para o volume.

Nos trabalhos envolvendo a seleção de modelos espaciais para variáveis dendrométricas, o modelo exponencial e esférico é recorrente. Ao analisar o volume comercial de *Pinus* sp. plantados em 1982, localizados no estado do Paraná, por meio dos modelos exponencial, esférico, gaussiano dentre outros, Debastiani et al. (2018), constataram que dentre todos os modelos, o gaussiano apresentou resultados inferiores. Um dos melhores desempenhos na estimativa do volume de *Pinus* sp., foi encontrado pelo modelo exponencial. Mello et al. (2005) também selecionaram o modelo exponencial na estimativa volumétrica para um povoamento de *Eucalyptus grandis* no estado de São Paulo. Da mesma forma, o melhor modelo foi constatado no trabalho de Assis et al. (2009) para o volume em um povoamento de *Eucalyptus* spp. no estado do Espírito Santo. Diante disso, é evidente que, o modelo exponencial é amplamente selecionado para caracterizar povoamentos florestais em diferentes idades, determinando a continuidade espacial de espécies distintas.

Ao avaliar o desenvolvimento do eucalipto nas idades de 3,5, 4,5 e 5,5 anos, para as variáveis biométricas, altura total, altura dominante, área basal e volume por meio de análises geoestatísticas, Ataíde et al. (2019), obtiveram forte autocorrelação pelo Grau de Dependência Espacial (DE), determinado por Biondi et al. (1994), para altura dominante ($DE\% = 94,72$), enquanto que, para o volume foi encontrado um valor de 45,9%. O menor valor para DE no presente estudo para o volume foi 69,8% pelo modelo gaussiano, superior 23,9% ao trabalho de Ataíde et al. (2019). Além disso, vale salientar que, 83,33% das características biométricas avaliadas apresentaram forte correlação espacial e nenhuma característica foi classificada com fraca dependência. Evidenciando que a continuidade espacial das variáveis biométricas foi mantida ao longo do tempo.

A moderada dependência espacial encontrada entre as 107 parcelas avaliadas no IFC pelo modelo gaussiano para a característica área basal, com valores de 68,9% e 69,61% nos anos de 2016 e 2019 respectivamente, pode estar associada à forma como a variável é estimada. Os valores de área basal são resultantes da soma das áreas seccionais (g_i) de todas as árvores da parcela, em que, o seu valor é influenciado diretamente pelo número de árvores presentes e conseqüentemente pelo seu tamanho (SCOLFORO, 2006).

A partir dos resultados estabelecidos pelo critério quantitativo (AIC), é evidente que o volume apresentou os maiores valores dos modelos ajustados em todos os anos. O modelo que resultou em menores valores de AIC foi o exponencial. Essa mesma característica também foi encontrada no estudo realizado por Mello et al. (2005), para o método dos Quadrados Mínimos, analisando a estimativa volumétrica do *Eucalyptus grandis*, no estado de São Paulo. E Raimundo (2015), observando a altura dominante e área basal do *Eucalyptus*, determinou que o método dos Quadrados Mínimos Ponderados juntamente com o modelo exponencial apresentaram os maiores resultados para o povoamento.

Os semivariogramas escalonados obtidos das características analisadas em cada medição mostrou que o comportamento da estrutura de dependência espacial foi semelhante entre as características biométricas de cada avaliação. Dando destaque para a altura total e altura dominante, que nestes dois casos houve uma separação bem distinta das duas primeiras medições comparadas com as idades mais avançadas. No entanto, a tendência no comportamento espacial foi semelhante dentro de cada medição. Além disso, por meio desse resultado, foi notório que mesmo havendo crescimento dos elementos dendrométricos, o padrão do comportamento espacial se manteve ao longo do tempo para todas as características biométricas avaliadas.

Explorando a análise espacial obtida por meio da krigagem ordinária, é notório que todas as variáveis biométricas demonstraram definições eficientes de espacialização ao longo do tempo. Independentemente da idade avaliada é possível comprovar que, todas as características biométricas apresentaram com clareza as áreas de maior produtividade e as áreas com tendência a menor produção, e que essas áreas ficaram concentradas ao longo dos anos no mapa para todas as características biométricas (Figura, 8, 9, 10, 11). Havendo a possibilidade de gerar classes de produtividade para a área basal, altura total, altura dominante e volume nas idades mais jovens. Além disso, com a comparação dos mapas gerados pela krigagem é possível associar a classificação de sítio com a amostragem, proporcionando embasamento para a distribuição das parcelas e o acompanhamento da evolução e captação da variabilidade espacial destas características (MELLO et al., 2009).

É importante ressaltar que o conhecimento das áreas de maior produtividade, principalmente no que se refere ao volume é de suma importância quando a finalidade é a produção florestal. Afinal, esse fator é um indicativo do grande potencial de uso da análise geoestatística no acompanhamento do incremento em volume de madeira em pé, na classificação da capacidade produtiva e na possibilidade de análises por meio de modelos de crescimento e produção (ATAÍDE et al., 2021). Aliás, o conhecimento da variação desta característica biométrica é fundamental para a execução do inventário pré-corte, utilizando as parcelas permanentes do inventário florestal contínuo, uma vez que, com a geoestatística, a variável é predita em locais não amostrados, determinando com precisão o volume da área (PELLISSARI et al., 2017).

A correlação entre as estimativas das variáveis biométricas para o *Eucalyptus* spp. gerado pela krigagem ordinária comprovou que a relação entre as primeiras e as últimas idades de medição diferiram para todas as características. No entanto, a tendência de regionalização de áreas mais produtivas e áreas menos produtivas, permaneceram constante ao longo do tempo. Demonstrando que, as idades juvenis têm menos interdependência com as idades mais velhas, mas não impede de visualizar as zonas de maior e menor crescimento. Em que, houve e sempre haverá, alterações nas áreas das respectivas zonas de crescimento. A área basal foi a característica que apresentou menor correlação entre as idades avaliadas de 3,5 para a 6,5 anos, com resultados de 0,73 e 1,0 respectivamente, indicando uma diferença de 0,27. No entanto, mesmo sendo o valor mais baixo encontrado no presente trabalho, ainda assim, é superior ao resultado de correlação avaliada para a área basal do eucalipto por Raimundo (2015), com relação da primeira com a quinta idade de medição de 0,22.

Raimundo et al. (2017) ao analisar a correlação de Pearson, por meio da krigagem ordinária para altura dominante, encontrou uma diferença para a idade de 2,1 a 5,8 de 0,88%, apresentando valores baixos de correlação entre as idades iniciais do desenvolvimento da espécie com a idade adulta. Essa diferença na correlação entre as idades está associada ao fato de que, no início do crescimento da floresta a competição pelos recursos disponíveis, como nutrientes, água e luz são menores, comparado com a idade madura. Porém, à medida que a floresta atinge o estágio final do seu desenvolvimento, as plantas tendem a competir, e consequentemente fica mais fácil identificar a qualidade do sítio e a estrutura de dependência espacial (RAIMUNDO et al., 2017).

Assim, a técnica de interpolação além de fornecer dados imprescindíveis acerca da espacialização da produção do povoamento, possibilitou resultados pertinentes para o uso desta ferramenta para inferências positivas e rápidas. Atendendo aos interesses do manejo florestal, proporcionando embasamento para prováveis estimativas nas previsões, bem como auxiliando no uso dos recursos para condução e restauração do povoamento, com base em mapas de inferência espacial (LEAL et al., 2014).

7. CONCLUSÃO

Todas as características biométricas mensuradas por meio do Inventário Florestal Contínuo (IFC) nos anos de 2016, 2017, 2018 e 2019 no município de Josenópolis – MG apresentaram continuidade/dependência espacial ao longo dos anos. Este resultado corrobora que todos os parâmetros, estatísticas de ajustes, índices e semivariogramas analisados pelo método dos Quadrados Mínimos Ponderados foram eficientes para detectar e representar graficamente o comportamento espacial da área basal, altura total, altura dominante e volume para o *Eucalyptus* spp.

Independentemente da idade o modelo que melhor representou a estrutura de dependência espacial foi o exponencial, para todas as características biométricas avaliadas. Sendo recomendado o uso desse modelo e do método dos Quadrados Mínimos Ponderados para ajustes do modelo espacial analisado para características similares ao do presente estudo, para região norte de Minas Gerais.

A utilização da krigagem proporcionou a percepção nas alterações das diferentes características biométricas em seus respectivos anos de mensuração, permitindo inferir, quanto ao desenvolvimento do *Eucalyptus* spp. Sendo possível gerar classes de produtividade nas idades mais jovens de seu crescimento.

A correlação entre os mapas das variáveis biométricas para o *Eucalyptus* spp., gerado pela krigagem ordinária constatou que houve diferença entre as idades avaliadas. Evidenciando que as idades juvenis têm menos correlação com as idades mais velhas, para a área basal, altura total, altura dominante e volume.

Corroborando, desse modo, que a análise geoestatística associada ao IFC é válida para a percepção nas mudanças espaciais ao longo do tempo no povoamento de *Eucalyptus* spp., garantindo a representatividade dos dados com alta precisão e menor custo, além da possibilidade de ser utilizada como embasamento para outros povoamentos de eucalipto, do ponto de vista amostral.

REFERÊNCIAS

- ANDRIOTTI, J. L. S. **Fundamentos de estatística e geoestatística**. São Leopoldo: UNISINOS, p. 165. 2003.
- ANDRIOTTI, J. L. S. Notas de Geoestatística. **Acta Geológica Leopoldensia**. v. 25. p. 3-14, 2002.
- ATAÍDE, D. H. S.; ARAÚJO, E. J. G.; MONTE, M. A.; CURTO, R. A.; MENDONÇA, B. A. F.; MORAIS, V. A. Dependência espacial de variáveis dendrométricas em diferentes idades e intensidades amostrais em povoamento de eucalipto. **Revista Ciência Florestal**. v. 31, n. 4, 2021.
- ATAÍDE, D. H. S. **Geoestatística aplicada à mensuração e manejo de povoamentos de eucalipto. Dissertação** (Mestrado em Engenharia Florestal). Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro. p. 106. 2019.
- ASSMANN, E. **The principles of forest yield study**. Oxford: Pergamon Press, p. 506, 1970.
- ASSIS, A. L.; MELLO, J. M.; GUEDES, I. C.; SCOLFORO, J. R. S.; OLIEVIRA, A. D. Development of a sampling strategy for young stands of *Eucalyptus* sp. using geostatistics. **Cerne**, Lavras, v. 15, n. 2, p. 166-173, 2009.
- BATISTA, J. L. F.; COUTO, H. T. Z. DO; SILVA FILHO, D. F. DA. **Quantificação de recursos florestais: árvores, arvoredos e florestas**. 1. ed. São Paulo: Oficina de Textos, 2014.
- BARBOSA, L. O. **Efeito da competição no incremento em área transversal de *Araucaria angustifolia* (Bertol.) Kuntze em floresta Ombrófila Mista**, no Sul do Brasil. Dissertação (Mestrado em Engenharia Florestal). Universidade Federal de Santa Maria. Santa Maria – RS, 2018.
- BIONDI, F.; MYERS, D.E.; AVERY, C.C. Geostatistically modeling stem size and increment in an old-growth forest. **Canadian Journal of Forest Research-Revue Canadienne de Recherche Forestiere**, v.24, n.7, p.1354-1368, 1994.
- BURNHAN, K. P.; ANDERSON, D. R. **Model selection and multimodel inference**. 2.ed. New York: Springer, 2002. p. 350.
- CAVALCANTI, W. J.; SILVA J. A. A.; FERREIRA, R. L. C. Estimação de volume de madeira de eucalipto por cokrigagem, krigagem e regressão. **Cerne**. v. 21 n. 2, p. 243-250, 2015.
- CEDDIA, M. B.; VIEIRA, S. R.; VILLELA, A. L. O.; MOTA, L. S.; ANJOS, L. H. C.; CARVALHO, D. F. Topography and spatial variability of soil physical properties. **Scientia Agrícola**, v. 66, n. 3, p. 338-352, 2009.
- COHEN, W.B.; SPIES, T.A.; BRADSHAW, G.A. Semivariograms of digital imagery for analysis of conifer canopy structure. **Remote Sensing of Environment**, v.34, n.3, p.167-178, 1990.

COCHRAN, W. G. **Sampling techniques**. 3rd Ed., New York: J.Wiley, p. 555. 1977.

CUNHA, U. S. **Dendrometria e Inventário Florestal**. Curso Técnico em Manejo Florestal (Escola Agrotécnica Federal de Manaus), p. 61. 2004.

DEBASTIANI, A. B.; VASCONCELLOS, B. N.; MARTINS, A. P. M.; CORTE, A. P. D.; SANQUETTA, C. R. Predições geoestatísticas e zonas de incerteza no inventário de povoamentos florestais. **Revista Advances in Forestry Science**, Cuiabá, v.5, n.1, p.283-287, 2018.

EUFRANDE-JUNIOR, H. J.; SOUSA, J. M. R.; GUERRA, S. P. S. Efeito da adubação mineral e densidade de plantio nas características dendrométricas de plantações de eucalipto de rápido crescimento. **Ciência Florestal**, Santa Maria, v. 31, n. 1, p. 350-366, jan./mar. 2021.

ENVIRONMENTAL SYSTEMS RESEARCH INSTITUTE **ArcGIS Desktop**: Release 10.1. Redlands, CA: ESRI, 2010.

FLORIANO, E. P. **Inventário Florestal**. 2 ed. Rio Largo – Alagoas. p. 158. 2021.

GOMES, P. A.; SCARAMUZZA, W. L. M. P.; CAMARGOS, S. L.; SCARAMUZZA, J. F.; SILVA, R. C. B. Uso de variáveis dendrométricas na estimativa de serrapilheira em área de Floresta Secundária Inicial e Floresta Madura. **Revista de Ciências Agro-Ambientais**, Alta Floresta, v.7, n.1, p.13- 21, 2009.

GOUVEIA JUNIOR, W. V.; MATIAS, R. A. M.; SOARES, T. S. Desenvolvimento inicial de eucalipto clonal em diferentes espaçamentos. **Revista Agrotecnologia**, Ipameri, v. 7, n. 2, p. 40-46, 2016.

GUNNARSON, F.; HOLM, P.H.; THURESONN, T. On the potential of krigagem for forest mannegement planning. **Scandinavian Journal of Forest Research**, v.13, n.2, p.237-245,1998.

GUIMARÃES, E. M. **Geoestatística Básica e Aplicada**. Universidade Federal de Uberlândia – UFU. Faculdade de Matemática. p. 74, 2004.

GUEDES, I. C. L.; MELLO, J. M.; MELLO, C. R.; O, A. D.; SILVA, T. S.; SCOLFORO, J. R. S. Técnicas Geoestatísticas e Interpoladores Espaciais na Estratificação de Povoamentos de *Eucalyptus* sp. **Ciência Florestal**, Santa Maria, v. 22, n. 3, p. 541-550, jul.-set., 2012.

GUEDES, I. C. L.; MELLO, J. M.; SILVEIRA, E. M. O.; MELLO, C. R.; REIS, A. A.; GOMIDE, L. R. Continuidade espacial de características dendrométricas em povoamentos clonais de *Eucalyptus* sp. avaliada ao longo do tempo. **Cerne**. v. 21, n. 4. p. 527-534. 2015.

GUEDES, I. C. L.. **Técnicas geoestatísticas e interpoladores espaciais na estratificação de povoamentos de *Eucalyptus* sp.** Dissertação (Mestrado em Ciências Florestais) – Universidade Federal de Lavras, Lavras, 2009.

GUERRA, P. A. G. **Geoestatística Operacional**. Departamento Nacional da Produção Mineral, Brasília, 1988.

HÖCK, B.K.; PAYN, T.W.; SHIRLEY, J. Using a geographic information system and geostatistics to estimate site index of *Pinus radiata* for Kaingaroa forest. **New Zealand Journal of Forestry Science**, v.23, p.264-277, 1998.

JOURNEL, A. G.; HUIJBREGTS, C. J. Mining geostatistics. London: Academic, p. 600. 1978.

KANEGAE JÚNIOR, H.; SCOLFORO, J. R. S.; MELLO, J. M. de; OLIVEIRA, A. D. de. Avaliação de interpoladores estatísticos e determinísticos como instrumento de estratificação de povoamentos clonais de *Eucalyptus* sp. **Cerne**, Lavras, v. 12, p. 123-136, 2006.

KARAHAN, G.; ERSAHIN, S. Geostatistics in characterizing spatial variability of forest Ecosystems. **Eurasian Journal of Forest Science**. v. 6(1), p. 9-22. 2018.

KRIGE, D. G. A statistical approach to some basic mine evaluation problems on the Witwatersrand. **J. Chem. Metall. Min. Soc. S. Afri.**, Johannesburg, 52: 119-139, 1951.

KULBACK, S.; LEIBLER, R. A. On information and sufficiency. **Annals of Mathematical Statistics**, v. 22, p. 79-86, 1951.

LEAL, F. A.; MATRICARDI, E. A. T.; MIGUEL, E. P. Interpolador geoestatístico para estimar volume num povoamento de *Eucalyptus urophylla*, em Rio Verde/Goiás. **Revista Nucleus**, Ituverava, v. 11, n. 1, 2014.

MATHERON, G. Principles of geostatistics. **Econ. Geology**, 58: 1246-1266, 1963.

MATHERON, G. **The theory of regionalized variables and its application**. Les Cahiers du centre de Morphologie Mathématique, Fas. 5, C. G. Fontainebleau. 1971.

MARQUES, M. M. G. **Geoestatística aplicada na análise biométrica dos montados de sobreiro e azinheira**. Dissertação (Mestrado em Georecursos) – Universidade Técnica de Lisboa. Lisboa, p. 163. 2006.

MELLO, J. M.; BATISTA, J. L.; OLIVEIRA, M. S.; RIBEIRO JÚNIOR, P. J. Estudo da dependência espacial de características dendrométricas para *Eucalyptus grandis*. **Revista Cerne**, Lavras, v. 11, n. 2, p. 113-126, abr./jun. 2005.

MELLO, J. M. de ; DINIZ, F. S.; OLIVEIRA, A. D. de ; MELLO, C. R.; SCOLFORO, J. R. S.; ACERBI JÚNIOR, F. W. Continuidade Espacial para características dendrométricas (número de fustes e volume) em plantios de *Eucalyptus grandis*. **Revista Árvore**, v. 33, p. 185-194, 2009.

MELLO, J. M. de.; OLIVEIRA, M. S. de.; BATISTA, J. L. F.; RIBEIRO JÚNIOR, P. J.; KANEGAE JÚNIOR, H. Uso do estimador geoestatístico para predição volumétrica por talhão. **Floresta**, Curitiba, v. 36, n.2, p. 251-260. 2006.

- MELLO, J. M. **Geoestatística aplicada ao inventário florestal**. Tese (Doutorado em Recursos Florestais) – Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”, Piracicaba, p. 110. 2004.
- MONTGOMERY, E.G. **Experiments in wheat breeding: experimental error in the nursery and variation in nitrogen and yield**. U.S. Dept. Agric. Bur. Plant Indust. Bul., Washington, 269, p. 61. 1913.
- MURTA JÚNIOR, L. S.; CASTRO, R. V. O.; NAPPO, M. E.; NOGUEIRA, G. S.; ARAÚJO JÚNIOR, C. A.; GASPAR, R. O.; COSTA, L. S.; OLIVEIRA, E. K. B. Características dendrométricas de eucalipto submetido a desbaste. **Scientia Forestalis**, v. 48, n. 127, p. 1-14. 2020.
- OSBORNE, J.G. Sampling errors of systematic and random surveys of cover-type areas. **Journal Statistics Association**, v.37, p.256-264, 1942.
- PENDLETON, R. L. Are soils mapped under a given type name by the Bureau of Soils method closely similar to one another? **Agricultural Sciences**, Davis, 3:369-498, 1919.
- PFUTZ, I. F. P. **Modelagem geoestatística associada à variáveis dendrométricas e de sensoriamento remoto para predição espacial em povoamento de *Tectona grandis* L. f.** Dissertação (Mestrado em Engenharia Florestal). Universidade Federal do Paraná – UFPR. Curitiba – PR. p. 82. 2020.
- QUEIROZ, W. T. Amostragem em inventário florestal. Belém: Edufra, 2012. 441p
- SCOLFORO, J. R. S.; MELO, J. M. **Inventário florestal**. Lavras: UFLA/FAEPE, p. 561. 2006.
- QGIS Development Team, 2022. **QGIS Geographic Information System**. Open Source Geospatial Foundation Project.
- RAIMUNDO, M. R. **Técnicas geoestatísticas aplicadas ao inventário florestal contínuo**. Dissertação – Mestrado em Engenharia Florestal. Universidade Federal de Lavras. p. 69. 2015.
- RAIMUNDO, M. R.; SCOLFORO, H. F.; MELLO, J. M.; SCOLFORO, J. R. S.; MCTAGUE, J. P.; REIS, A. A. Geostatistics applied to growth estimates in continuous forest inventories. **Forest Science**, Bethesda, v. 63, n. 1, p. 29-38, 2017.
- R CORE TEAM. **R: a language and environment for statistical computing**. Vienna: R Foundation for Statistical Computing, 2013. Disponível em: < <http://www.R-project.org>>.
- RIBEIRO JÚNIOR, P. J.; DIGGLE, P. J. geoR: a package for geostatistical analysis. **R-NEWS**, v.1, n.2, p.15-18, 2001.
- ROSA FILHO, G.; CARVALHO, M. P.; MONTANARI, R.; SILVA, J. M.; SIQUEIRA, G. M.; ZAMBIANCO, E. C. Variabilidade espacial de propriedades dendrométricas do eucalipto e de atributos físicos de um Latossolo Vermelho. **Revista Bragantia**, Campinas, v. 70, n. 2, p.439-446, 2011.

- ROBINSON, G.W. & LLOYD, W.E. On the probable error of sampling in soil surveys. **The Journal Agricultural Science**, Cambridge, 7: 144-153, 1915.
- ROVEDA, M.; FIGUEIREDO FILHO, A.; PELISSARI, A. L.; SANTOS, R. M. M.. Spatial continuity in a Mixed Ombrophilous Forest with different size and shape of sample units. **Cerne**, v.22, n.2, p.189-196, 2016.
- RUFINO, T. M. C.; THIERSCH, C. R.; FERREIRA, S. O.; KANEAGAE JUNIOR, H.; FAIS, D. Uso da Geoestatística no Estudo da Relação entre Variáveis Dentrométricas de Povoamentos de *Eucalyptus* sp. e Atributos do Solo. **Revista Ambiência**. Guarapuava, PR. v. 2 p. 83-93. 2006.
- SAMRA, J.S. GILL, H.S.; BHATIA, V.K. Spatial stochastic modelling of growth and forest resource evaluation. **Forest Science**, v.35, n.3, p.663-676, 1989.
- SANTOS, M. C.; ROVEDA, M.; ZANON, M. L. B.; FIGUEREDO FILHO, A.; ROIK, M.; PACHECO, J. M.; SCVINSKI, V. Inventário Florestal Utilizando Técnicas de Silvicultura de Precisão em Povoamentos de *Eucalyptus grandis* Hill ex Maiden. **Revista Floresta e Ambiente**. v. 24. 2017.
- SANTOS, A. S. **Geoestatística aplicada na avaliação da qualidade de dados geoespaciais**. Dissertação (Mestrado em Engenharia Civil) – Universidade Federal de Viçosa – UFV. Minas Gerais, p. 164. 2013.
- SAMPIETRO, J. A.; LOPES, E. S. Compactação de um Cambissolo causada por máquinas de colheita florestal especializada com geoestatística. **Revista Floresta**. Curitiba, PR, v. 46, n. 3, p. 307-314, 2020.
- SEIDEL, E. J.; OLIVEIRA, M. S. Novo índice geoestatístico para a mensuração da dependência espacial. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, v. 38, n. 3, p. 699-705, 2014.
- SILVA, J. A. A.; PAULA NETO, F. **Princípios Básicos de Dendrometria**. Pernambuco: Universidade Federal Rural de Pernambuco, p. 198. 1979.
- SILVA, A. P. Variabilidade espacial de atributos físicos do solo. Tese (Doutorado) – ESALQ-USP, Piracicaba, 1998.
- SILVEIRA, E. M. O.; MELLO, J. M.; ACERBI JÚNIOR, F. W.; REIS, A. A.; WITHEY, K. D.; RUIZ, L. A. Characterizing landscape spatial heterogeneity using semivariogram parameters derived from NDVI images. **Revista Cerne**. v. 23, n. 4. p. 413-422. 2017.
- SMITH, L. H. Plot arrangement for variety experiment with corn. **Proc. Amer. Soc. Agron.**, Madison, v. I. 1907/09. p. 84-89. 1910.
- SOARES, C. P. B.; PAULA NETO, F.; SOUSA, A. L. **Dendrometria e inventário Florestal**. Viçosa: Universidade Federal de Viçosa, p. 276. 2006.
- SCOLFORO, J. R. S. **Manejo florestal**. Lavras: Ed. UFLA/FAEPE, 1998.

SCOLFORO, J. R. S.; MELLO, J. M. Inventário florestal. Lavras: UFLA/FAEPE, p. 561. 2006.

SOUZA, R. M. S.; ALMEIDA, A. Q.; RIBEIRO, A.; SOUZA, E. S.; LEITE, F. P. Evaluation of the spatial dependence of dendrometric characteristics for an *Eucalyptus* plantation. **Acta Scientiarum**. v. 37, n. 4, p. 483-488, 2015.

PELISSARI, A. L.; FIGUEIREDO FILHO, A.; CALDEIRA, S. F.; MACHADO, S. A.. Geoestatística aplicada ao manejo de povoamentos florestais de teca, em períodos pré-desbaste seletivo, no estado do mato grosso. **Rev. Bras. Biom.**, v.32, n.3, p.430-444, 2014.

PINTO, L. O. R.; CORDEIRO, N. G.; SOUZA, R. L. F.; PEREIRA, R. T.; MELLO, J. M. Avaliação de índices de dependência espacial de modelos geoestatísticos sobre a krigagem. **Enciclopédia Bioesfera**. Goiânia, v. 16, n. 29, p. 339. 2019.

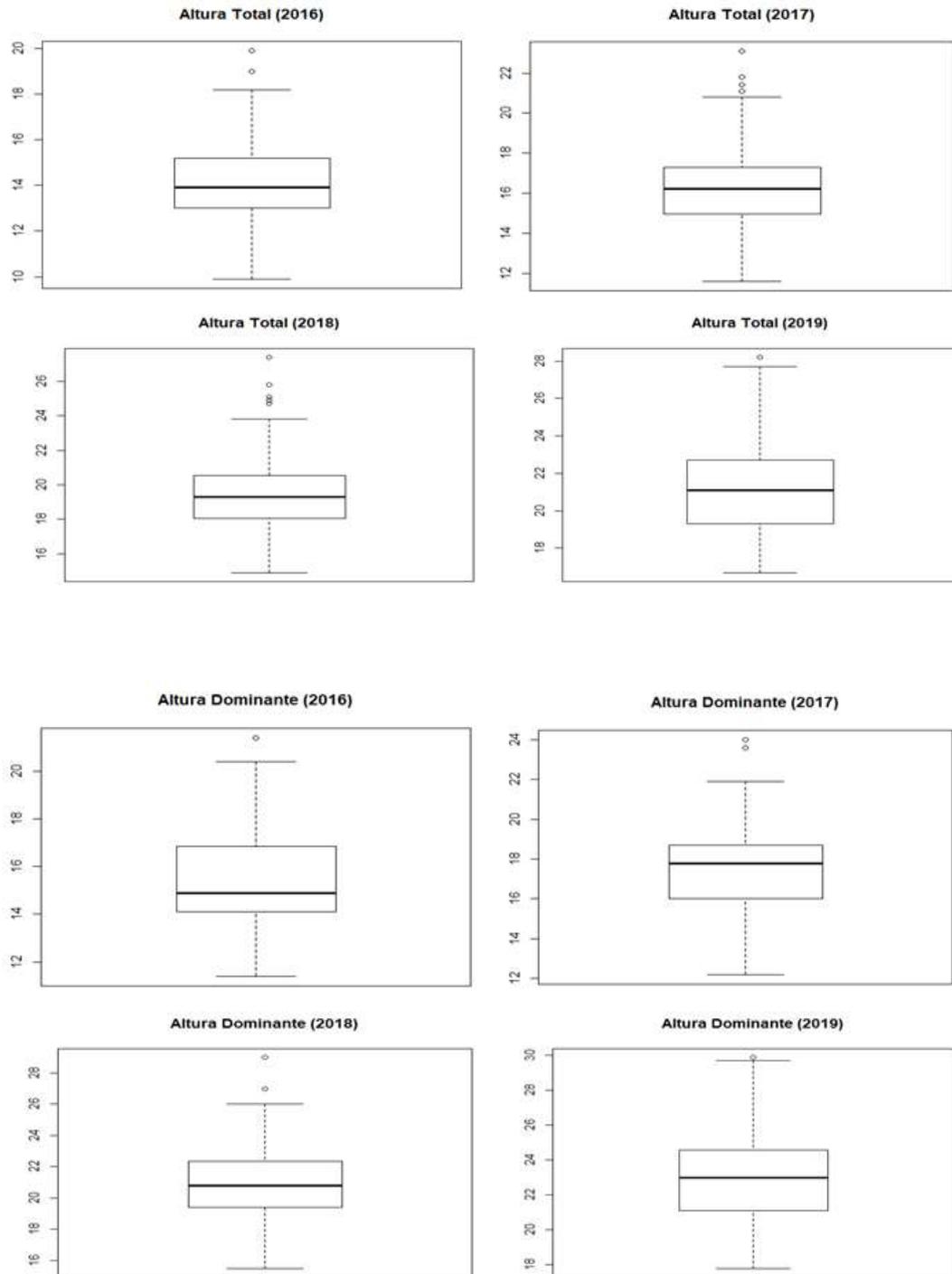
VETTORAZZI, C. A.; FERRAZ, S. F. B. Silvicultura de precisão: uma nova perspectiva para o gerenciamento de atividades florestais. In: Agricultura de Precisão [S.l: s.n.], 2000.

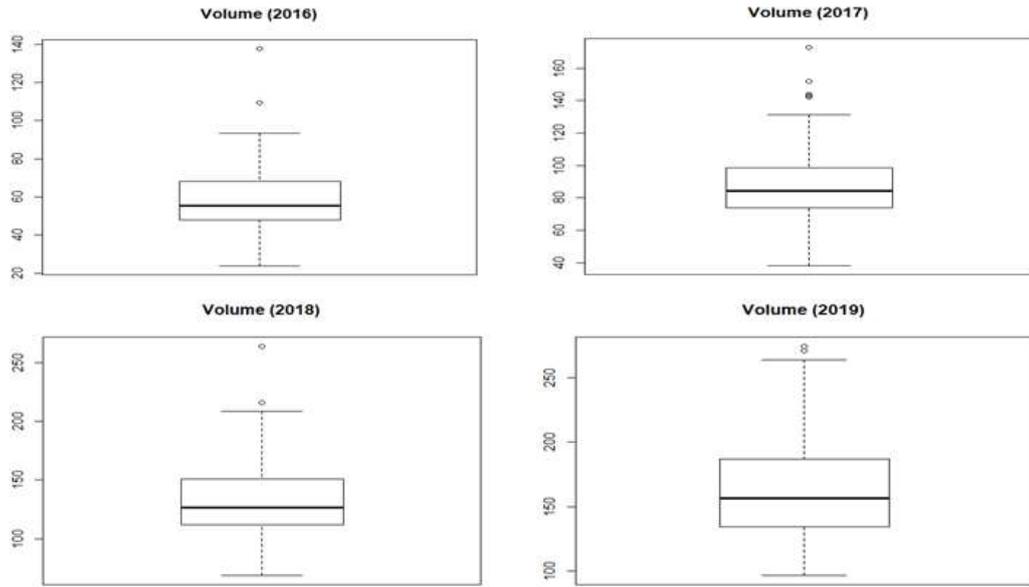
WULDER, M.; LAVIGNE, M.; FRANKLIN, S. High spatial resolution optical image texture for improved estimation of forest stand leaf area index. **Canadian Journal of Remote Sensing**, v.22, n.4, p.441-449, 1996.

WAYNICK, D. D. e SHARP, L.T. Variability in soils and its significance to past and future soil investigations. II. Variation in nitrogen and carbon in field soils and their relation to the accuracy of field trials. **Agricultural Sciences**, Davis, 4(5): 121-139, 1919.

YAMAMOTO, J. K.; LANDIM, P. M. B. **Geoestatística: conceitos e aplicações**. São Paulo: Oficina de textos, 2013.

ANEXO 1:





ANEXO 2:

