

**Universidade de São Paulo
Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”**

**Estimativa volumétrica por modelo misto e tecnologia laser
aerotransportado em plantios clonais de *Eucalyptus* sp**

Samuel de Pádua Chaves e Carvalho

Tese apresentada para obtenção do título de Doutor
em Ciências, Programa: Recursos Florestais.
Opção em: Silvicultura e Manejo Florestal

**Piracicaba
2013**

Samuel de Pádua Chaves e Carvalho
Engenheiro Florestal

**Estimativa volumétrica por modelo misto e tecnologia laser
aerotransportado em plantios clonais de *Eucalyptus* sp**

versão revisada de acordo com a resolução CoPGr 6018 de 2011

Orientador:
Prof.Dr. **LUIZ CARLOS ESTRAVIZ
RODRIGUEZ**

Tese apresentada para obtenção do título de
Doutor em Ciências, Programa: Recursos
Florestais. Opção em: Silvicultura e Manejo
Florestal

**Piracicaba
2013**

**Dados Internacionais de Catalogação na Publicação
DIVISÃO DE BIBLIOTECA - DIBD/ESALQ/USP**

Carvalho, Samuel de Pádua Chaves e

Estimativa volumétrica por modelo misto e tecnologia laser aerotransportado em plantios clonais de *Eucalyptus* sp / Samuel de Pádua Chaves e Carvalho.- - versão revisada de acordo com a resolução CoPGr 6018 de 2011. - - Piracicaba, 2013. 104 p: il.

Tese (Doutorado) - - Escola Superior de Agricultura "Luiz de Queiroz", 2013.

1. Função de afilamento 2. Modelos não lineares mistos 3. LiDAR 4. Geoestatística
5. Inventário florestal I. Título

CDD 634.9734
C331e

“Permitida a cópia total ou parcial deste documento, desde que citada a fonte – O autor”

*A minha futura esposa Mariana,
Aos meus pais Toninho e Consola,
As minhas irmãs Dani e Nana,
Aos meus familiares,
A minha Vó Detinha (in memoriam)
Dedico.*

AGRADECIMENTOS

A Deus sobre todas as coisas.

A Nossa Senhora do Rosário, Mãe protetora.

A minha futura esposa Mariana, por nunca deixar de acreditar em nosso amor. Faltam palavras para descrever a grandeza do meu amor por ti e o que Você representa em minha vida. Você transmite a todos a verdadeira felicidade e simplicidade de viver. Obrigado, obrigado e obrigado infinitamente por tudo. Você sabe o quanto é especial para mim e quanto representa para concretização deste sonho.

Aos meus pais e às minhas irmãs. Fontes de consolo e de renovação de energia. Obrigado pelo apoio e dedicação de vocês que sempre torceram e apoiaram meus estudos, afinal, são dez anos de trajetória acadêmica, entre graduação, mestrado e doutorado. Tenham a certeza de que esta vitória também é de vocês.

Aos meus familiares, em especial a meus tios Jorginho e Cosme, pela presença na vida da minha família. E a Vó Detinha (*in memoriam*) por acreditar que por meio dos estudos poderíamos nos tornar pessoas melhores. Em nem um dia sequer me esqueço de ti.

Aos amigos de república, Ricardo, Aloísio, Augusto, Alexandre e Victor Moutinho.

Aos amigos de pós-graduação da ESALQ, em especial aos discentes do Laboratório de Métodos Quantitativos (LMQ). Marcos, Camila e Isadora, obrigado pelo convívio e amizade de vocês.

Aos amigos do Grupo de Estudos em Tecnologia LiDAR (GET-LiDAR), pelo compartilhamento de aprendizado do uso da tecnologia LiDAR.

Ao professor e orientador Dr. Luiz Carlos Estraviz Rodriguez por acreditar que este trabalho se concretizaria. Meus sinceros agradecimentos pela atenção a mim dispensada em todos os momentos destes quase três anos, dentre os quais muitos foram em períodos de férias.

Ao Dr. Jefferson Polizel por todo apoio técnico fornecido durante minha passagem pela instituição.

A todos os professores do Departamento de Ciências Florestais e Exatas da ESALQ/USP por contribuírem significativamente na minha formação.

Aos funcionários do Departamento de Ciências Florestais, em especial a secretária da Pós em Recursos Florestais, Giovana, pela gentileza e praticidade em nos atender.

A Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”, da Universidade de São Paulo, por oferecer a seus discentes toda estrutura necessária para formação de recursos humanos do mais alto nível.

A CAPES e a FAPESP pelo apoio e credibilidade concedidos ao trabalho.

A empresa Fibria Celulose S/A e todos os seus colaboradores, em especial as coordenações de Inventário Florestal e Geoprocessamento pelo apoio técnico e financeiro concedido na experimentação deste estudo.

Aos amigos de trabalho Sebastião, Cristiane, Gustavo, Carlos e Adriana pela colaboração na execução do trabalho e companheirismo diário. Em especial a Adriana Leandra, coordenadora de Inventário Florestal da Fibria, por toda compreensão e apoio fornecido.

Aos amigos e estagiários Juliana e Esthevan por compartilharem das angústias e anseios na fase de conclusão deste trabalho.

Um agradecimento especial ao Sebastião (Tiãozin) e a sua família, Andrea, Pedro e Ana Gabriela pelo acolhimento fraterno no estado do Espírito Santo.

A todos os professores da ESALQ e da UFLA que durante estes dez anos de academia contribuíram de forma expressiva em minha formação. Em especial aos meus orientadores, Luiz Carlos Estraviz Rodriguez e Natalino Calegario.

A todos que de maneira direta ou indireta se envolveram na elaboração e execução deste trabalho, os meus sinceros agradecimentos.

*“A única coisa que se coloca
entre um homem e o que ele quer na vida
é normalmente meramente
a vontade de tentar e a fé para acreditar
que aquilo é possível”*

Richard M. Devos

SUMÁRIO

RESUMO.....	11
ABSTRACT	13
1 INTRODUÇÃO	15
Referências	17
2 AVALIAÇÃO DE UM MODELO NÃO LINEAR SIGMOIDAL MISTO E DE SUAS VARIAÇÕES PARA DESCREVER O AFILAMENTO DO FUSTE DE ÁRVORES CLONAIS DE <i>Eucalyptus</i> sp	21
Resumo	21
Abstract	21
2.1 Introdução	22
2.1.1 Hipóteses	24
2.1.2 Objetivos gerais.....	24
2.1.3 Objetivos específicos.....	24
2.2 Material e Métodos.....	25
2.2.1 Caracterização da área de Estudo	25
2.2.2 Dados de campo	26
2.2.3 Modelo Avaliado.....	28
2.2.4 Seleção, análise estatística e ajustes dos modelos	34
2.2.4.1 Critério de Informação de Akaike - AIC	34
2.2.4.2 Critério de informação Bayesiano - BIC	34
2.2.4.3 Raiz quadrada do erro médio (RMSE)	35
2.2.4.4 Teste da razão da máxima verossimilhança (T.R.M.V).....	35
2.2.4.5 Funções de variância	36
2.3 Resultados e Discussões	37
2.4 Conclusões.....	59
Referências	59
3 PREDIÇÃO VOLUMÉTRICA EM PLANTIOS CLONAIS DE <i>Eucalyptus</i> sp INTEGRANDO LIDAR E TÉCNICAS GEOESTATÍSTICAS.....	63
Resumo	63
Abstract	63
3.1 Introdução	64
3.1.1 Hipóteses	67

3.1.2 Objetivo geral	67
3.1.3 Objetivos específicos.....	67
3.2 Material e Métodos.....	68
3.2.1 Área de estudo	68
3.2.2 Caracterização e coleta dos dados de campo.....	69
3.2.3 Caracterização do sobrevoo.....	72
3.2.4 Softwares, processamento e parametrizações.....	72
3.2.5 Ajuste e seleção dos modelos.....	78
3.3 Resultados e Discussões	84
3.3.1 Processamento da Amostragem Casual Simples (ACS).....	84
3.3.2 Modelagem Geoestatística.....	85
3.3.3 Krigagem e geração de parâmetros dendrométricos.	95
3.4 Conclusões.....	100
3.5 Considerações	101
Referências	101

RESUMO

Estimativa volumétrica por modelo misto e tecnologia laser aerotransportado em plantios clonais de *Eucalyptus* sp

O trabalho se estruturou em torno de dois estudos. O primeiro avaliou o ajuste de um modelo não linear de efeito misto para descrever o afilamento do tronco de árvores clonais de eucalipto. O modelo utilizado para descrever as variações da altura em função do raio foi o logístico de quatro parâmetros que, por integração permitiu a estimação do volume das árvores. A incorporação de funções de variância no processo de ajuste resultou em redução significativa no valor do Critério de informação de Akaike, mas os resíduos não apresentaram melhorias notáveis. Com a finalidade de compatibilizar precisão e parcimônia, o modelo que considera as variações do afilamento como uma função da altura total e do raio à altura do peito mostrou-se como o mais indicado para a estimativa do volume de árvores por funções de afilamento. O segundo estudo analisou uma nova proposta para inventários florestais em plantios clonais de eucalipto que integra modelagem geoestatística, medições de circunferência das árvores em campo e a tecnologia LiDAR aeroembarcada. As estatísticas propostas mostraram que o modelo geoestatístico com função para média foi estatisticamente superior ao modelo com média constante, com erros reduzidos em até 40%. A altura das árvores que compuseram o grid de predição para aplicação do modelo geoestatístico foi obtida pelo processamento da nuvem de pontos dos dados LiDAR. Obtidos os pares de diâmetro e altura, aplicou-se o modelo de afilamento selecionado no primeiro artigo em que se observaram diferenças médias na predição do volume próximas a 0,7%, e 0,18% para contagem de árvores, ambas com tendências de subestimativas. Diante dos resultados obtidos, o método é considerado como promissor e trabalhos futuros visam gerar um banco de parcelas permanentes que propiciem estudos de crescimento e produção florestal.

Palavras-chave: Função de afilamento; Modelos não lineares mistos; LiDAR; Geoestatística; Inventário Florestal

ABSTRACT

Estimating *Eucalyptus* forest plantation volume by mixed-effect model and by LiDAR-based model

This study investigates the use of mixed-effect model and the use of LiDAR-based model to estimate volume from eucalyptus forest plantation. At the first part, this study evaluates nonlinear mixed-effects to model stem taper of monoclonal Eucalyptus trees. The relation between radius and height variation was described by the four-parameter logistic model that integration returns stem volume. Embedding variance functions to the estimation process decreased significantly the Akaike's Information Criterion but did not improve the residual analysis. The best model to estimate stem volume from taper equations explained the stem taper as a function of the commercial height and the radius at breast height. The second part investigated the volume estimation fusing geostatistic derived from field information and airborne laser scanning data. The model based on geostatistic assumptions was statistically superior to the traditional one, with errors 40% lower. Thus, the geostatistical model was applied over tree heights extracted from the laser cloud. To each combination of diameter and height, the taper equation from the first part of this study was used. The volume and the number of trees were underestimated in 0.7% and 0.18%, respectively. The results look promising, and more permanent plots are necessary to allow studies about growth and yield of forest.

Keywords: Taper; Airborne laser scanning; Geostatistics; Forest inventory

1 INTRODUÇÃO

De acordo com ABRAF (2012) o setor florestal brasileiro movimentou em 2011, R\$53,91 bilhões, respondendo pela geração de 4,73 milhões de empregos diretos e indiretos. Um alarme, porém, é feito para a estagnação do setor em relação à expansão de base florestal de *Pinus* e *Eucalyptus*, principais gêneros plantados no Brasil, em que se tem 75% dos 6.516.000 hectares representados pelo gênero *Eucalyptus*, com forte tendência de substituição de plantios de *Pinus* por plantios de *Eucalyptus* em que a produtividade média comercial destes plantios é de 40,1 m³.ha⁻¹.ano⁻¹ contra 35,9 m³.ha⁻¹.ano⁻¹ de *Pinus*. Dentre os principais consumidores de madeira originada das florestas plantadas brasileiras estão as indústrias de Celulose e Papel, 68%, Siderurgia, 20,9% e madeira industrializada, 6,8% (ABRAF; BRACELPA, 2011).

Com a finalidade de se otimizar crescimento e retorno financeiro, técnicas ideais de manejo devem ser aplicadas nos plantios florestais. Segundo Almeida et al. (2003) apud Ferreira (2009), independentemente do nível de decisão desejada, seja ela estratégica ou operacional, deverá ser embasada em modelos estocásticos que possibilitem estimar produções presentes e futuras. Dessa forma, quanto mais preciso o modelo, mais assertivas serão as decisões tomadas pelo manejador florestal, sejam elas de ordem ambiental, social ou econômica.

Recentemente empregados na área florestal, com pioneirismo para Lappi (1991), os modelos de efeitos mistos são umas das técnicas de regressão mais sofisticadas, tanto para relações empíricas lineares como para não lineares, os quais possibilitam ao usuário trabalhar com os dados na sua perfeita originalidade sem a necessidade de transformar variáveis para atender as pressuposições básicas de análise de regressão que são: independência entre as observações, distribuição aleatória, normal e idêntica dos resíduos com média zero e variância constante. Com os modelos de efeitos mistos é possível generalizar estruturas de correlações espaço-temporais, variâncias não constantes, além de permitir generalizações de famílias de distribuições de probabilidade. Dentre as mais diversas abordagens na ciência florestal, destaca-se sua aplicação em trabalhos de modelagem do crescimento e da produção florestal, ajustes de relações hipsométricas e modelagem de afilamento de tronco (Lappi e Malinen, 1994; Gregoire et al., 1995; Fang e Bailey, 2001; Hall e Bailey, 2001; Calegario, 2002; Calegario et al., 2005; Nothdurft et al.,

2006; Trincado et al., 2007; Meng et al., 2008; Vargas-Larreta et al., 2009; Garber e Maguire, 2003; Trincado e Burkhart, 2006, Yang et al., 2009).

Os bons resultados gerados no manejo florestal não estão apenas associados aos métodos de modelagem, mas também aos processos de amostragem dos plantios florestais. De acordo com Mello (2004) o desejável para todas as corporações florestais é a geração de informações precisas e de baixo custo sobre a produção florestal e aborda o uso da Geoestatística como um potencial método para trabalhar essas questões. Mello et al. (2006), ao analisarem os padrões espaciais da variável volume por talhão em plantios de *Eucalyptus* no estado de São Paulo, concluíram que a variável analisada apresenta grau moderado de continuidade espacial, sendo portanto necessário modelar a estrutura de correlação espacial existente entre as observações, em que o erro no método geoestatístico variou de 8 a 12% enquanto, no estimador clássico de amostragem, variou de 9 a 32%.

Conforme mencionado por Lindner e Karjalainen (2007) apud Tonolli et al. (2011), conhecer o volume de madeira é o principal fator para um manejador florestal e tem se tornado cada vez mais interesse mundial, principalmente devido às questões relacionadas ao protocolo de Kyoto. Atualmente, muito se questiona sobre o estoque de biomassa, presente na terra como um todo, para os cálculos do balanço líquido de emissões e captura de CO₂. A geração dessa informação pode ser agilizada se forem utilizados, por exemplo, levantamentos aerotransportados a laser (ALS) ou simplesmente, LiDAR. De outra forma, o uso de métodos convencionais de inventário exigiria anos para conclusão desses balanços, pois se trata de avaliar o estoque disponível em uma área de aproximadamente 3,4 bilhões de hectares de floresta em todo o globo terrestre (FAO).

A abreviação LiDAR vem do termo inglês Light Detection and Ranging e, em sua mais simples tradução, trata-se de um método que identifica e mede distâncias de objetos iluminados por pulsos de luz emitidos remotamente. Segundo Tonolli et al. (2011), LiDAR é uma recente tecnologia e os resultados dos mais diversos trabalhos tem demonstrado o alto potencial da tecnologia, gerando resultados satisfatórios na representação vertical das mais diversas formações florestais (NAESSET, 1997) bem como na contagem de árvores (OLIVEIRA et al., 2012), altura das árvores dominantes e codominantes (TESFAMICHAEL et al., 2010) e, volume e biomassa (KWAK et al., 2010).

Giongo et al. (2010) descrevem as mais diversas aplicações do LiDAR em formações florestais, bem como sua forma de obtenção das variáveis (Tabela 1).

Tabela 1.1 - Potencialidades do LiDAR e suas aplicações florestais

Parâmetros florestais	Obtenção de dados ALS	Exemplos na Literatura
Altura do dossel e/ou árvores individuais	Medida direta	Naesset (1997)
Volume de Copa	Medida direta	Coops et al. (2007)
Diâmetro de Copa	Medida direta	Roberts et al. (2005)
Censo do Número de indivíduos	Medida direta	Hirata et al. (2009)
Volume	Modelagem	Ioki et al. (2010)
Biomassa	Modelagem	Danilin e Medvedev (2004)
Carbono	Modelagem	Balzter et al. (2007)
Área Basal	Modelagem	Zonete et al. (2010)
DAP	Modelagem	Lingnau et al. (2007)
Material combustível aéreo	Modelagem	Andersen et al. (2005)
Cobertura de copa	Fusão com outros sensores	---
Identificação de espécies	Fusão com outros sensores	Kim (2007)
Área Foliar	Medida direta	Vargas et al. (2002)

Fonte: Adaptado de Giongo et al. (2010).

Diante de um cenário de expansão reduzida da base florestal territorial e de uma lenta recuperação da crise financeira internacional, novas estratégias de redução de custos de produção e de seu monitoramento se tornam essenciais. O inventário regular de plantios florestais, uma atividade onerosa, fisicamente desgastante e relativamente complexa, pode ter os seus custos reduzidos e sua precisão aumentada se apoiada em modernas tecnologias de sensoriamento remoto. Sendo assim, esta tese explora o potencial do escaneamento a laser associado a métodos geoestatísticos como maneira a contribuir para esse fim.

Referências

ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE PRODUTORES DE FLORESTAS PLANTADAS. **Anuário estatístico da ABRAF 2012 ano base 2011**. Disponível em: <<http://www.abraflor.org.br>>. Acesso em: 20 maio 2012.

ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE PRODUTORES DE FLORESTAS PLANTADAS. **Anuário estatístico da ABRAF 2011 ano base 2010**. Disponível em: <<http://www.abraflor.org.br/estatisticas.asp>>. Acesso em: 23 jul. 2011.

ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE CELULOSE E PAPEL. **Panorama do Setor**. Disponível em: <<http://www.bracelpa.org.br>>. Acesso em: 31 jul.; 2011.

CALEGARIO, N. **Modeling Eucalyptus stand growth based on linear and nonlinear mixed-effects models**. 2002. 123p. Tese (Doutorado em Ciências Florestais) – Universidade da Georgia, Athens, 2002.

CALEGARIO, N.; DANIELS, R.E.; MAESTRI, R.; NEIVA, R. Modeling dominant height growth based on nonlinear mixed-effects model: a clonal Eucalyptus plantation case study. **Forest Ecology and Management**, Amsterdam, v. 204, n. 1, p. 11-20, 2005.

FOOD AND AGRICULTURE ORGANIZATION OF THE UNITED NATIONS. **Dimensions of need – An atlas of food and agriculture...** Disponível em: <www.fao.org>. Acesso em: 20 maio 2013.

FANG, Z.X.; BAILEY, R.L. Nonlinear mixed effects modeling for slash pine dominant height growth following intensive silvicultural treatments. **Forest Science**, Lawrence, v. 47, n. 3, p. 287-300, 2001.

FERREIRA, M.Z. **Modelagem da influência de variáveis ambientais no crescimento e na produção de *Eucalyptus sp.*** 2009. 112p. Tese (Doutorado em Engenharia Florestal) – Universidade Federal de Lavras, Lavras, 2009.

GARBER, S.M.; MAGUIRE, D.A. Modeling stem taper of three central Oregon species using nonlinear mixed effects models and autoregressive error structures. **Forest Ecology and Management**, Amsterdam, v. 179, n. 1/3, p. 507-522, 2003.

GIONGO, M.; KOEHLER, H.S.; MACHADO, S.A.; KIRCHNER, F.F.; MARCHETTI, M. LiDAR: Princípios e aplicações florestais. **Pesquisa Florestal Brasileira**, Colombo, v. 30, n. 63, p. 231-244, 2010.

GREGOIRE, T.G.; SCHABENBERGER, O.; BARRETT, J.P. Linear modeling of irregularly spaced, unbalanced, longitudinal data from permanent-plot measurements. **Canadian Journal of Research**, Ottawa, v. 25, n. 1, p. 137-156, 1995.

HALL, D.B.; BAILEY, R.L. Modeling and prediction of forest growth variables based on multilevel nonlinear mixed models. **Forest Science**, Lawrence, v. 47, n. 3, p. 311-321, 2001.

KWAK, D.A.; LEE, W. K.; CHO, H. K.; LEE, S. H.; SON, Y.; KAFATOS, M.. KIM, S. R. Estimating stem volume and biomass of *Pinus koraiensis* using LiDAR data. **Journal of Plant Research**, Tokyo, v. 123, p. 421-432, 2010.

LAPPI, J. Calibration of height and volume equations with random parameters. **Forest Science**, Lawrence, v. 37, n. 3, p. 781-801, 1991.

LAPPI, J.; MALINEN, J. Random-parameter height/age models when stand parameters and stand age are correlated. **Forest Science**, Lawrence, v.40, n.4, p.715-731, 1994.

MELLO, J.M. de. **Geoestatística aplicada ao inventário florestal**. 2004. 110p. Tese (Doutorado em Recursos Florestais) – Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”, Universidade de São Paulo, Piracicaba, 2004.

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

MENG, S.X.; HUANG, S.M.; LIEFFERS, V.J.; NUNIFU, T.; YANG, Y.Q. Wind speed and crown class influence the height-diameter relationship of lodgepole pine: Nonlinear mixed effects modeling. **Forest Ecology and Management**, Amsterdam, v.256, n.4, p.570-577, 2008.

NAESSET, E. Determination of mean tree height of Forest stands using airborne laser scanner data. **Isprs Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, Amsterdam, v. 52, n.2, p.49-56, 1997.

NOTHDURFT, A.; KUBLIN, E.; LAPPI, J. A non-linear hierarchical mixed model to describe tree height growth. **European Journal of Forest Research**, Estocolmo, v.125, n.3, p.281-289, 2006.

OLIVEIRA, L.T. de.; CARVALHO, L.M.T. de.; FERREIRA, M.Z.; OLIVEIRA, T.C. A. de.; JUNIOR, F.W.A. Application of lidar to forest inventory for tree count in stands of *Eucalyptus* sp. **Cerne**, Lavras, v.18, n.2, p.175-184, 2012.

TESFAMICHAEL, S.G.; AHMED, F. B.; VAN AARDT, J. A. N. Investigating the impact of discrete-return lidar point density on estimations of mean and dominant plot-level tree height in *Eucalyptus grandis* plantations. **International Journal of Remote Sensing**, Basingstoke, v.31, n.11, p.2925-2940, 2010.

TONOLLI, S.; DALPONTE, M.; VESCOVO, L.; RODEGHIERO, M.; BRUZZONE, L.; GIANELLE, D. Mapping and modeling forest tree volume using forest inventory and airborne laser scanning. **European Journal of Forest Research**, Estocolmo, v.130, p.569-577, 2011.

TRINCADO, G.; BURKHART, H.E. A generalized approach for modeling and localizing stem profile curves. **Forest Science**, Lawrence, v.52, n.6, Dec, p.670-682. 2006.

TRINCADO, G.; VANDERSCHAAF, C.L.; BURKHART, H.E. Regional mixed-effects height-diameter models for loblolly pine (*Pinus taeda* L.) plantations. **European Journal of Forest Research**, Estocolmo, v.126, n.2, Apr, p.253-262. 2007.

VARGAS-LARRETA, B.; CASTEDO-DORADO, F.; ALVAREZ-GONZALEZ, J. G.; BARRIO-ANTA, M.; CRUZ-COBOS, F. A generalized height-diameter model with random coefficients for uneven-aged stands in El Salto, Durango (Mexico). **Forestry**, Oxford, v.82, n.4, p.445-462. 2009.

YANG, Y.Q.; HUANG, S.M.; MENG, S.X. Development of a tree-specific stem profile model for white spruce: a nonlinear mixed model approach with a generalized covariance structure. **Forestry**, Oxford, v.82, n.5, Dec, p.541-555, 2009.

2 AVALIAÇÃO DE UM MODELO NÃO LINEAR SIGMOIDAL MISTO E DE SUAS VARIÁÇÕES PARA DESCREVER O AFILAMENTO DO FUSTE DE ÁRVORES CLONAIS DE *Eucalyptus* sp

Resumo

Conhecer o estoque de madeira é considerado por muitos pesquisadores como a principal informação a ser observada em plantações florestais. Alguns métodos, classificados como destrutivos ou não, foram desenvolvidos no último século para mensuração dessa informação. A finalidade de se conhecer o volume de árvores é gerar amostras suficientemente significativas da população em estudo que irá compor a base de ajuste de modelos volumétricos. Por meio desse trabalho avaliou-se a precisão da estimativa de modelos de afilamento, para prever o volume individual de árvores clonais de eucalipto em diferentes classes de idades e diâmetro. O modelo logístico de quatro parâmetros foi utilizado para descrever as variações da altura em função do raio e, por métodos de integração, gerar o volume das árvores individualmente. Para fins de ajuste foram utilizados métodos de regressão não-linear de efeitos mistos. Classes de diâmetro e de idade foram consideradas como efeitos aleatórios desse processo. O método foi analisado em três diferentes cenários de ajustes, sendo eles: ajuste do modelo original com efeito aleatório; ajuste do modelo original com efeito aleatório e adição de covariante; ajuste do modelo modificado com efeito aleatório. Ao se comparar os dois primeiros cenários, o erro-padrão foi reduzido em 40%, passando de 1,4727 para 0,8970 m. Com o objetivo de avaliar a qualidade de predição do volume confrontou-se o modelo com adição de covariante com o modelo modificado. Os resultados permitiram concluir que a precisão aumentou em 1,3% com aplicação do modelo modificado, além de melhorias significativas no gráfico de preditos versus observados.

Palavras-chave: Regressão Mista; Covariante; Modelos não lineares

Abstract

The wood stock is one important attribute to be estimated in forest plantations. Some methods, including destructive and non-destructive can be applied to volume estimation. The interest in tree volume is to have representativeness enough about the population sufficient to estimate volumetric models. This study evaluates the error associated to volume estimation based on taper equations developed to eucalyptus plantation ranging age and diameter. The logistic model with four parameters described height variation as a function of radius, and by integration reach the stem volume. That model was adjusted as non-linear mixed-effects approach. Diameter and age were considered as a random effect. The evaluation occurred in over three estimation scenarios: (1) original random effect model; (2) original random effect model adding the covariance term; and (3) modified model including the mixed-effect. The inclusion of the covariance term improved the estimation reducing the standard

error in 40% (1.473 to 0.897 m). Consider the mixed-effect improved even more results in 1.3%, reflected also in the graphical analysis.

Keywords: Mixed Regression; Covariate, Nonlinear models

2.1 Introdução

Para Couto e Vetorazzo (1999) uma das principais finalidades do inventário florestal é a quantificação do estoque de madeira comumente expresso em volume por unidade de área. Sua quantificação pode ser dada diretamente por métodos destrutivos ou indiretamente por métodos não destrutivos. Leite e Andrade (2002) propuseram uma nova metodologia para conduzir inventários sem a necessidade do abate de árvores; ela é também conhecida como método da altura relativa. Os autores comentam que se trata de uma metodologia relativamente rápida e eficaz com bons níveis de precisão para conduzir inventários florestais sem a necessidade do uso de equações volumétricas para estimativa do volume individual de árvores.

No que diz respeito ao uso de equações volumétricas, o volume pode ser obtido por equações de simples ou dupla entrada, em que, no primeiro caso, sua estimativa é obtida pelo diâmetro e, no segundo caso, pela relação diâmetro e altura. Diversos são os modelos já descritos na literatura, sendo que mais detalhes sobre a abordagem de equações de simples ou dupla entrada podem ser obtidos em Mendonça (2006).

Equações de volume são tradicionalmente empregadas quando o objetivo principal de sua aplicação é prever o volume de árvores destinadas apenas a um único produto. Quando o objetivo do estudo é dar usos mais nobres à floresta, torna-se necessário o emprego de técnicas mais sofisticadas de modelagem como o uso de funções de afilamento. As funções de afilamento na sua essência mais simples visam representar a forma da árvore por meio de um modelo matemático, possibilitando estimar número de toras vinculadas a um diâmetro mínimo de uso e estimar volume nas mais variadas porções do tronco, tradicionalmente conhecido como sortimentos florestais (HUSCH et al., 1972; AHRENS E ROBERT, 1981 apud QUEIROZ et al., 2006).

As formas encontradas nas árvores são: neilóide na base, parabolóide no meio e um cone no topo; é, porém, difícil ou impossível a determinação exata da

transição de uma forma para outra (CHAPMAN E MEYER, 1949; LOETSCH et al., 1973; HUSCH et al., 1982; apud PIRES E CALEGARIO, 2007). Entretanto, Ormerod (1973) apud Maguire e Batista (1996) propõem um método denominado de método de ponto do diâmetro, o qual faz predição da altura onde ocorre o ponto de inflexão, ou seja, onde há mudanças na forma da árvore.

Modelos de afilamento visam, portanto, retratar as variações mencionadas anteriormente com a finalidade de estimar o volume de madeira considerando as árvores como um sólido de revolução. Na literatura florestal, muitos são os trabalhos que envolvem esse procedimento, como em Schöepfer (1966), que propôs o uso de um modelo polinomial de 5º grau, o qual relativiza o afilamento das árvores em função do diâmetro medido a 1,30 m do solo ou simplesmente DAP e pela altura total. Segundo Figueiredo Filho et al., (1996) funções de afilamento têm sido usadas no Brasil desde os anos 70 e a classe dos modelos polinomiais são as mais utilizadas para descrever as variações no tronco de plantações de *Pinus taeda* e *Pinus elliotti* na região sul do Brasil.

Dermaerschalk (1972) propôs um modelo de afilamento compatível com equações de volume para descrever as variações do tronco de árvores de espécies comerciais na colônia britânica. Em seu trabalho, esse processo é demonstrado por modelos logaritmizados de equações de volume que, por técnicas de integração, geram modelos logaritmizados de afilamento. Na mesma linha de equações compatíveis, Jiang et al., (2005) propuseram um modelo polinomial segmentado compatível com uma equação de volume para duas eco-regiões do oeste da Virginia. Em seu trabalho, os autores avaliam a compatibilidade de predição entre os modelos de Max e Burkhardt (1976) e Clark et al. (1991) com a equação de volume gerada pela integração das funções citadas e verificaram que, em cinco das sete classes de altura em que foram preditos os valores de volume, os erros foram relativamente baixos.

No Brasil diversos autores vêm pesquisando esse tema como Silva (1982), Machado (1982), Guimarães e Leite (1992), Scolforo et al. (1998), Assis et al. (2001), Pires e Calegario (2007), Mendonça et al. (2007), Carvalho et al. (2010). E, segundo Figueiredo Filho (1996), esses trabalhos, em quase sua totalidade, avaliam modelos lineares polinomiais para descrever o afilamento das árvores.

Para Santos (1996), porém, os modelos não-lineares são preferíveis para fenômenos biológicos, pois geram estimativas mais precisas quando comparados

aos modelos lineares além de que, para alguns casos específicos, essa precisão na estimativa está também associada à interpretação direta dos parâmetros dos modelos não-lineares, além da flexibilidade de aplicação que os mesmos proporcionam. Diante do exposto, nesse trabalho foi abordada a classe de modelos não-lineares para descrever o afilamento de árvores clonais do gênero *Eucalyptus*.

2.1.1 Hipóteses

O modelo não-linear sigmoidal misto (M.N.L.S.M.) é apropriado para descrever as variações na altura do fuste de árvores de eucalipto, pois:

- Não estima valores negativos de altura nas diferentes porções do tronco em valores extremos (base e topo).
- Explica com maior grau de precisão as variações de altura no tronco.
- Sua forma heterocedástica melhora a distribuição dos resíduos quando comparado à homocedástica, o que implica em estimativas mais confiáveis dos parâmetros do modelo.

2.1.2 Objetivos gerais

Ajustar um M.N.L.S.M. que permita descrever com precisão, as variações da altura no fuste de árvores de eucalipto, e que seja de simples aplicação às variáveis coletadas em inventários florestais;

Gerar estimativas volumétricas associando métodos de integração de sólidos de revolução ao modelo ajustado.

2.1.3 Objetivos específicos

Ajustar o modelo não linear logístico em três cenários diferentes:

Ajuste 1: Modelo logístico na sua forma original considerando classes de diâmetro em diferentes classes de idade como termo aleatório;

Ajuste 2: Modelo logístico na sua forma original considerando classe de diâmetro em diferentes classes de idade como termo aleatório, adicionando a

variável altura total como covariante, avaliada sua significância em todos os parâmetros;

Ajuste 3: Variação do modelo logístico considerando classe de idade como termo aleatório.

2.2 Material e Métodos

2.2.1 Caracterização da área de estudo

O trabalho foi realizado em povoamentos clonais de *Eucalyptus* sp localizados no estado de São Paulo e pertencentes à empresa FIBRIA. Os dados foram coletados em quinze talhões distribuídos em seis fazendas (Tabela 2.1), localizadas no vale do Paraíba - SP (Figura 1).

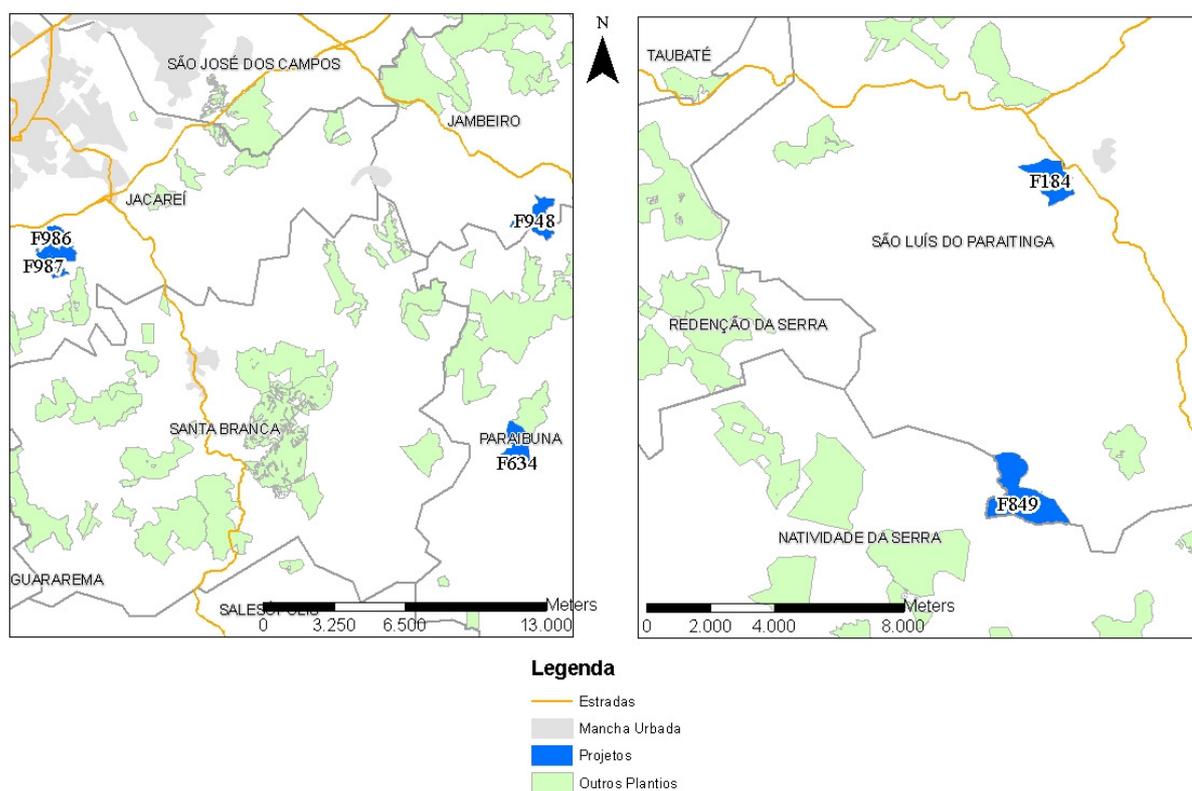


Figura 1 – Áreas do estudo

Segundo Molion (1975) apud Macedo (2009), o clima da região é do tipo Aw, conforme classificação de Köppen, com um total anual de precipitação em torno de

1.100 mm, em que há uma estação seca de inverno com totais mensais de precipitação inferiores a 50 mm, que ocorre entre os meses de abril e setembro. As temperaturas médias do ar oscilam entre 17,7°C em julho e 23,9°C em fevereiro, com umidade relativa média do ar em torno de 76%, o que, segundo Silva (1989), caracteriza uma região de clima ameno.

Os solos dessa região são predominantemente do tipo Latossolo Vermelho-Amarelo fase rasa, com probabilidade de ocorrência de Cambissolos e Podzólicos, sendo que esse comportamento é dado em função do tipo topográfico do terreno, mas todos com textura argilosa, perfil A moderado ou proeminente, com relevo forte ondulado ou montanhoso (LEPSH E OLIVEIRA, 1987; EMBRAPA, 1999; BRASIL, 1960 apud MACEDO, 2009).

Quanto ao manejo empregado na área, todos os talhões estão em regime de alto fuste e espaçamento predominante de 3,0m na entrelinha e 2,0m na linha de plantio, o que em média totalizam 1667 covas por hectare.

Tabela 2.1 - Lista das fazendas experimentais com as respectivas informações cadastrais

Projeto	Ano Plantio	Município	Regime	Mat. Genético	Espaçamento	Area (ha)	N_Talhoes
Jataí	2004	PARAIBUNA (SP)	Implantação	4	3,00X2,00	79,33	3
Patizal do Vale Feliz	2003	PARAIBUNA (SP)	Reforma	3	3,00X2,00	53,71	2
Santa Cecília	2005	SÃO LUÍS DO PARAITINGA (SP)	Implantação	4	3,00X2,00	57,58	2
Santa Terezinha V	2008	JACAREÍ (SP)	Implantação	2	3,00X2,00	94,16	2
Santa Terezinha VI	2009	JACAREÍ (SP)	Implantação	3	3,00X3,00	29,76	2
	2010	JACAREÍ (SP)	Implantação	1	3,00X2,50	5,06	1
São José III	2006	SÃO LUÍS DO PARAITINGA (SP)	Reforma	4	3,00X2,00	138,96	3
Total geral						458,56	15

2.2.2 Dados de campo

Para constituir a base de dados foram cubadas rigorosamente, 594 árvores no período de julho a agosto de 2011, distribuídas aleatoriamente em classes de diâmetro e idade (Tabela 2.2), totalizando 8.078 observações. De cada árvore abatida foram mensurados os diâmetros nas posições de 0,1; 0,7; 1,3; 2,0 m e, posteriormente, de 2,0 em 2,0 m. Foram mensuradas também as informações de

altura total e comercial, em metros, sendo que a altura comercial corresponde à posição onde o diâmetro é igual a sete centímetros com casca (Figura 2).

O volume de cada árvore foi obtido pelo somatório do volume das seções calculado pelo método de Smalian conforme a equação a seguir:

$$V_j = \sum_{i=0,1}^n \frac{g_{ij} + g_{i+1j}}{2} L \quad (1)$$

Em que:

V_j = volume da j-ésima árvore (m^3);

g_{ij} = área seccional na i-ésima posição da j-ésima árvore (m^2);

$g_{(i+1)j}$ = área seccional na (i+1)-ésima posição da j-ésima árvore (m^2);

L = comprimento da seção (m).

Sendo que “i” varia de 0,1 que é a altura do toco à altura total da árvore.

Tabela 2.2 – Número de árvores por classe diamétrica usada na análise

Classe de Idade (anos)	Classe Diamétrica (cm)					Total
	< 10	10 -- 13	13 -- 16	16 -- 19	19 -- 22	
2	6	0	0	0	0	6
3	25	5	0	0	0	30
4	11	147	203	5	0	366
5	1	9	46	9	1	66
6	0	8	24	10	0	42
7	1	11	22	6	2	42
8	1	4	23	12	2	42
Total	45	184	318	42	5	594

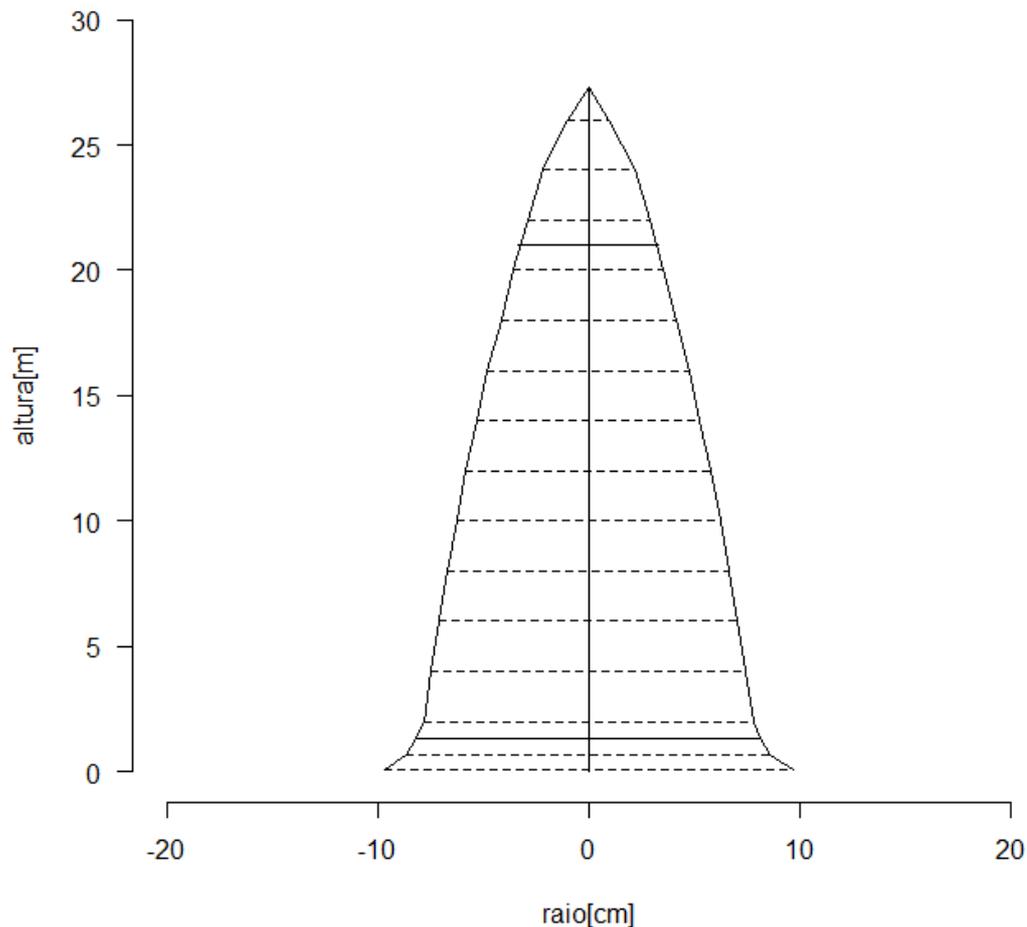


Figura 2 – Exemplo do procedimento de cubagem rigorosa de uma árvore de 27,3 m de altura total com destaque para as posições de 1,30 m e da altura comercial de 20 m, correspondente ao raio mínimo de 3,5 cm.

2.2.3 Modelo Avaliado

O modelo e a metodologia abordada neste trabalho foi proposta por Calegario (2002) e tem, como objetivo, descrever as variações da altura quando o raio também varia (Figura 3).

Essa metodologia difere das demais abordagens tradicionalmente utilizadas na ciência florestal, em que o objetivo é descrever as variações do diâmetro quando a altura da árvore também varia, ou seja, o diâmetro é a variável dependente no modelo de regressão.

A metodologia descrita a seguir se justifica pelo fato de que o principal limitador do uso de uma tora é o seu diâmetro mínimo associado a um comprimento

mínimo de tora. O modelo não linear logístico misto na sua forma original aplicada na predição da altura com a variação do raio é dado por:

$$h_{ij} = \phi_{1i} + \frac{\phi_{2i} - \phi_{1i}}{1 + \exp[(\phi_{3i} - r_{ij})/\phi_{4i}]} + \varepsilon_{ij} \quad (2)$$

Em que:

h_{ij} = altura da i -ésima árvore na j -ésima posição do fuste (m);

r_{ij} = raio da i -ésima árvore na j -ésima posição do tronco (m);

Φ'_{is} = parâmetros da regressão;

ε_{ij} = erro aleatório.

$$\phi_i = \begin{bmatrix} \phi_{1i} \\ \phi_{2i} \\ \phi_{3i} \\ \phi_{4i} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \beta_1 \\ \beta_2 \\ \beta_3 \\ \beta_4 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} b_{1i} \\ b_{2i} \\ b_{3i} \\ b_{4i} \end{bmatrix} = \boldsymbol{\beta} + \mathbf{b}_i \quad (3)$$

Sendo que $\mathbf{b}_i \sim \mathbf{N}(\mathbf{0}, \sigma^2)$ e $\varepsilon_{ij} \sim \mathbf{N}(\mathbf{0}, \sigma^2 \mathbf{I})$. O vetor $\boldsymbol{\beta}$ representa os efeitos fixos e o vetor \mathbf{b} os efeitos aleatórios. Nesse estudo, foi investigado o efeito das classes diamétricas como o componente aleatório do modelo (Tabela 2.2). Inicialmente, assume-se que os resíduos em b_i são independentes para diferentes valores de i e independentes de ε_{ij} e variância constante. Se violada a pressuposição de homocedasticidade, um dos métodos disponíveis na literatura é modelar essa estrutura. Este tópico está abordado no item 2.2.4.5.

Citado por Pinheiro e Bates (2000) como logístico de quatro parâmetros, o modelo eq.(2) é de comportamento sigmoidal, duplamente assintótico horizontalmente onde seus pontos de assíntota são expressos pelos parâmetros Φ_1 e Φ_2 . Adaptado na abordagem florestal com aplicação em funções de afilamento por Calegario (2002), seus parâmetros podem ser interpretados biologicamente da seguinte maneira:

- Φ_1 é a assíntota horizontal superior quando o raio da árvore tende a um valor negativo infinito. No contexto dos modelos de afilamento este parâmetro pode ser interpretado como assíntota superior quando o raio tende a zero uma vez que não poderá assumir valores negativos;

- Φ_2 é a assíntota horizontal inferior quando o raio da árvore tende a um valor positivo infinito;
- Φ_3 é o parâmetro de “meia vida” que representa o ponto de inflexão da curva quando a variável resposta é $(\Phi_1 - \Phi_2)/2$. É obrigatoriamente encontrado em um ponto entre a assíntota inferior e superior;
- Φ_4 é o parâmetro que expressa a escala. Seu valor aproximado é obtido em um ponto que ocorre aproximadamente a 75% da diferença dos valores das assíntotas $0,75(\Phi_1 - \Phi_2)$.

As considerações mencionadas para interpretação dos parâmetros são de grande relevância, uma vez que os “chutes” iniciais necessários no processo de ajuste de modelos não-lineares são um dos pontos limitantes para o uso dessa classe de modelos e, quando se têm interpretação direta destes parâmetros, estes podem ser obtidos diretamente por uma simples análise gráfica (Figura 3).

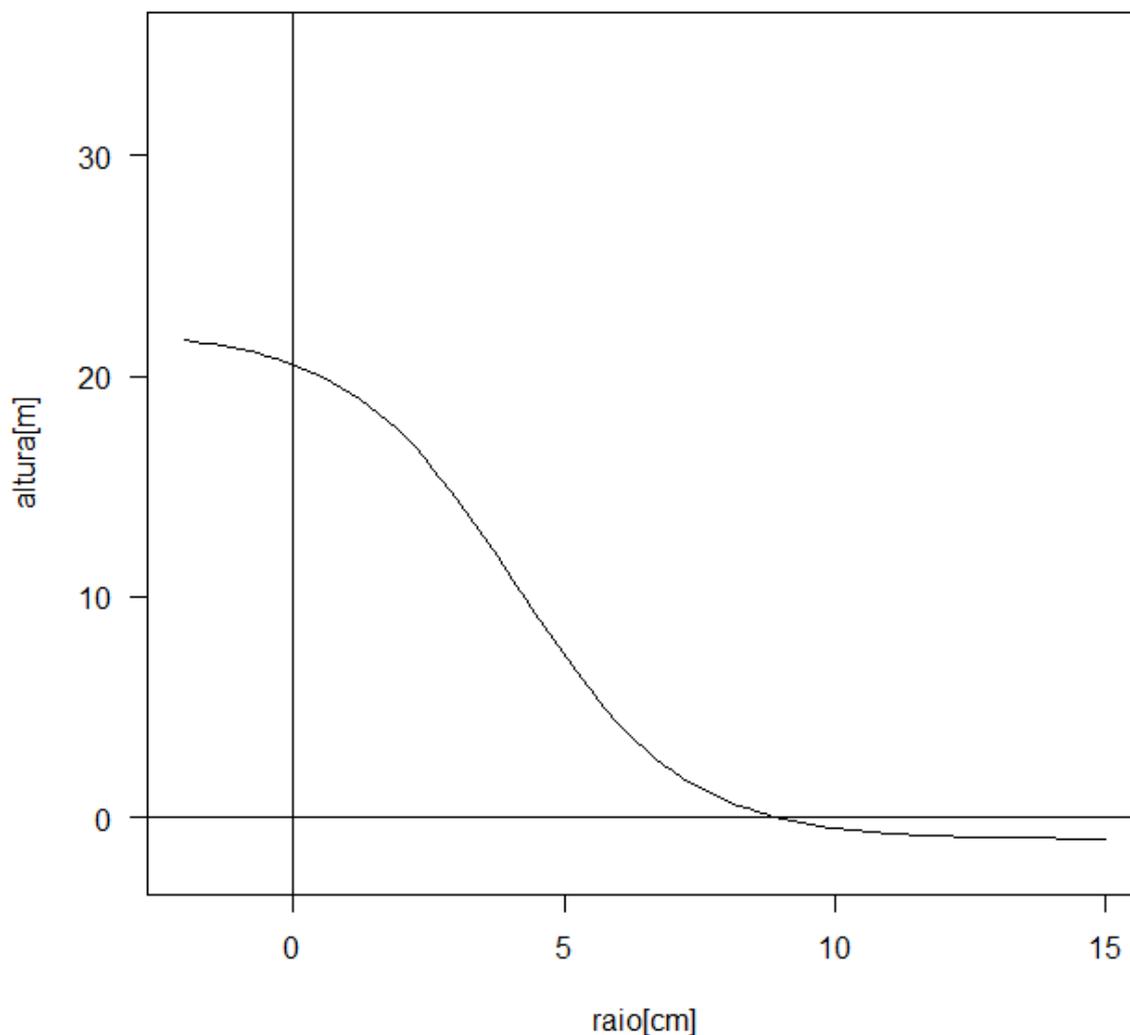


Figura 3 – Comportamento da curva logística de quatro parâmetros para visualização dos chutes iniciais dos parâmetros do modelo

Com o objetivo de verificar as variações do modelo original eq. (2) e simplificar sua aplicação nas informações mensuradas tradicionalmente em inventários florestais, sua forma foi modificada para a estrutura a seguir:

$$\frac{h_{ij}}{ht_i} = \phi_{1i} + \frac{\phi_{2i} - \phi_{1i}}{1 + \exp\left[\left(\phi_{3i} - \frac{r_{ij}}{rap_i}\right) / \phi_{4i}\right]} + \varepsilon_{ij} \quad (2.1)$$

Em que:

rap_i = raio da i -ésima árvore medido a 1,30 m do solo, ou simplesmente raio medido à altura do peito (cm);

ht_i = altura total da i-ésima árvore (m).

O volume árvore a árvore foi obtido por técnicas de integração de sólido de revolução. O método proposto neste trabalho é encontrado na literatura de cálculo numérico como volume de sólidos por invólucros cilíndricos ou volume por cascas cilíndricas. É denominado invólucros cilíndricos, pois o método de acordo com Leithold (1994) envolve rotacionar elementos de área retangular paralelos ao eixo de revolução (eixo y), o que faz com que seja gerado um sólido contido entre dois cilindros com o mesmo centro e eixo. O volume deste sólido é obtido pela soma de n elementos retangulares conforme a seguir:

$$V_j = \sum_{i=1}^n \Delta V_i \approx \sum_{i=1}^n 2\pi R_i f(R_i) \Delta_i R \quad (4)$$

Em que:

V_j = volume da j-ésima árvore em m^3 .

V_i = volume do i-ésimo cilindro gerado, variando de um a “n” cilindros invólucros (m^3).

R_i = raio médio do i-ésimo cilindro gerado (m)

$f(R_i)$ = função ou modelo que expresse as variações da altura em metros

ΔR_i = retângulo projetado no plano x-y de base $[R_{i-1}, R_i]$ expresso em metros.

A equação 4 é a soma de Riemman que corresponde à aproximação da integral que retorna o volume do sólido de revolução. O volume para diferentes valores de raios é obtido por integração conforme equação 5, variando de um raio mínimo a um raio máximo e vice-versa.

$$V = \int_{R_{min}}^{R_{max}} 2\pi R f(R) dR \quad (5)$$

Em que:

R_{min} representa o raio na posição de estimativa de raio mínimo e R_{max} é o raio de estimativa do raio máximo. V é o volume da seção entre o raio mínimo e máximo.

Substituindo a equação 2 na equação 5, temos a expressão a seguir:

$$V = \int_{Rmin}^{Rmax} 2\pi R \left\{ \phi_1 + \frac{\phi_2 - \phi_1}{1 + \exp[(\phi_3 - r_i)/\phi_4]} \right\} dR \quad (5.1)$$

Ou, quando aplicada sua variação dada pelo modelo da equação 2.1, tem-se:

$$V = 2\pi \int_{Rmin}^{Rmax} R \left\{ \left[\phi_1 + \frac{\phi_2 - \phi_1}{1 + \exp[(\phi_3 - \frac{r_i}{rap})/\phi_4]} \right] * ht \right\} dR \quad (5.2)$$

Os passos descritos até aqui podem ser resumidos no teorema a seguir:

Seja f uma função contínua no intervalo fechado $[a,b]$ onde $a \geq 0$. Suponha que $f(x) \geq 0$ para todo x em $[a,b]$. Se R for a região limitada pela curva $y = f(x)$, pelo eixo x e pelas retas $x = a$ e $x = b$, se S for o sólido de revolução obtido pela sua rotação R em torno do eixo y e se V unidades cúbicas for o volume de S , então $V = \lim_{|\Delta| \rightarrow 0} \sum_{i=1}^n 2\pi R f(R_i) \Delta_i R = 2\pi \int_a^b R f(R) dr$ (LEITHOLD, 1994, p.385).

Verifica-se que a aplicação da integral é limitada ao valor máximo do diâmetro mensurado no campo. Todavia, é necessário considerar como valor máximo o raio na base da árvore para evitar tendências de subestimativas do volume individual das árvores, quando aplicada a integral. As formulações a seguir eq.(6, 6.1) têm por objetivo corrigir o valor máximo do raio mensurado no campo, para a base da árvore (Calegario, 2002).

$$r_{ij}(h_{ij}) = \phi_{3i} - \ln \left[-\frac{h_{ij} - \phi_{2i}}{h_{ij} - \phi_{1i}} \right] \phi_{4i} \quad (6)$$

$$r_{ij} \left(\frac{h_{ij}}{ht_i} \right) = \phi_{3i} - \ln \left[-\frac{h_{ij}/ht_i - \phi_{2i}}{h_{ij}/ht_i - \phi_{1i}} \right] \phi_{4i} \quad (6.1)$$

Em que:

r_{ij} = raio estimado na j -ésima posição da i -ésima árvore (cm);

h_{ij} = j -ésima posição em que se deseja estimar o raio da i -ésima árvore (m);

ht_i = altura total da i -ésima árvore (m);

\ln = logaritmo na base neperiana;

ϕ_i = parâmetros da regressão definidos anteriormente.

2.2.4 Seleção, análise estatística e ajustes dos modelos

Para ajuste dos modelos foi utilizada a função *nlme* do pacote *nlme* desenvolvido por José Carlos Pinheiro e Douglas Bates, disponível no software R a partir da versão 3.1.

As estatísticas para seleção de modelos propostas neste trabalho foram:

2.2.4.1 Critério de Informação de Akaike - AIC

$$AIC = -2 \ln(mv) + 2p \quad (7)$$

Em que:

\ln = logaritmo na base neperiana

mv = máximo valor da função de verossimilhança

p = número de parâmetros do modelo

Segundo Akaike (1974, 1981) apud Vismara (2009), o valor de AIC é obtido por uma simples relação entre a distância de Kulbach-Leibler e a função de máxima verossimilhança de Fisher para seleção de modelos mais parcimoniosos. Vismara (2009) comenta ainda sobre a vantagem desta estatística para comparar modelos não hierarquizados considerando-os apenas como concorrentes.

2.2.4.2 Critério de informação Bayesiano - BIC

$$BIC = -2 \ln(mv) + p \ln(n) \quad (8)$$

Em que:

n = número de observações na amostra.

Quanto menores os valores de *AIC* e *BIC*, melhor e mais aderente a distribuição amostral dos dados é o modelo. Os critérios de seleção *AIC* e *BIC* são de suma relevância quando feita análise de regressão e o objetivo é comparar modelos advindos de uma mesma amostra, pois estes são criteriosos para penalizar modelos com número excessivo de parâmetros, selecionando, portanto, modelos mais parcimoniosos. O *AIC* dá um peso maior no número de parâmetros do modelo e o *BIC* na amostra utilizada na construção destes.

2.2.4.3 Raiz quadrada do erro médio (RMSE)

Também conhecido como erro padrão residual, trata-se do valor não viesado da estimativa do desvio padrão amostral e fornece uma ideia relativa do desvio de estimativa do modelo em relação à média.

Sua formulação é dada por:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (Y - \hat{Y})^2}{n-p}} \quad (9)$$

Em que:

Y = valor observado

\hat{Y} = valor predito

n = número de observações

p = número de parâmetros

2.2.4.4 Teste da razão da máxima verossimilhança (T.R.M.V)

Para os casos de modelos aninhados ou hierarquizados sugere-se o uso do teste da razão da máxima verossimilhança (PINHEIRO E BATES, 2000). Sua essência consiste em comparar modelos aninhados dois a dois nos quais o seu valor é obtido pela diferença dos valores da função de máxima verossimilhança dos modelos, sendo que a distribuição de probabilidade utilizada é a qui-quadrado em que o modelo com maior valor da máxima verossimilhança apresenta maior precisão e é preferível, desde que significativo em um nível $\alpha\%$ de significância.

Sua formulação é dada por:

$$T.R.M.V = 2[\ln mv_2 - \ln mv_1] \quad (10)$$

Em que:

mv_2 = valor de máximo da função de verossimilhança do modelo 2, ou completo;

mv_1 = valor de máximo da função de verossimilhança do modelo 1, ou modelo simplificado.

Os testes estatísticos propostos foram complementados com as análises gráficas dos resíduos padronizados bem como análise dos valores preditos versus observados.

2.2.4.5 Funções de variância

Quando violada a pressuposição básica de homogeneidade de variância foi avaliada a função *varPower* disponível no pacote *nlme* do software estatístico R para modelar a estrutura de variância entre os grupos. Dois argumentos são necessários para essas funções, um primeiro que corresponde ao valor do parâmetro da variância e um segundo relacionado à forma com que esses parâmetros vão ser gerados. Por exemplo, se verificado que a variância difere nas diferentes classes de idade, é possível gerar parâmetros para cada classe isoladamente. Sua implementação no R é dada pelo argumento *weights*.

Os modelos dessa função de variância estão expressos pelas equações 11 e 12, respectivamente.

$$Var(\varepsilon_{ij}) = \sigma^2 |\vartheta_{ij}|^{2\delta} \quad (11)$$

Correspondida pela função de variância a seguir:

$$g(\vartheta_{ij}, \delta) = |\vartheta_{ij}|^\delta \quad (12)$$

Segundo Pinheiro e Bates (2000), a função g é composta do parâmetro δ , o qual é considerado como não restrito (assume valores do conjunto dos números reais). Isto implica que seu uso é adequado nos casos onde a variância aumenta ou diminui com o valor absoluto da covariável, comportamento este também conhecido na literatura como variância em formato de funil crescente ou decrescente. No contexto da mensuração florestal, é comum a variabilidade de uma variável dependente aumentar com o valor absoluto de uma covariável, por exemplo, a variabilidade do volume aumenta com o aumento da variável combinada diâmetro ao quadrado e altura.

2.3 Resultados e Discussões

As figuras 4, 5 e 6 apresentam análises preliminares para os três diferentes cenários de ajuste propostos neste trabalho.

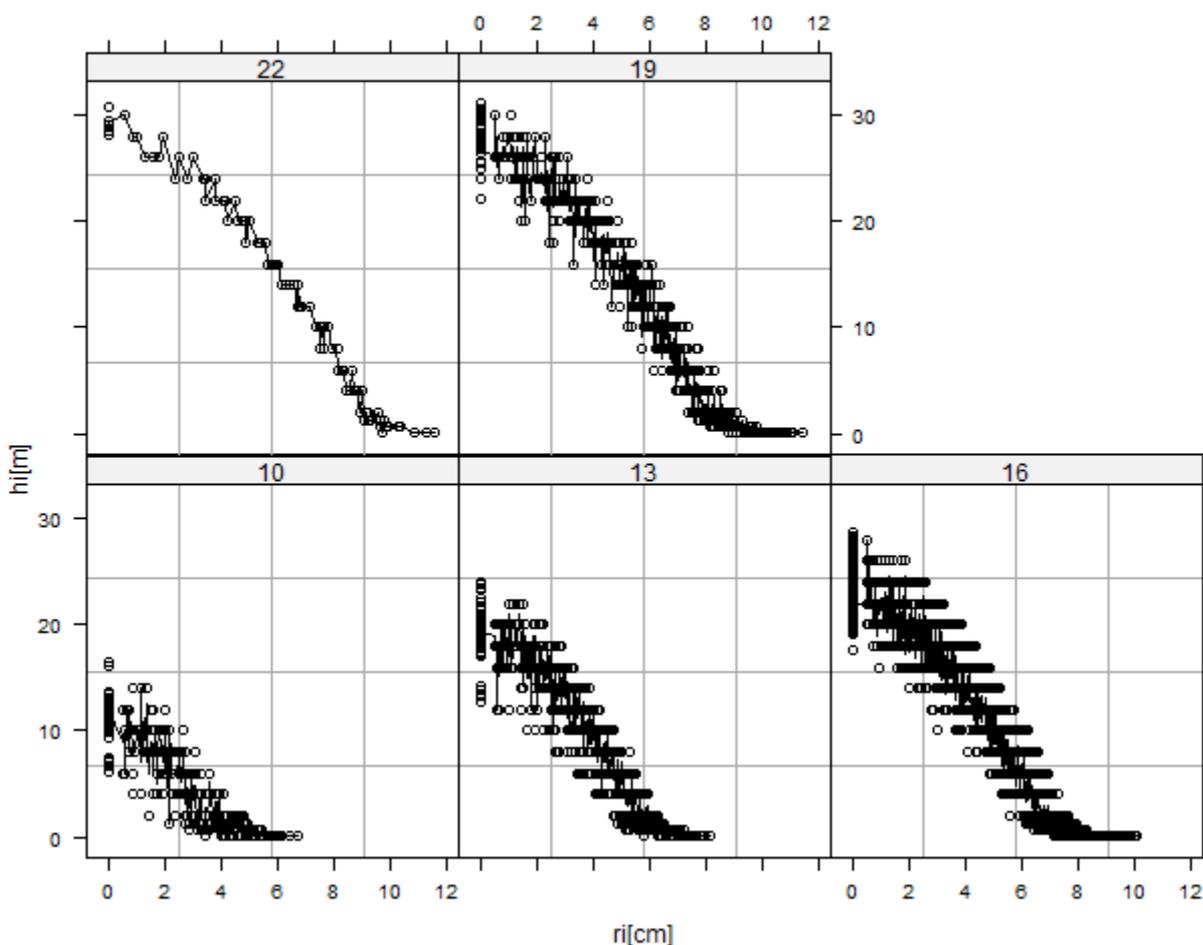


Figura 4 – Variação da altura em função do diâmetro para as cinco classes diamétricas

Nota-se que há uma tendência de não linearidade entre altura e diâmetro representando o perfil ou afilamento das árvores. Fica evidenciado também que os pontos assintóticos bem como os pontos de inflexão diferem nas diferentes classes diamétricas, o que reforça a hipótese de que as variações por classe de diâmetro devem ser consideradas no ajuste como um componente aleatório do modelo e que a adição deste termo no processo de modelagem melhora a precisão da predição.

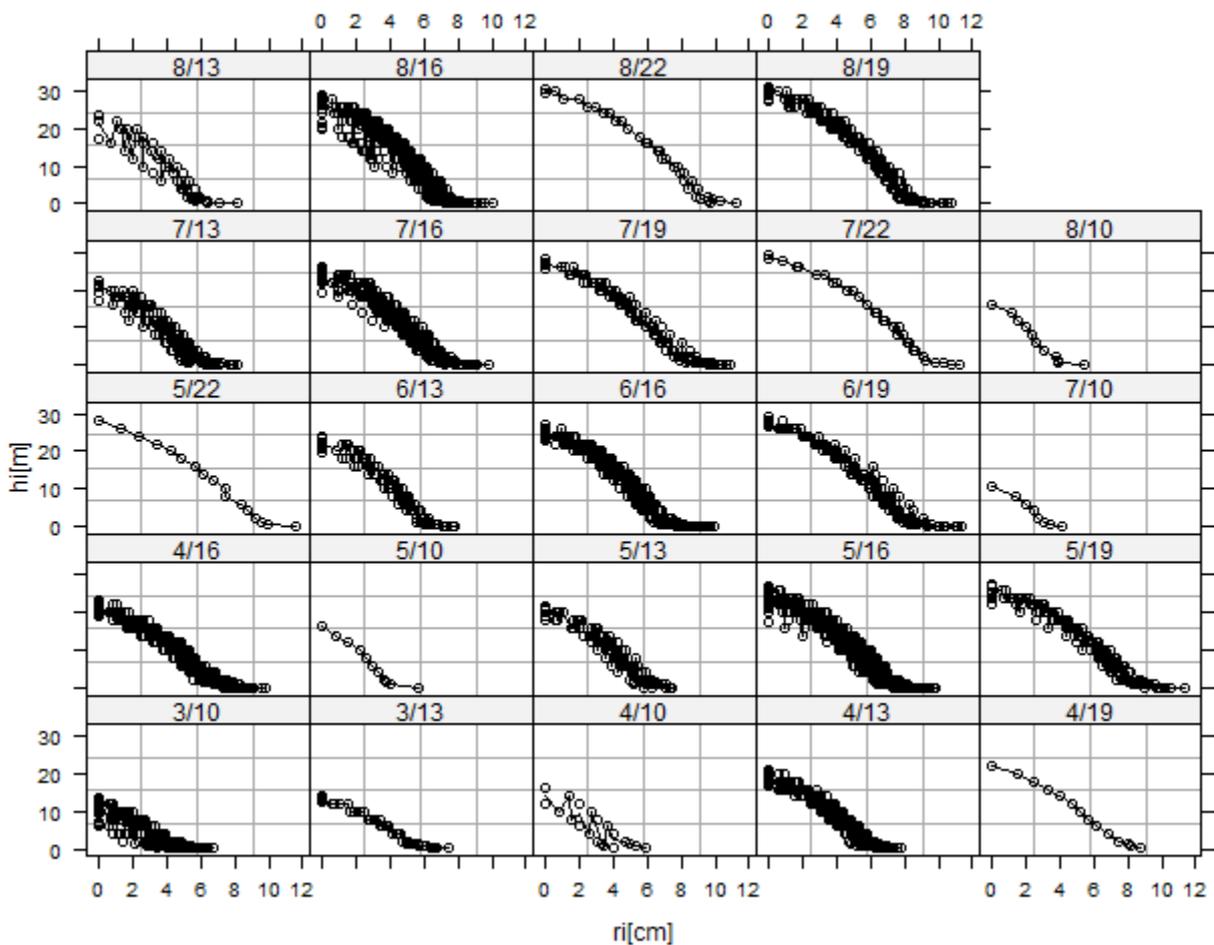


Figura 5 – Variação da classe de diâmetro nas diferentes classes de idade

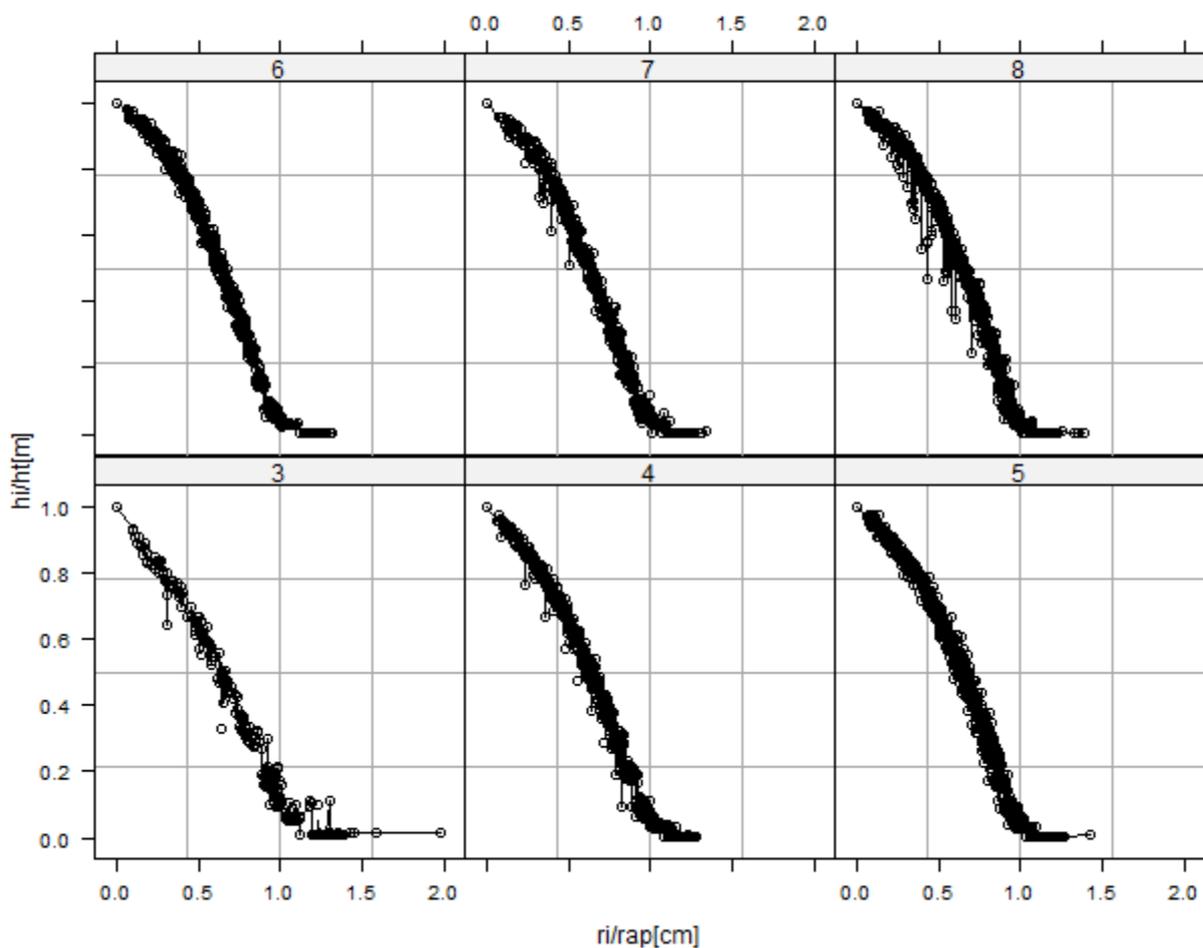


Figura 6 – Afilamento da relação h_i/h_t em função do r_i/r_{ap} por classe de idade representando a terceira estratégia de ajuste

Assim como as transformações logarítmicas, a modificação das variáveis do modelo no seu formato original reduziu consideravelmente as variações do afilamento das árvores em diferentes classes de idade (Figura 6).

As tabelas 2.3 e 2.4 têm por objetivo mostrar a significância dos parâmetros da curva média ajustada para o modelo logístico no seu formato original eq.(2) e sua variação eq.(2.1) propostas neste trabalho.

Tabela 2.3 - Parâmetros do modelo logístico no seu formato original na sua forma fixa.

Parâmetro	Estimativa	Erro Padrão	Valor de t	Pr(> t)
Φ_1	22,0428	0,2548	86,51	2,00E-16
Φ_2	-0,99201	0,2404	-4,13	3,70E-05
Φ_3	4,12193	0,0418	98,57	2,00E-16
Φ_4	1,54574	0,0493	31,33	2,00E-16

Tabela 2.4 - Parâmetros da variação do modelo logístico na sua forma fixa.

Parâmetro	Estimativa	Erro Padrão	Valor de t	Pr(> t)
Φ_1	1,02549	0,00186	552,1	2,00E-16
Φ_2	-0,11126	0,0025	-44,6	2,00E-16
Φ_3	0,65873	0,00106	621	2,00E-16
Φ_4	0,21003	0,00121	174,2	2,00E-16

Todos os parâmetros de ambos os modelos foram significativos com baixos valores de erro padrão, o que é desejável em modelos de regressão. Sendo assim, a relação funcional proposta é adequada para descrever as variações da altura em função do raio.

As formas de aplicação das curvas médias são expressas a seguir:

$$\widehat{h}_{ij} = 22,0428 + \frac{-0,99201 - 22,0428}{1 + \exp\left[\frac{(4,12193 - r_{ij})}{1,54574}\right]} \quad (13)$$

$$\widehat{h}_{ij} = \left\{ 1,02549 + \frac{-0,11126 - 1,02549}{1 + \exp\left[\frac{\left(0,65873 - \frac{r_{ij}}{rap_i}\right)}{0,21003}\right]} \right\} * ht_i \quad (13.1)$$

As figuras 7 e 8 ilustram o comportamento dos ajustes na base de dados que os geraram, para os modelos na sua original e modificados, representados pelas equações 13 e 13.1, respectivamente.

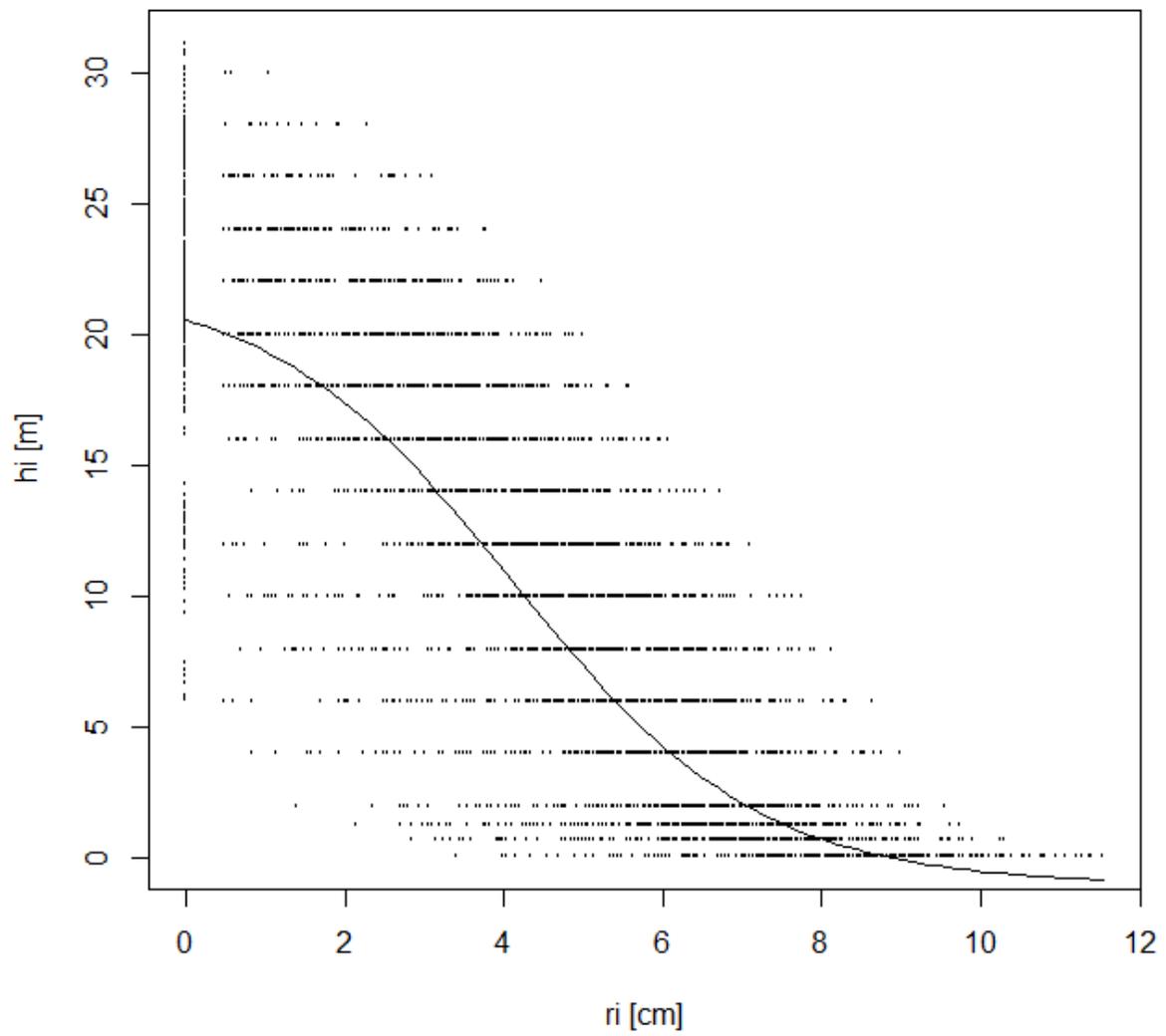


Figura 7 – Curva média do modelo logístico de quatro parâmetros no seu formato original na base de ajuste utilizada

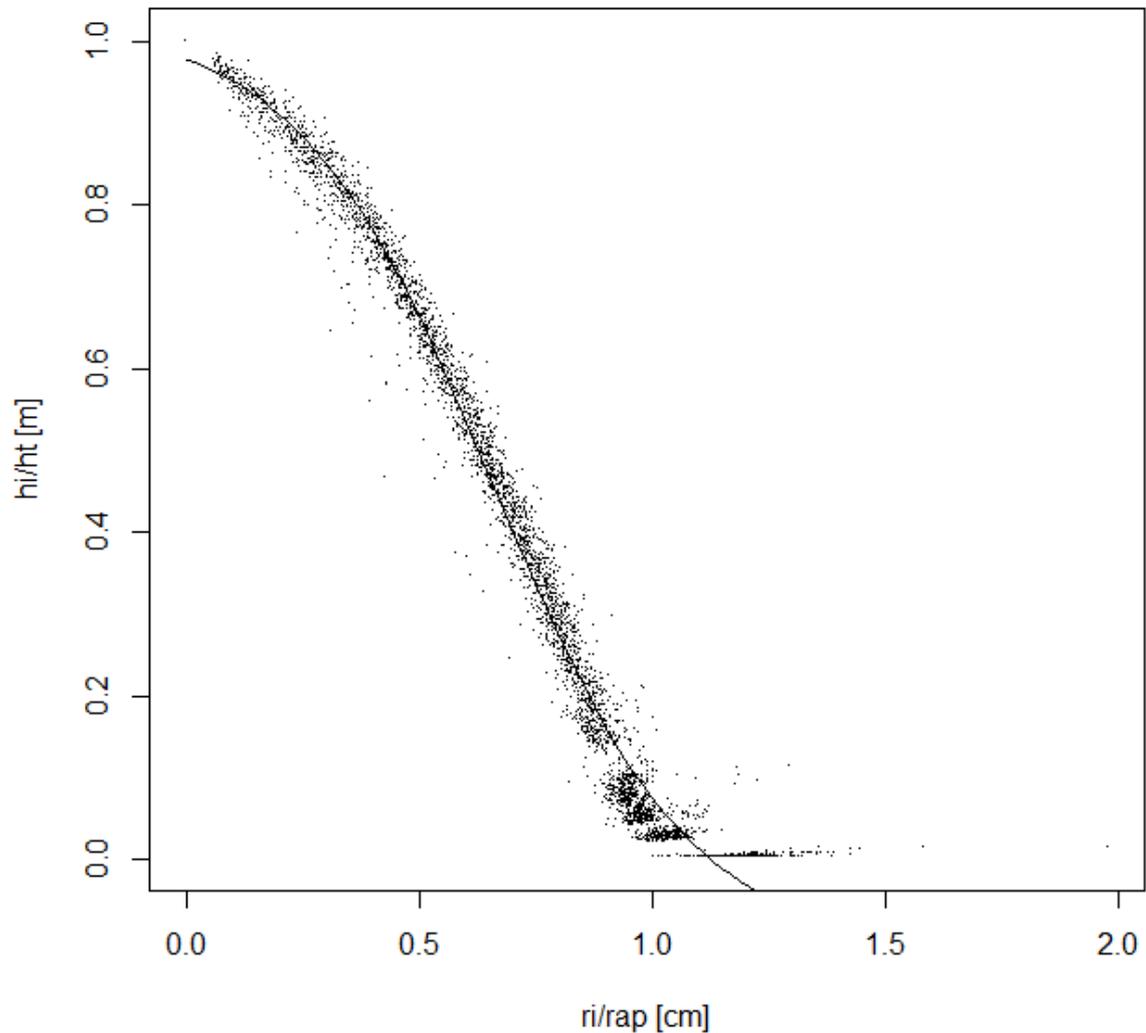


Figura 8 – Curva média do modelo logístico de quatro parâmetros modificado na base de ajuste

O modelo proposto representa bem o formato gerado pela nuvem de pontos. Verifica-se também que a escala dos eixos bem como a variabilidade dos dados é reduzida quando as variáveis do modelo original eq.(2) são relativizadas pelas variáveis, altura total e raio à altura do peito eq.(2.1).

Com o objetivo de reduzir as variações observadas nos dados do ajuste da curva média do modelo original (Figura 7) partiu-se do princípio de que as variações por classes de diâmetro nas correspondentes classes de idade se dão de forma aleatória e que poderiam ser consideradas como um componente randômico do modelo misto. A figura 9 explicita esta suposição.

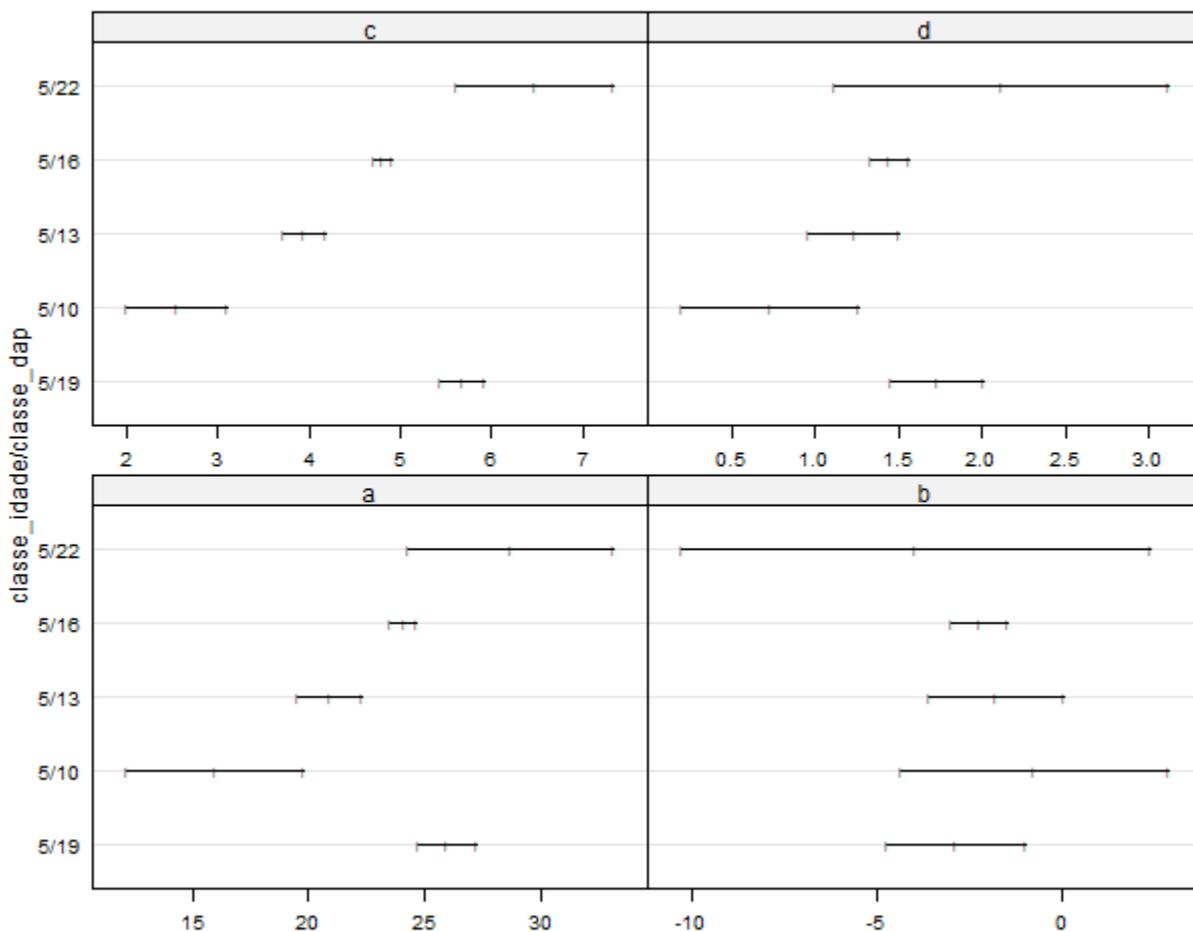


Figura 9 – Intervalos do modelo agrupado por classe de diâmetro para a classe de idade de cinco anos

Os intervalos de confiança dos parâmetros do modelo fixo (Figura 9) indicam que há uma tendência de aleatoriedade para cada classe de diâmetro nos parâmetros do modelo logístico, principalmente nos parâmetros ϕ_1 , ϕ_3 e ϕ_4 , representados na Figura 9 pelas letras a, c e d respectivamente. Essa análise é sugerida por Pinheiro e Bates (2000) e também aplicada por Calegario et al. (2005).

A figura 10 mostra a eficiência do ajuste por classe de diâmetro.

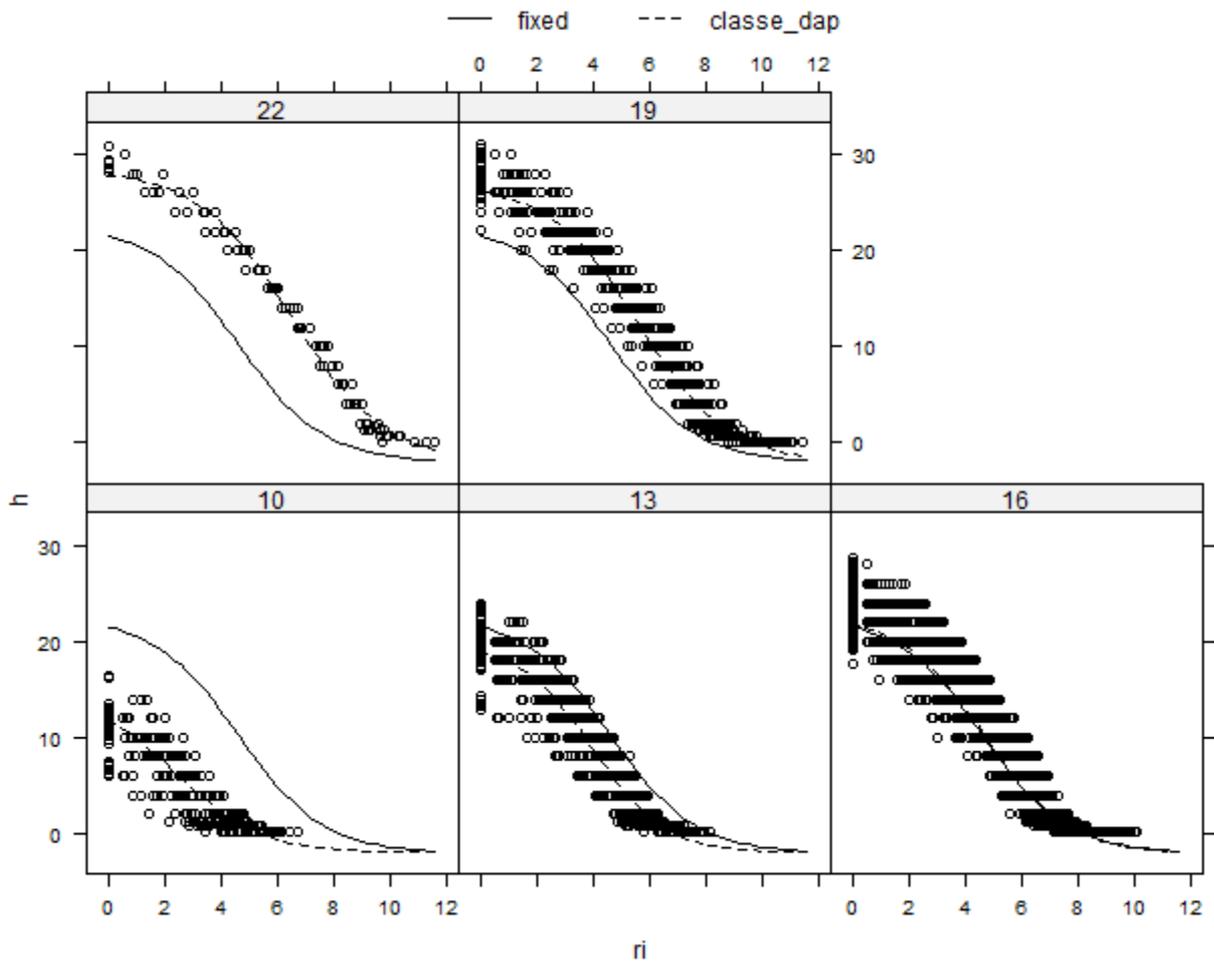


Figura 10 – Valores preditos do modelo misto por classe de diâmetro

Apesar de ainda verificada uma ampla variação nos dados, a curva média com o efeito da classe diamétrica como componente aleatório do modelo é melhorada significativamente. Resultados semelhantes foram encontrados por Cao e Wang (2011) em que os autores sugerem o uso dos modelos de efeitos mistos para aumentar o nível de acurácia das predições bem como da precisão. O quadrado médio do resíduo, que anteriormente era de 3,675 m, teve seu valor reduzido para 1,880 m. Pôde ser observado também que o ajuste de uma curva média, representada pela curva de linha cheia, em alguns casos pode gerar super ou subestimativas, por exemplo, nas classes de diâmetro 10 e 22 (Figura 10).

Visando reduzir ainda mais o erro de estimativa dado pelo quadrado médio do resíduo e conseqüente, explicando um pouco mais as variações nos dados, foi inserido como covariante a variável altura total. A covariante foi inserida decompondo os parâmetros de efeito fixo Φ_1 e Φ_3 após verificada sua não

significância nos parâmetros Φ_2 e Φ_4 . Estes resultados estão expressos na tabela 2.6.

A tabela 2.5 traz as informações das estatísticas propostas para comparação do modelo Logístico misto por classe de diâmetro e por idade ou simplesmente Logístico misto com o modelo logístico misto por classe de diâmetro e idade com adição da covariante altura total ou também Logístico misto modificado.

Tabela 2.5 – Análise da variância para comparação e seleção do modelo logístico misto.

Modelo	G.L.	AIC	BIC	LogLik	T.R.M.V	valor de p
Logístico misto	13	29.599,94	29.690,90	-14.786,97		
Logístico misto modificado	16	21.854,88	21.966,83	-10.911,44	7.751,06	<0,0001

G.L.: Graus de Liberdade

Para todas as estatísticas propostas o modelo misto logístico modificado foi superior, em que sua preferência foi confirmada pelo teste de razão da máxima verossimilhança (T.R.M.V) com valor p inferior a 0,05. O valor do quadrado médio do resíduo foi reduzido de 1,4727 m para 0,8970 m confirmando, portanto, a superioridade do mesmo com redução de aproximadamente 40% no valor absoluto do erro padrão. Carvalho et al. (2011), ao aplicarem esta metodologia de modelagem na predição da área basal e do volume, verificaram uma redução do erro de 15% para 12% na predição da área basal e de 26% para 4% na predição do volume.

As análises gráficas das figuras 11, 12, 13 e 14 confirmam a superioridade do modelo logístico misto com adição de covariante.

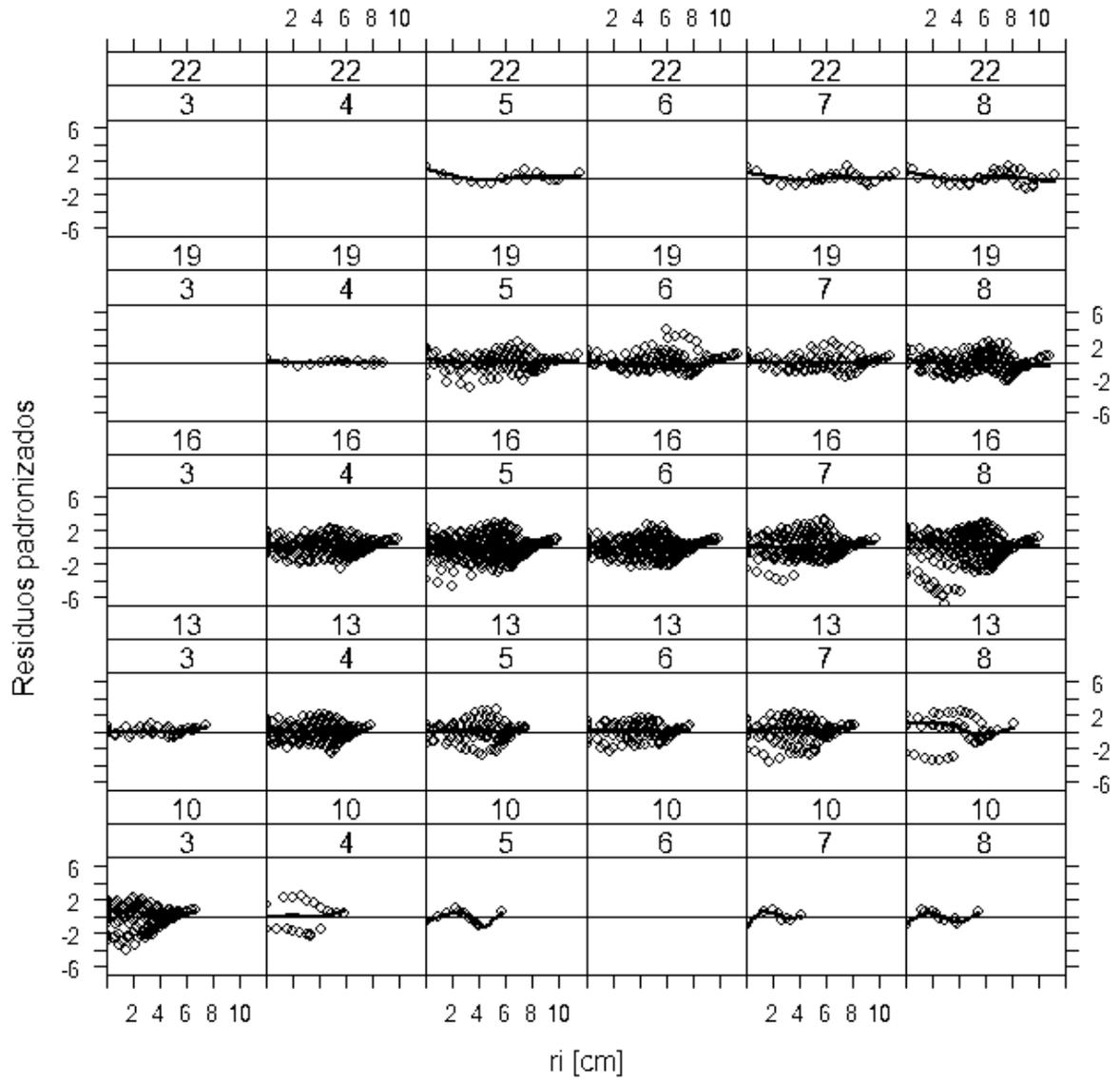


Figura 11 – Resíduos padronizados do modelo logístico misto para as combinações de classe de diâmetro e idade

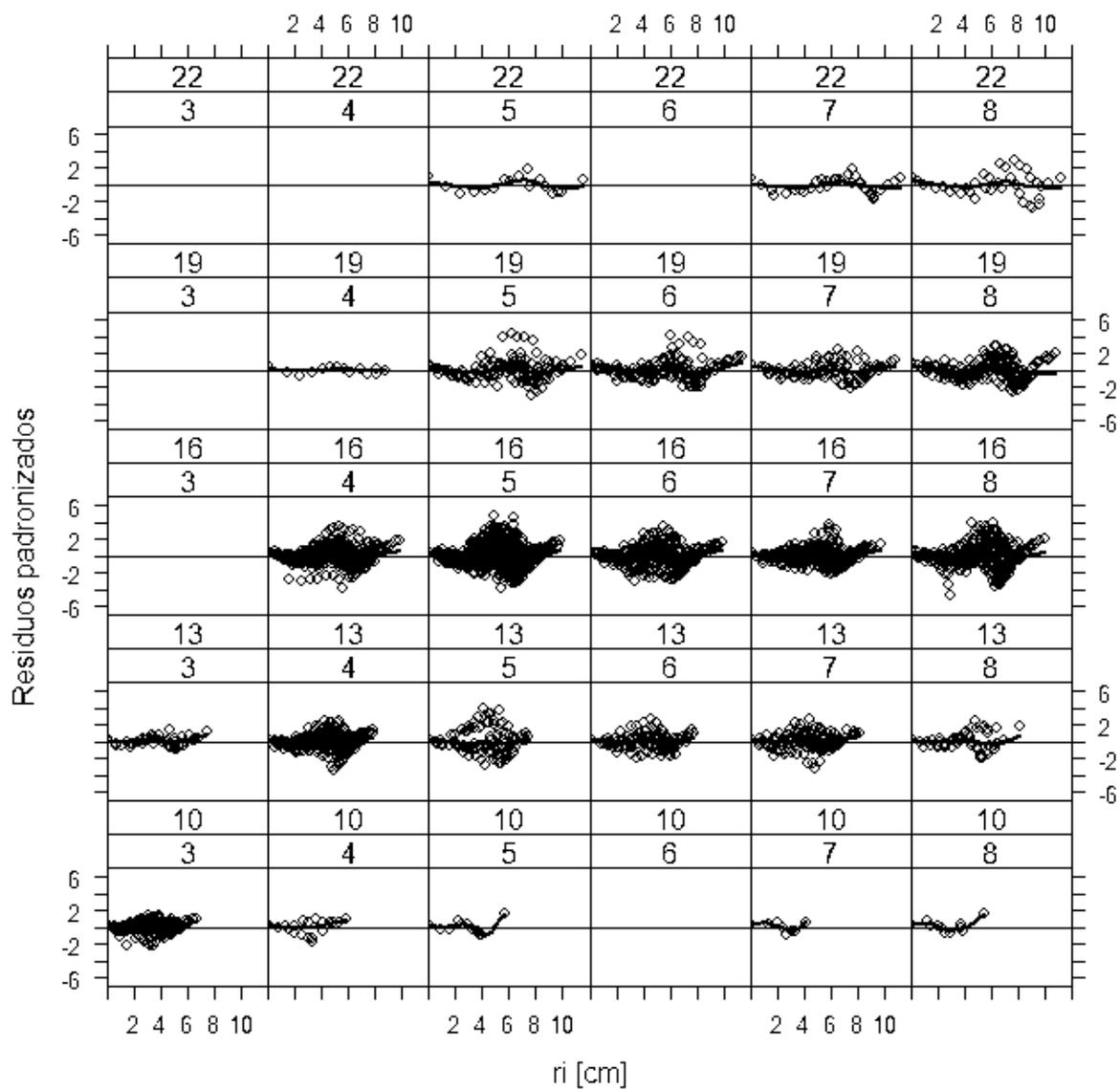


Figura 12 - Resíduos padronizados do modelo logístico misto com covariante para as combinações de classe de diâmetro e idade

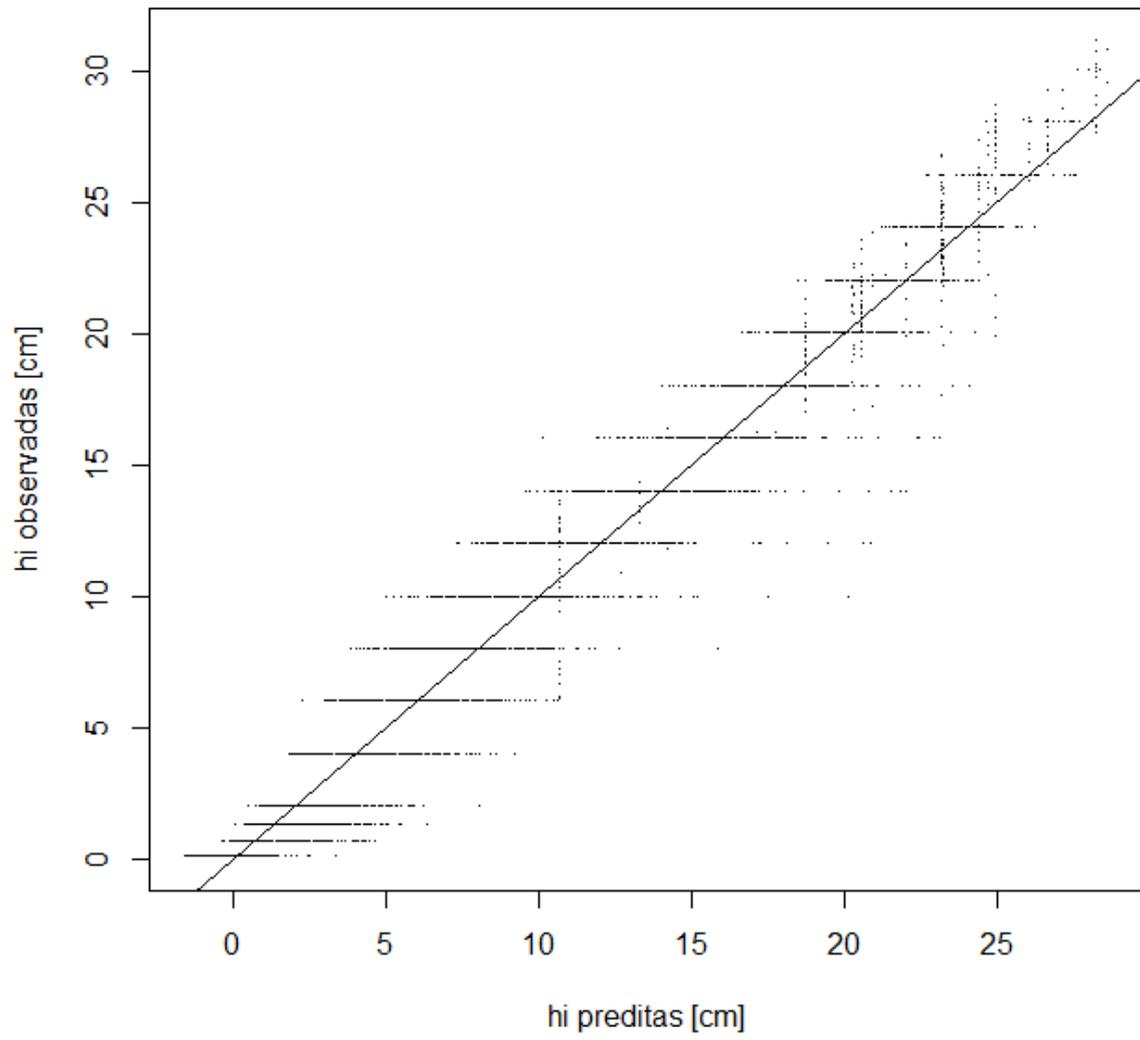


Figura 13 - Preditos versus observados para o modelo logístico misto

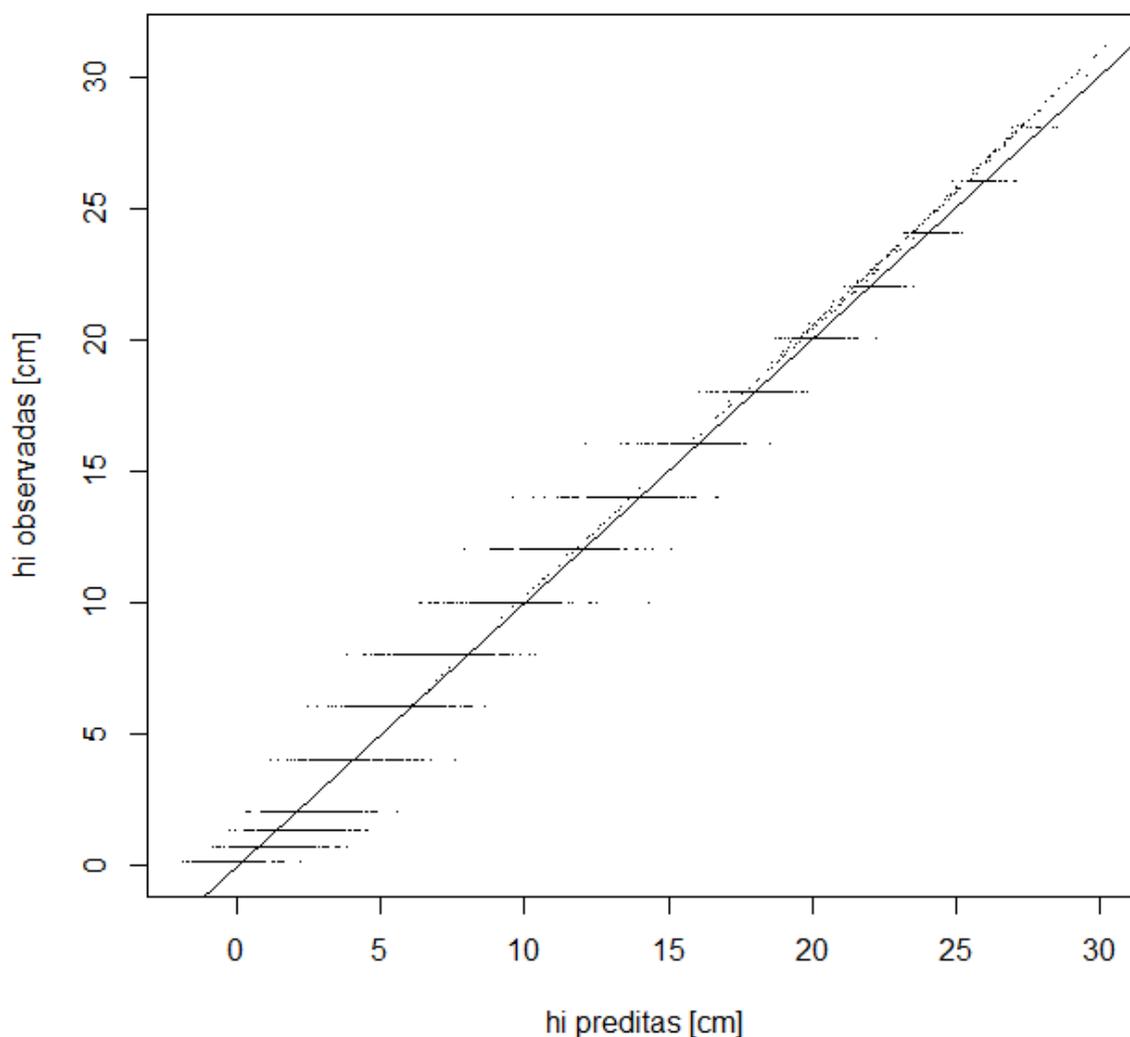


Figura 14 - Preditos versus observados para o modelo logístico misto com covariante

O maior grau de assertividade do modelo selecionado pelas estatísticas da tabela 2.5 é comprovado pelas figuras anteriores. Há um achatamento dos resíduos do modelo modificado (Figura 12), ou seja, o modelo é mais preciso em que a amplitude dos resíduos em termos absolutos é reduzida de $[-10,17;5,87]$ no modelo original para $[-4,14;4,38]$ no modelo modificado. Os gráficos de preditos versus observados comprovam a melhoria de precisão do modelo em todas as porções da árvore, apesar de uma tendência de baixa precisão nas menores porções do tronco para ambos os ajustes. De acordo com a metodologia proposta por Leite e Oliveira (2002), os valores preditos versus os observados são considerados estatisticamente

semelhantes quando perfazem uma linha reta passando pela origem e declividade igual a 1.

A tabela 2.6 identifica os parâmetros de efeitos fixos, seguida da tabela 2.7 com os parâmetros de efeito aleatório para aplicação do modelo logístico misto com adição de covariante selecionado nas análises anteriores.

Tabela 2.6 – Parâmetros de efeito fixo, desvio padrão dos efeitos aleatórios e correlações do modelo misto com covariante

Parâmetro	Efeitos Fixos				Desvio Padrão dos Efeitos Aleatórios	Correlações					
	Estimativa	Erro Padrão	Valor de t	Pr(> t)		---	Φ_1	Φ_{1ht}	Φ_2	Φ_3	Φ_{3ht}
Φ_1	2,2071997	0,2711	8,1422	<0,0001	0,0000967	---	-0,982	-0,01	-0,291	0,54	0,03
Φ_{1ht}	0,9245108	0,0121	76,9907	<0,0001	---	---	---	-0,04	-0,291	-0,548	-0,002
Φ_2	-2,1819677	0,1399	-15,589	<0,0001	0,0012356	---	---	---	-0,095	0,067	-0,138
Φ_3	1,2118473	0,1391	8,7111	<0,0001	0,0002804	---	---	---	---	-0,523	0,014
Φ_{3ht}	0,1457742	0,0032	45,3077	<0,0001	---	---	---	---	---	---	-0,008
Φ_4	1,394516	0,0553	25,1851	<0,0001	0,0001284	---	---	---	---	---	---
Resíduos	---	---	---	---	0,9206420						

A figura 15 complementa a análise da tabela 2.6 para verificar a qualidade do ajuste e investigar a relação entre os efeitos aleatórios. É verificado que a quantidade de efeitos aleatórios adicionados ao modelo é satisfatória, pois não há correlação altamente significativa em nenhum dos parâmetros do modelo.

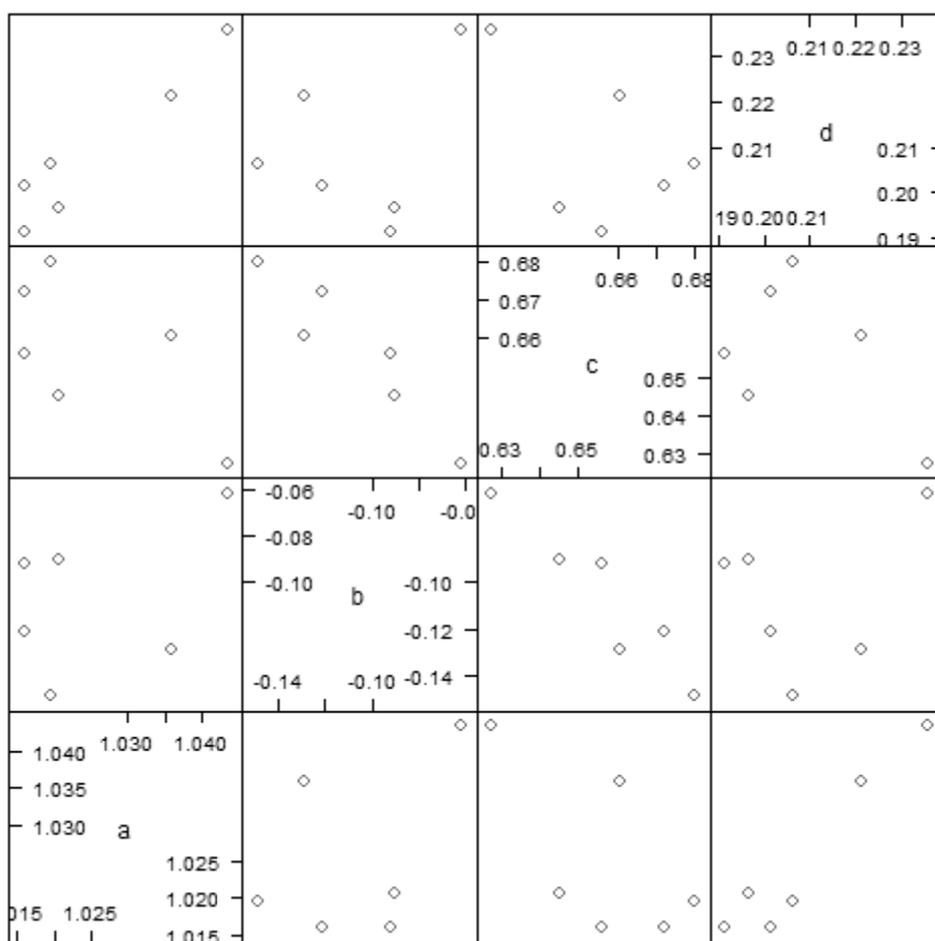


Figura 15 – Matriz de correlação para os efeitos aleatórios

Tabela 2.7 – Parâmetros de efeito fixo e aleatório do modelo misto com covariante

Classe_Idade : Classe_Diametro	Φ_1 fixo	Φ_1 aleatorio	Φ_2 fixo	Φ_2 aleatorio	Φ_3 fixo	Φ_3 aleatorio	Φ_4 fixo	Φ_4 aleatorio
3/10	3,131710	-1,21E-09	-2,1819677	0,6959676	1,3576215	-0,24883736	1,394516	-0,15246579
3/13	3,131710	6,02E-11	-2,1819677	0,298277	1,3576215	0,20292453	1,394516	0,03577311
4/10	3,131710	3,28E-10	-2,1819677	0,0272716	1,3576215	-0,56478574	1,394516	-0,27587973
4/13	3,131710	-1,87E-08	-2,1819677	-0,031763	1,3576215	-0,09013956	1,394516	-0,08370536
4/16	3,131710	7,27E-09	-2,1819677	0,0505726	1,3576215	0,21693388	1,394516	0,08846063
4/19	3,131710	2,86E-10	-2,1819677	-0,165377	1,3576215	0,6066173	1,394516	0,25156674
5/10	3,131710	-5,48E-11	-2,1819677	0,0167473	1,3576215	-1,01469391	1,394516	-0,42148802
5/13	3,131710	2,81E-10	-2,1819677	0,2880607	1,3576215	-0,25432745	1,394516	-0,14303554
5/16	3,131710	2,18E-09	-2,1819677	-0,213597	1,3576215	0,13397422	1,394516	0,06485032
5/22	3,131710	-5,61E-10	-2,1819677	0,0039214	1,3576215	0,96114687	1,394516	0,45969667
5/19	3,131710	-4,11E-10	-2,1819677	-0,053738	1,3576215	0,64780285	1,394516	0,26390029
6/13	3,1317105	3,13E-10	-2,1819677	0,1197273	1,3576215	-0,36257221	1,394516	-0,17896794
6/16	3,1317105	1,20E-09	-2,1819677	0,2360144	1,3576215	-0,10676067	1,394516	-0,02065162
6/19	3,1317105	2,35E-09	-2,1819677	-0,130611	1,3576215	0,34001637	1,394516	0,2101127
7/10	3,1317105	2,48E-10	-2,1819677	-0,122386	1,3576215	-0,65102752	1,394516	-0,36871199
7/13	3,1317105	-6,14E-10	-2,1819677	0,4521228	1,3576215	-0,40026713	1,394516	-0,16484328
7/16	3,1317105	4,06E-09	-2,1819677	0,1762357	1,3576215	-0,09551908	1,394516	-0,01202079
7/22	3,1317105	-1,77E-09	-2,1819677	-0,289031	1,3576215	0,99258057	1,394516	0,36093592
7/19	3,1317105	1,84E-09	-2,1819677	0,0180392	1,3576215	0,45177024	1,394516	0,24353664
8/10	3,1317105	5,65E-10	-2,1819677	0,1308015	1,3576215	-1,13172014	1,394516	-0,4704653
8/13	3,1317105	-7,08E-10	-2,1819677	0,4042636	1,3576215	-0,61851652	1,394516	-0,26915338
8/16	3,1317105	7,37E-10	-2,1819677	-0,465679	1,3576215	-0,18213886	1,394516	0,01753493
8/22	3,1317105	-8,02E-11	-2,1819677	-0,275115	1,3576215	0,80450766	1,394516	0,36134215
8/19	3,1317105	2,40E-09	-2,1819677	-1,170725	1,3576215	0,36303166	1,394516	0,20367864

O modelo misto modificado pode ser escrito de uma forma generalizada pela expressão a seguir:

$$h_{ij} = (2,2071 + 0,9245ht_i + b_{kl}) + \frac{(-2,1819 + b_{kl}) - (2,2071 + 0,9245ht_i + b_{kl})}{1 + \exp\left[\frac{((1,2118 + 0,1457ht_i + b_{kl}) - r_{ij})}{(1,3945 + b_{kl})}\right]} \quad (14)$$

Em que

b_{kl} = termo aleatório da k-ésima classe de idade na l-ésima classe de diâmetro.

As análises a partir deste ponto visam comparar as estimativas do afilamento e do volume para cada árvore do modelo logístico no seu formato original com adição da variável altura como covariante selecionada nos passos anteriores eq.(14), com o modelo modificado em que foram relativizadas as posições no tronco bem como os valores do raio nestas posições pela altura total e pelo raio na altura do peito eq.(2.1), respectivamente.

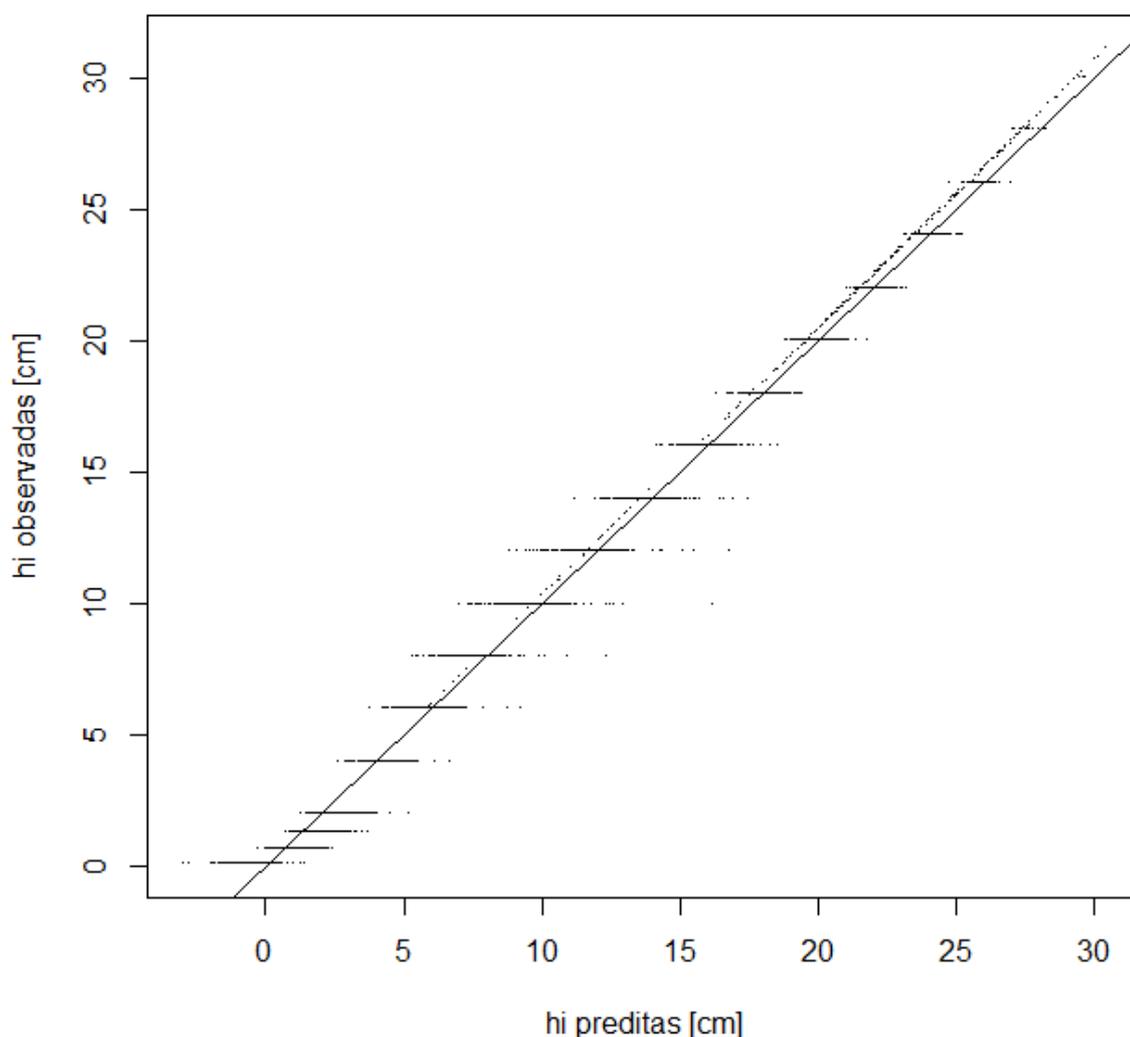


Figura 16 – Valores preditos versus observados para o modelo relativizado

Em comparação ao modelo modificado foi verificado que houve uma melhoria expressiva na relação dos valores preditos versus os observados para o modelo representado pela equação 2.1 principalmente nos valores centrais e da base da

árvore. Esta observação é relevante uma vez que os valores mais expressivos das porções do tronco se encontram na base das árvores.

O valor do quadrado médio do resíduo foi reduzido de 0,8970 cm para 0,6448 cm, com redução aproximada de 28% no valor absoluto do erro padrão. Em termos percentuais o erro de estimativa da altura é de 9,48% para o modelo com covariante e de 6,80% para o modelo relativizado.

As figuras 17 e 18 mostram a eficiência de ambos os modelos na estimativa do volume de cada árvore, obtido pela comparação do volume total por árvore com a estimativa gerada pela integração de ambas as funções dadas pelas equações 2 e 2.1, respectivamente.

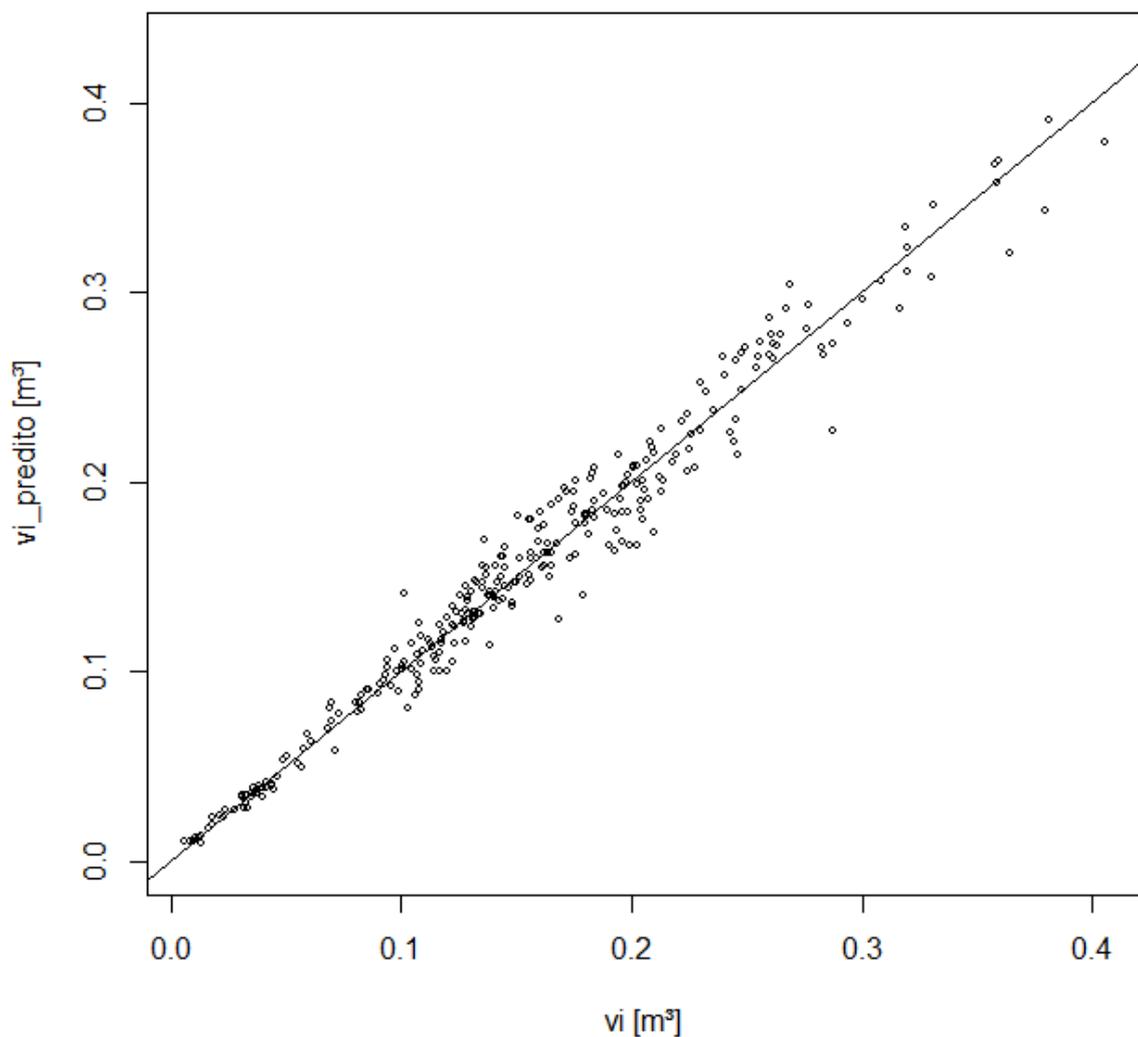


Figura 17 – Valores de volumes preditos versus observados para o modelo original com covariante

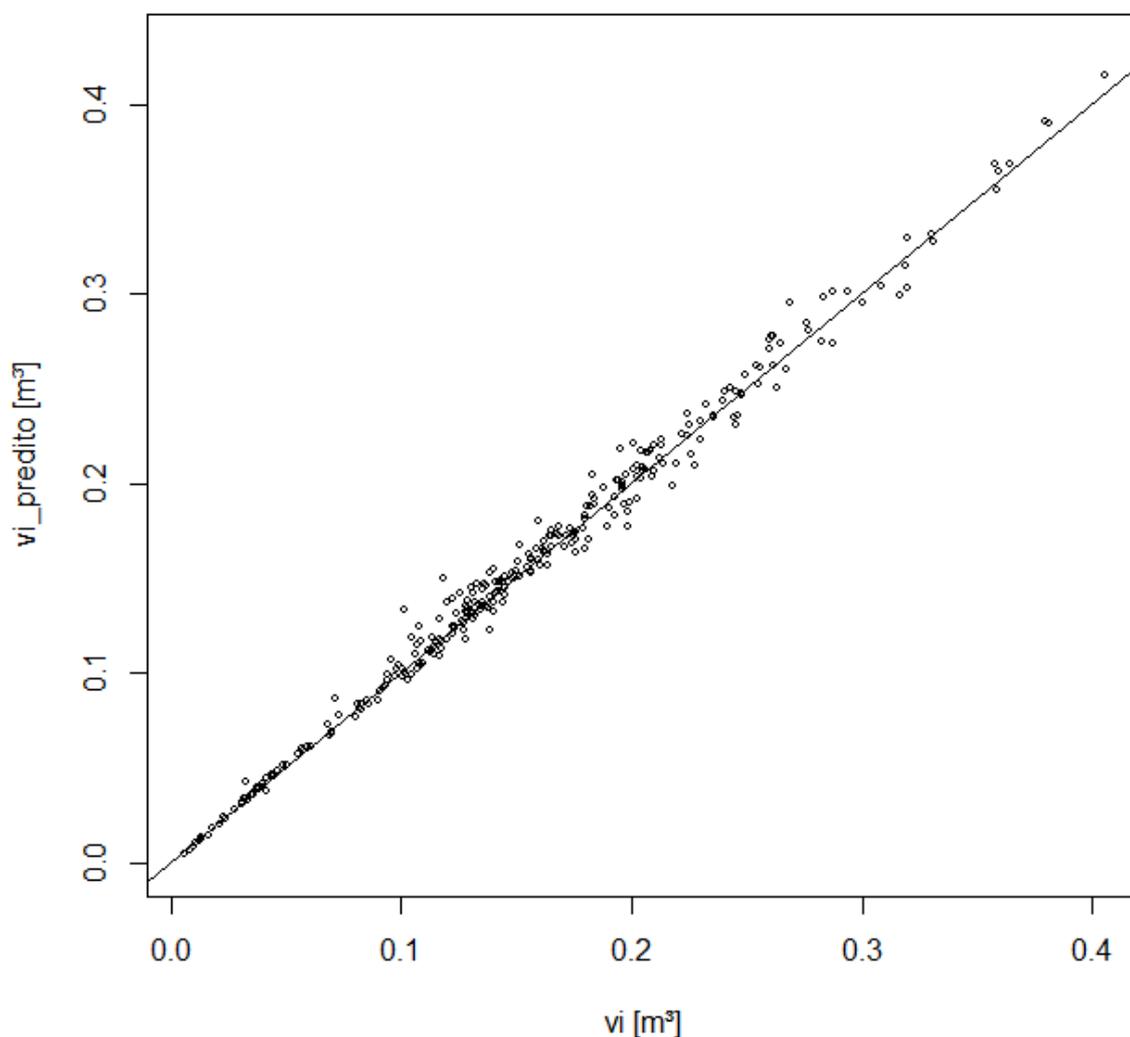


Figura 18 – Valores de volumes preditos versus observados para o modelo relativizado

Pela análise gráfica das figuras 17 e 18 é notável uma melhoria expressiva na qualidade da estimativa proporcionada pelo modelo relativizado em que os pontos estão mais concentrados em torno da reta $[0,1]$ havendo uma menor dispersão dos dados. A maior precisão do modelo relativizado é verificada pelo coeficiente de variação de estimativa do volume por árvore em que seu valor é de 2,4% para o modelo misto com adição de covariante e 1,3% para o modelo misto relativizado.

A figura 19 mostra a distribuição dos resíduos para cada combinação de classe de idade e altura em que o objetivo é complementar as análises descritas até este ponto que apoiarão na seleção do modelo mais indicado na estimativa do volume total por árvore.

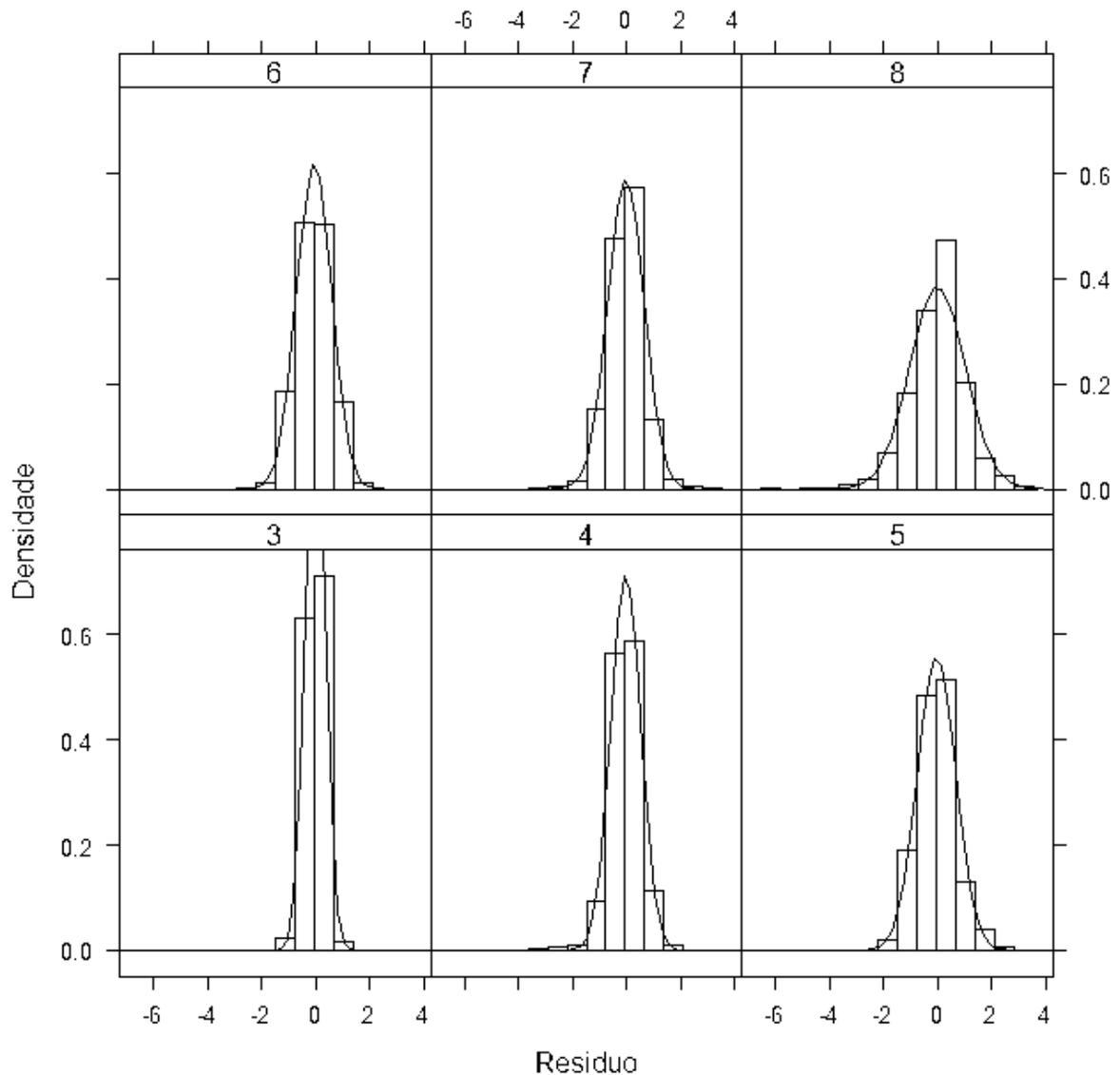


Figura 19 – Distribuição dos resíduos por classe de idade para o modelo logístico relativizado

Nota-se que pela distribuição dos resíduos com aproximação da normal todos tendem a uma distribuição simétrica centrada em zero.

A tabela 2.8 mostra a análise da variância para verificar a necessidade de corrigir a variância do modelo relativizado.

Tabela 2.8 – Análise da variância para comparar o modelo relativizado homocedástico versus o heterocedástico

Modelo	G.L.	AIC	BIC	LogLik	TRMV	valor de p
Misto Relativizado homocedástico	9	-32.842,64	-32.779,67	16.430,32		
Misto Relativizado heterocedástico	10	-32.853,86	-32.783,89	16.436,93	13,21	0,0003

G.L.: Graus de Liberdade

Os gráficos de resíduos apresentados nas figuras 20 e 21 complementam a análise da tabela 2.8.

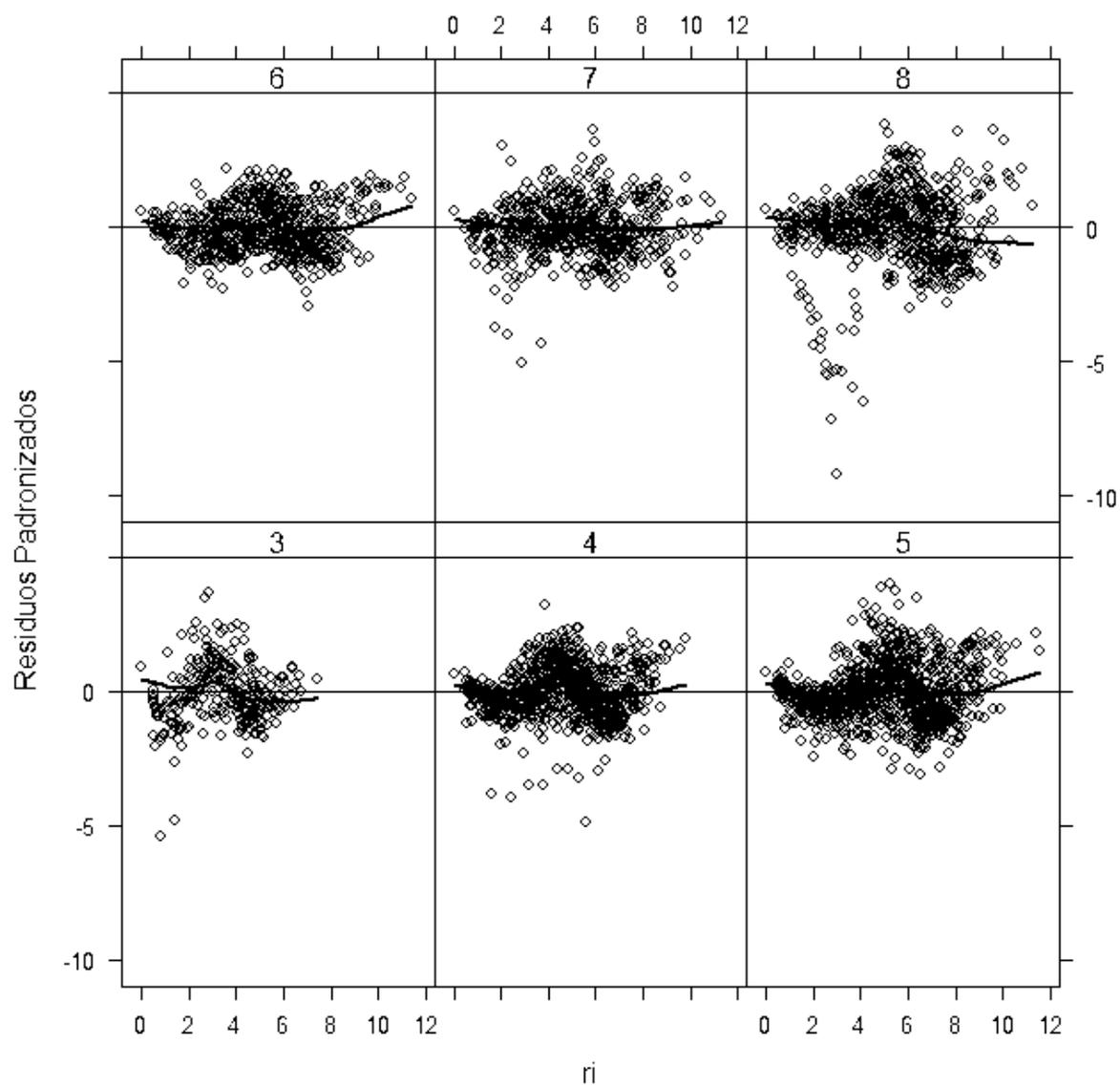


Figura 20 – Resíduos padronizados do modelo relativizado homocedástico por classe de idade

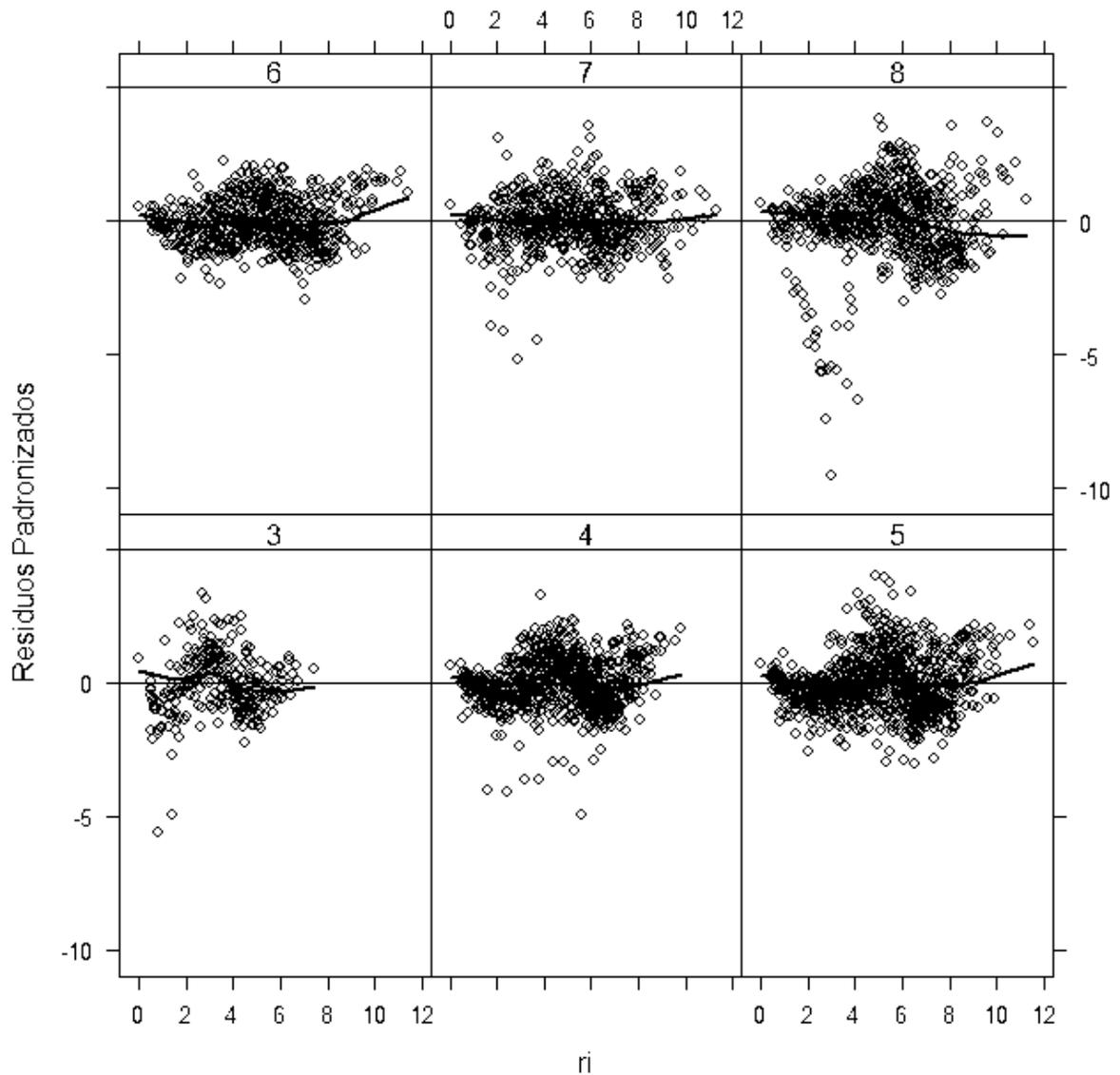


Figura 21 – Resíduos padronizados do modelo relativizado heterocedástico por classe de idade

Apesar dos testes estatísticos apontarem para o modelo heterocedástico, com erro padrão reduzido de 0,031 para 0,029 em $m \cdot m^{-1}$, como modelo que melhor se ajusta à distribuição dos dados, não houve melhorias expressivas na distribuição dos resíduos, sendo essa, uma das principais finalidades do uso de modelos heterocedásticos. Os valores dos resíduos padronizados do modelo homocedástico ficaram entre -9,16 e 3,99, sendo que para o modelo heterocedástico estes valores foram -9,53 e 3,99 o que comprova os argumentos de que a função de variância não melhorou a distribuição dos resíduos.

No intuito de selecionar modelos mais parcimoniosos o homocedástico é preferível por apresentar menor número de parâmetros (Tabela 2.8) visto que o

modelo heterocedástico não melhorou a distribuição dos resíduos. Resultados diferentes foram encontrados por Calegario et al. (2005), nos quais foram verificados ajustes, bem como a distribuição dos resíduos, mais satisfatórios para os modelos da classe dos heterocedásticos.

2.4 Conclusões

Apesar do comportamento assintótico do modelo logístico, o mesmo estimou valores negativos de altura tanto na base quanto no topo do perfil das árvores desse estudo, portanto a hipótese de que esta classe de modelos não estima valores negativos para posições extremas foi rejeitada.

Quando avaliado seu formato original de ajuste, o modelo logístico misto com covariante explica melhor as variações do afilamento do fuste das árvores desse estudo quando comparado ao modelo logístico misto.

O modelo logístico misto relativizado é estatisticamente superior ao modelo logístico misto com covariante, e sua aplicação é preferível na estimativa do volume individual das árvores.

A distribuição dos resíduos do modelo heterocedástico não foi melhorada com adição da função de variância, apesar de verificada redução nos valores de AIC e BIC e significância no teste de razão da máxima verossimilhança.

Visando compatibilizar precisão e parcimônia, recomenda-se o uso do modelo logístico misto relativizado homocedástico para descrever as variações da altura no afilamento de árvores de eucalipto, bem como na estimativa volumétrica.

Referências

ASSIS, A. L. de; SCOLFARO, J. R. S.; MELLO, J. M. de; ACERBI JÚNIOR, F. W.; OLIVEIRA, A. D. de. Comparação de modelos polinomiais segmentados e não-segmentados na estimativa de diâmetros e volumes ao longo do fuste de *Pinus taeda*. **Cerne**, Lavras, v. 7, n. 1, p. 20-40, jan./jun. 2001.

CALEGARIO, N. **Modeling Eucalyptus stand growth based on linear and nonlinear mixed-effects models**. 2002. 123p. Tese (Doutorado em Ciências Florestais) – Universidade da Geórgia, Athens, 2002.

CALEGARIO, N. CALEGARIO, C. L. L.; MAESTRI, R.; DANIELS, R. Melhoria da qualidade de ajuste de modelos biométricos florestais pelo emprego da teoria dos modelos não lineares generalizados. **Scientia Forestalis**, Piracicaba, n.69, p.38-50, dez. 2005.

CAO, Q.V.; WANG, J. Calibrating fixed and mixed effects taper equations. **Forest Ecology and Management**, Winsconsin, v.262, n.4, p.671-673, 2011.

CARVALHO, S.P.C.; CALEGARIO, N.; SILVA, F. F. e.; BORGES, L. A. C.; MENDONÇA, A. R. de.; LIMA, M. P. de. Modelos não lineares generalizados aplicados na predição da área basal e volume de *Eucalyptus* clonal. **Cerne**, Lavras, v.17, n.4, p.541-548, out./dez. 2011.

CARVALHO, S.P.C.; MENDONÇA, A.R de.; LIMA, M.P. de; CALEGARIO, N. Different strategies to estimate the commercial volume of *Anadenanthera colubrina* (Vell) Brenan. **Cerne**, Lavras, v.16, n.3, Jul-Sept., p.399-406, 2010.

COUTO, H.T.Z. do; VETTORAZZO, S.S. Seleção de equações de volume e peso seco comercial para *Pinus taeda*. **Cerne**, Lavras, v. 5, n. 1, p. 69-80, 1999.

DEMAERSCHALK, J.P. Converting volume equations to compatible taper equations. **Forest Science**, Lawrence, v. 18, n. 3, p. 241-245, 1972.

FIGUEIREDO-FILHO, A.; BORDERS, B.E.; HITCH, K.L. Taper equations for *Pinus taeda* plantations in Southern Brazil. **Forest Ecology and Management**, Winsconsin, v.83, n.1/2, p.39-46, 1996.

GUIMARÃES, D.P.; LEITE, H.G. Um novo modelo para descrever o perfil do tronco. **Árvore**, Viçosa, v.16, n.2, p.170-180, 1992.

HUSCH, B.; MILLER, C.I.; BEERS, T.W. **Forest mensuration**. 2nd ed. New York: The Ronald Press, 1972. 410p.

JIANG, L.; BROOKS, J. R.; WANG, J. Compatible taper and volume equations for yellow-poplar in West Virginia. **Forest Ecology and Management**, Winsconsin, v.213, n.1/3, p.399-409, 2005.

LEITE, H.G.; ANDRADE, V.C.L. de. Um método para condução de inventários florestais sem o uso de equações volumétricas. **Revista Árvore**, Viçosa, v.26, n.3, p.321-328, 2002.

LEITE, H.G.; OLIVEIRA, F.H.T. de. Statistical procedure to test identity between analytical methods. **Communications in Soil Science and Plant Analysis**, cidade, v.33, n.7/8, p.1105-1118, 2002.

LEITHOLD, L. **O cálculo com geometria analítica**. Tradução de C. C. Patarra. 3. ed. São Paulo: Harbra, 1994. 1 v.

MACEDO, R.C. **Estimativa volumétrica de povoamento clonal de *Eucalyptus* sp através de laserscanner aerotransportado.** 2009. 145p. Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais. São José dos Campos, 2009.

MACHADO, S.A. Influência da idade na forma do fuste de *Araucaria angustifolia* em plantações no Brasil. In: SEMINÁRIO SOBRE ATUALIDADES E PERSPECTIVAS FLORESTAIS. O USO DE FUNÇÕES DE FORMA DE TRONCO EM ESTUDOS DE VOLUMETRIA DE ESPÉCIES FLORESTAIS. 1982. Curitiba. **Anais...** Curitiba: Embrapa; URPFCs, 1982. p.51-55.

MAGUIRE, D.A.; BATISTA, J.L.F. Sapwood taper models and implied sapwood volume and foliage profiles for coastal Douglas-fir. **Canadian Journal of Forest Research**, Canada, v.26, p.849-863, 1996.

MENDONÇA, A.R. **Avaliação de uma metodologia para otimização do volume de toras comerciais de *Eucalyptus* sp. em função da qualidade do fuste.** 2006. 109p. Dissertação (Mestrado em Produção Vegetal) – Universidade Federal do Espírito Santo, Alegre, 2006.

MENDONÇA, A.R. de; SILVA, G.F. da; OLIVEIRA, J.T. da S.; NOGUEIRA, G.S. Avaliação de funções de afilamento visando a otimização de fustes de *Eucalyptus* sp. para multiprodutos. **Cerne**, Lavras, v. 13, n. 1, p. 71-82, jan./mar. 2007.

PINHEIRO, J.C.; BATES, D.M. **Mixed-effects models in S and S-PLUS.** New York: Springer-Verlag, 2000. 528p.

PIRES, L.M.; CALEGARIO, N. Ajuste de modelos estocásticos lineares e não lineares para a descrição do perfil longitudinal de árvores. **Árvore**, Viçosa, v.31, n.5, p.845-852, 2007.

QUEIROZ, D. MACHADO, S. A.; FILHO, A. F.; ARCE, J. E.; KOEHLER, H. S. Avaliação e validação de funções de afilamento para *Mimosa scabrella* Benth em povoamentos da região metropolitana de Curitiba-PR. **Floresta**, Curitiba, v.36, n.2, p.183-199, mai./ago. 2006.

R Core Team. **R: A language and environment for statistical computing 2.15.3.** Vienna, 2013. Disponível em: <<http://www.R-project.org>>. Acesso em: 01 mar. 2013

SANTOS, J. dos. **Análise de modelos de regressão para estimar a fitomassa da floresta tropical úmida de terra-firme da Amazônia brasileira.** 1996. 121p. Tese (Doutorado em Ciências Florestais) - Universidade Federal de Viçosa, Viçosa, 1996.

SCOLFORO, J.R.S.; RIOS, M.S.; OLIVEIRA, A.D. de; MELLO, J.M. de; MAESTRI, R. Acuracidade de equações de afilamento para representar o perfil do fuste de *Pinus elliotti*. **Cerne**, Lavras, v. 4, n. 1, p. 100-122, jan./jun. 1998.

SCHÖEPFER, W. **Automatisierung des Massen, Sorten und Wertberechnung stenender Waldbestände Schriftenreihe Bad.** [S.l.]: Wurt-Forstl., 1966. 1v.

SILVA, J.A. Funções de forma dos troncos de *Pinus taeda*, *Picea excelsa*, *Abies Alba* e *Pinus sylvestris*. In: SEMINÁRIO SOBRE ATUALIDADES E PERSPECTIVAS FLORESTAIS. O USO DE FUNÇÕES DE FORMA DE TRONCO EM ESTUDOS DE VOLUMETRIA DE ESPÉCIES FLORESTAIS. 1982. Curitiba. **Anais...** Curitiba: EMBRAPA. URPFCs, 1982. p.29-45.

SILVA, A.F. da. **Composição florística e estrutura fitossociológica do estrato arbóreo da Reserva Florestal Professor Augusto Ruschi, São José dos Campos, SP.** 1989. 162p. Tese (Doutorado em Ciências Biológicas) - Universidade Estadual de Campinas, Campinas, 1989. ,

VISMARA, E.S. de. **Mensuração da biomassa e construção de modelos para construção de equações de biomassa.** 2009. 103p. Dissertação (Mestrado em Recursos Florestais) – Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiróz, Universidade de São Paulo. Piracicaba, 2009.

3 PREDIÇÃO VOLUMÉTRICA EM PLANTIOS CLONAIIS DE *Eucalyptus* sp INTEGRANDO LIDAR E TÉCNICAS GEOESTATÍSTICAS

Resumo

Este estudo propõe integrar geoestatística, medições de circunferência em campo e escaneamento a laser para predição de volume de madeira. Assumiu-se a hipótese de que predições do volume de madeira serão tão precisas quanto as geradas por inventários convencionais. Foram considerados dois cenários para modelar a circunferência medida à altura do peito. O primeiro considera as variações espaciais da circunferência com média constante, e o segundo considera a continuidade espacial da variável como uma função da altura total das árvores. De acordo com as estatísticas propostas, o modelo geoestatístico com média variável foi significativamente superior ao modelo com média constante, em que o valor do Critério de Informação de Akaike foi reduzido em 32,7 unidades, a raiz quadrada do erro médio em 40%, e 55% de superioridade para o coeficiente de determinação, além dos resíduos se apresentarem como não viesados com médias próximas a zero. O modelo selecionado foi aplicado no grid de alturas gerado pela individualização das árvores da nuvem de pontos do LiDAR. Obtidos os pares de altura e circunferência, o modelo de afilamento foi aplicado na predição dos volumes, árvore a árvore. Os resultados permitiram concluir que o método proposto é tão preciso quanto os inventários tradicionalmente empregados no Brasil, com diferenças médias de predição de volume de 0,7% e 0,18% para número de fustes.

Palavras-chave: Continuidade Espacial; LiDAR; Inventário Florestal

Abstract

This study aims to integrate spatial pattern modeled from field circumference measurements and airborne laser scanner data during volume estimation. The tree circumference determination was based in two approaches. In the first, the spatial variation of circumference is constant in average, and in the second, the spatial dependency of circumference was modeled based on the spatial distribution of height. The geostatistical model considering spatial distribution of height was statistically superior based on Akaike's Information Criterion, improving the performance in 32.7 units compared to the alternative modeling. Coefficient of determination also increased in 55%, no bias was detected, and the error was close to zero. The geostatistical model estimated the circumference for trees extracted based on LiDAR data. Thus, the diameter and height was used as input to a logistic taper equation to estimate volume tree by tree. The results indicated that both methods showed similar results, differing 0.7% to volume and 0.18% to the number of trees.

Keywords: Spatial continuity; LiDAR; Forest Inventory

3.1 Introdução

Em todos os ramos da ciência moderna é constante a busca por novas tecnologias capazes de fornecer informações com alto grau de precisão e rapidez. Na ciência florestal, em especial no Brasil, um exemplo recentemente empregado é o uso de tecnologias com equipamentos aeroembarcados a laser ou simplesmente LiDAR (*Light Detection and Ranging*). Bachman (1979) apud Hudak et al. (2002), definem LiDAR em seu princípio mais básico como sendo um altímetro de princípios semelhantes ao radar, porém operante na região do visível ou infravermelho no espectro eletromagnético, que determina a distância do instrumento até a superfície física, em que se mede o tempo decorrido entre a emissão e o retorno do sinal. Este intervalo de tempo, multiplicado à velocidade da luz, mede duas vezes a distância do alvo. Dividindo-se esse valor por dois, tem-se a elevação.

Apesar da recente aplicação na ciência florestal, seu uso já é corriqueiro em outros ramos da engenharia como em projetos altimétricos e em projetos de redes viárias ou em transmissão de energia elétrica (Rodriguez et al., 2010). O uso do LiDAR, associado a outras técnicas de sensoriamento remoto e sistemas de informações geográficas, torna-se uma poderosa ferramenta no suporte das informações geradas por diversas áreas de grandes empreendimentos florestais, tais como, inventário e planejamento florestal.

Apesar da recente aplicação do LiDAR em florestas, o número de publicações no ramo é cada vez mais crescente. Vale destacar o pioneirismo do professor e pesquisador Eric Naesset (NAESSET, 1997a, 1997b), com trabalhos publicados inicialmente na Europa, em especial nos países Escandinavos. Segundo Nelson et al. (1984), é relevante a qualidade bem como o número de informações obtidas direta ou indiretamente nos levantamentos ALS, sigla esta designada para *Airborne Laser Scanning*, que pode ser traduzida para o português como “escaneamento a laser aerotransportado”.

Nos levantamentos ALS pode-se dizer que informações úteis para a área de inventário florestal são subprodutos do sobrevoo, visto que os principais produtos que se espera obter em um levantamento ALS estão diretamente relacionados a áreas de sensoriamento remoto como o modelo digital do terreno (MDT) e o modelo digital de superfície (MDS). Especificamente na mensuração e inventário florestal, dentre as mais variadas informações possíveis de serem obtidas, o censo das

alturas das árvores bem como o da contagem de indivíduos são as principais variáveis extraídas diretamente de dados desta natureza. Ressalta-se que ambas as variáveis estão diretamente associadas à quantificação do estoque de madeira, e ainda que a medição de altura em levantamentos tradicionais pode ser classificada como onerosa. A dificuldade associada à onerosidade de medição da altura quando comparada ao diâmetro, por exemplo, pode resultar em custos mais elevados devido ao menor rendimento das equipes em campo.

Segundo Rodriguez et al. (2010), a precisa determinação de altura e localização dos pulsos produz medidas diretas em três dimensões da superfície terrestre, vegetação, estradas e prédios. Os milhões de pontos armazenados criam uma nuvem tridimensional que, processada por softwares específicos, permite em pouco tempo a obtenção de resultados que técnicas de mapeamento anteriores levariam meses ou até anos para serem obtidas. O alto custo, observado quando o levantamento com o sistema LIDAR é feito em pequenas áreas, deixa de existir quando extensões maiores são sobrevoadas. Nesses casos, o valor pode ser inferior a U\$5/ha (Rodriguez et al., 2010). E, apesar de apenas seu uso ser experimental no Brasil alguns países já vêm testando a operacionalização do LiDAR, como Portugal (Wack et al., 2003), África do Sul (Tesfamichael et al., 2009), além de sua consolidação em escala operacional, principalmente nos países Escandinavos, Norte Americano e Canadá (Naesset, 1997; Nelson et al., 1984; Reutebuch et al., 2005; Andersen et al., 2005; Maltamo et al., 2007)

Apesar do censo da altura e da contagem dos indivíduos serem as principais variáveis de obtenção direta nos sobrevoos a laser, outras importantes variáveis em nível de árvore como em povoamento podem ser obtidas e com alta correlação com as medidas de campo, como área basal e biomassa aérea (Lefsky et al., 1999). Os autores mencionam que foi possível explicar de 70 a 80% das variações para as variáveis em estudo. Dean et al. (2009) associam a altura das árvores obtidas com o LiDAR com a altura de copa viva no dossel de florestas de *Pinus* no sudeste da Louisiana – América do Norte, por meio da distribuição de probabilidade Weibull truncada. Os autores concluem que, quando comparados às observações de campo, os erros não diferem. Outra variável de tamanha relevância nas discussões atuais que envolvem autoridades ambientais é a estimativa da biomassa acima e abaixo do solo presente nos mais diversos biomas. Lefsky et al. (2002) e Naesset e Gobakken (2008) discutem este tema em seus trabalhos desenvolvidos em florestas de clima

temperado na América do Norte, no estado de Oregon e sul da Noruega, respectivamente, e apontam erros de predição de dimensão semelhante em torno de 84 a 88%. No Brasil, Macedo (2009) comparou dados originados do LiDAR aos mensurados em campo para plantios clonais de *Eucalyptus*, localizados na região do Vale do Paraíba – SP, e encontrou nível de precisão superior a 90% para volume, altura, diâmetro e número de fustes e de, aproximadamente, 80% para área de copa. Investigações dessa natureza também foram abordadas em trabalhos nacionais por Pires (2005), Zandoná (2006), Zandoná et al. (2008), Lingnau et al. (2007), Zonete (2009), Zonete et al. (2010), Giongo et al. (2010), Rodriguez et al. (2010), Oliveira (2011), Oliveira et al. (2012), em que sempre foram obtidos altos valores de correlação para as variáveis de interesse, superiores a 80%.

Conforme Hudak et al. (2002), já citados, poucos são os trabalhos que integram tecnologias de sensoriamento remoto em específico LiDAR mais outra fonte de informação. Os autores tratam em seu trabalho a abordagem de integração de imagens de satélites com tecnologia LiDAR para estimar altura de copa e citam que, apesar do grande número de trabalhos publicados em ambos os temas, na sua grande maioria, aplicam as técnicas de maneira independente, com as frentes de pesquisa correndo de forma paralela.

Outra abordagem de integração de técnicas é o do uso de métodos Geoestatísticos associados ao LiDAR. Tesfamichael et al. (2009), visando estimar o número de fustes por hectare por modelos de semivariograma com a finalidade de definir tamanho ótimo da janela para gerar o CHM, concluiu que o tamanho ótimo da janela para plantios de *Eucalyptus grandis* no sul da África está entre os valores 2 e 5,4m. Segundo Finley et al. (2013), ignorar a dependência espacial, muitas vezes presente em observações de dados florestais, pode ocasionar incorretas inferências sobre os parâmetros do modelo, conseqüentemente sobre as predições originadas pelo método. Os mesmos concluem que os modelos bayesianos multivariados com estrutura de hierarquia e correlação que associam informações de LiDAR, imagens de satélite e dados de inventário, apresentam melhoras significativas no ajuste bem como na predição, quando comparados aos modelos não espaciais em regressão multivariada com estruturas de independência, por exemplo, em estimativas de densidade de árvores.

3.1.1 Hipóteses

- É possível gerar informações similares ao inventário por amostragem convencional, mensurando-se apenas a circunferência à altura do peito (CAP) em alguns pontos aleatorizados no talhão;
- Há presença de autocorrelação espacial nos dados de CAP e a esta dependência deve ser tratada por modelos geoestatísticos;
- O modelo geoestatístico com função para a média é mais verossímil quando comparado ao modelo geoestatístico com média constante.

3.1.2 Objetivo geral

Propor um método e suas respectivas parametrizações, que permita conduzir inventários florestais integrando mensurações de campo e sobrevoos aerotransportados para fins de predição de volume de madeira em plantios monoclonais de *Eucalyptus* sp tipicamente plantados no Brasil.

3.1.3 Objetivos específicos

- Modelar a tendência espacial da variável CAP em duas abordagens distintas: uma primeira que considera um modelo geoestatístico de média constante e uma segunda que considera as variações da média do modelo geoestatístico como uma função da variável preditora, altura total.
- Predizer os valores de CAP e volume em nível de árvore e gerar extrapolações em nível de talhão;
- Comparar os resultados da metodologia abordada neste estudo com as saídas geradas pelo processamento do inventário convencional através da Amostragem Casual Simples.

3.2 Material e Métodos

3.2.1 Área de estudo

O presente estudo foi realizado em plantios comerciais clonais de *Eucalyptus* sp pertencentes a empresa FIBRIA, localizados no município de São Luiz do Paraitinga, Estado de São Paulo, Brasil (Figura 1).

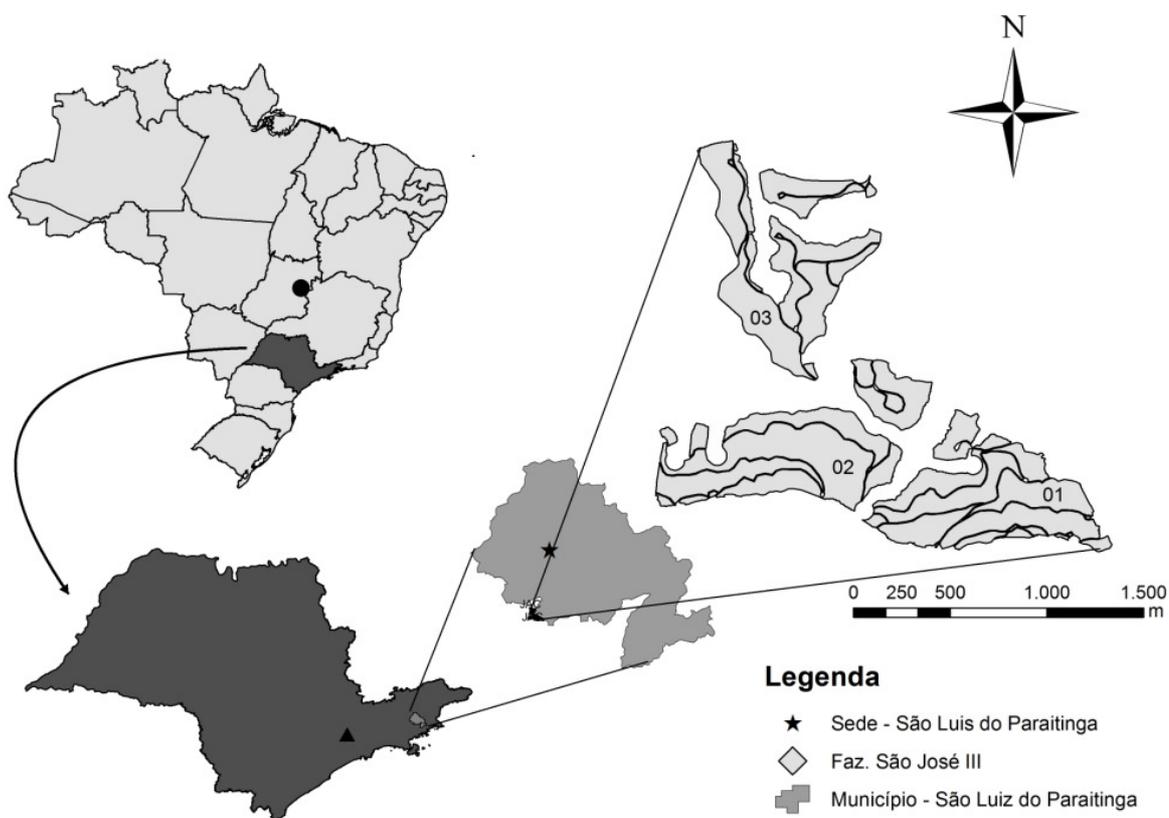


Figura 1 - Área de estudo

A fazenda pertencente à FIBRIA localiza-se na Unidade Industrial Jacareí, região de Caçapava, pertencente à bacia hidrográfica do Rio Paraíba do Sul, no município de São Luiz do Paraitinga - SP. O relevo é caracterizado como fortemente ondulado. O material genético plantado na área de estudo é originado do cruzamento das espécies *Eucalyptus urophylla* e *Eucalyptus grandis*, popularmente conhecido como “Urograndis”. Quanto ao manejo, todos os talhões estão em regime de alto fuste, em segundo ciclo, plantados unicamente com clones, e espaçamento

predominante de 3,0 m na entrelinha e 2,0 m na linha de plantio, o que totaliza 1667 covas por hectare (Tabela 3.1).

Tabela 3.1 - Informações cadastrais da área de estudo

Projeto	Nome Projeto	Talhão	Área (ha)	Material Genético	Espaçamento	Data de Plantio
F849	São José III	1	45,89	<i>Urograndis</i>	3,00 x 2,00	12/2006
		2	40,41	<i>Urograndis</i>	3,00 x 2,00	12/2006
		3	52,66	<i>Urograndis</i>	3,00 x 2,00	12/2006

3.2.2 Caracterização e coleta dos dados de campo

As medições de campo foram realizadas no mês de maio do ano de 2012. Ao todo foram mensuradas 1.745 árvores em 26 parcelas de formato circular distribuídas em três talhões que totalizam 139 hectares de área efetiva de plantio (Figura 2). A intensidade amostral adotada foi de 1 parcela de 400m² representando 5 hectares (0,8% de representatividade).

Nas parcelas de campo foram coletadas informações da Circunferência à Altura do Peito (CAP) expressa em centímetros e Altura Total (HT) em metros, de todas as árvores que pertenciam à parcela, além da classificação qualitativa das árvores. Foram também coletadas as coordenadas geográficas X e Y do centro das parcelas, com receptores geodésicos, modelo Trimble ProXRT garantindo precisão em escala centimétrica, em torno de 10 cm, no pós processamento. Utilizou-se o sistema de projeção de Mercator (UTM) e sistema geodésico de referência SIRGAS 2000, atualmente adotado no Brasil. Toda a área de estudo encontra-se na zona 23 Sul.

As estatísticas descritivas de algumas das variáveis dendrométricas podem ser visualizadas na tabela 3.2.

Tabela 3.2 - Estatísticas descritivas em nível de talhão para a área de estudo

	CAP (cm)			HT (m)			HDOM (m)			G (m ² .ha ⁻¹)			DG (cm)			NFUSTES (ha ⁻¹)			VOL (m ³ .ha ⁻¹)		
										Talhões											
	1	2	3	1	2	3	1	2	3	1	2	3	1	2	3	1	2	3	1	2	3
Mínimo	44,92	42,58	42,75	18,3	21,2	22,3	24,7	25,5	25,4	27,57	23,51	25,02	14,6	13,8	13,8	1469	1443	1349	286,1	237,66	258,54
Máximo	51,41	47,93	50,54	26,7	25,1	27,1	30,2	28,1	29,1	33,19	32,64	31,79	16,5	15,4	16,2	1700	1875	1725	390,25	361,06	377,75
Médio	46,89	46,06	47,24	23,8	23,8	23,9	27,3	26,3	26,7	29,33	28,45	27,78	15,1	14,9	15,2	1621	1627	1524	324,02	306,37	305,12
Desvio padrão	2,05	2,00	2,03	2,49	1,45	1,51	2,00	0,96	1,30	1,97	3,44	2,40	0,60	0,60	0,62	72,7	142,7	128,3	37,5	49,0	23,0
Coefficiente de Variação	4,39	4,36	4,31	10,4	6,11	6,36	7,36	3,68	4,90	6,72	12,1	8,64	3,99	4,07	4,11	4,49	8,77	8,42	11,5	16,0	7,57

CAP = circunferência a altura do peito; HT altura total; HDOM = altura média dominante segundo o conceito de Assman; G = área basal; DG = diâmetro médio quadrático; NFUSTES = número de fustes por hectare; VOL = volume total com casca.

O alto grau de homogeneidade é verificado nos plantios clonais de eucalipto quando avaliadas as variáveis dendrométricas (Tabela 3.2). As variáveis de interesse do estudo, CAP e HT, variam em pouco mais de 4 e 6% respectivamente, com exceção da variável HT no talhão 1 que apresenta coeficiente de variação próximo a 10%, sendo esse valor também considerado baixo (PIMENTEL-GOMES, 1985 apud GARCIA, 1989).

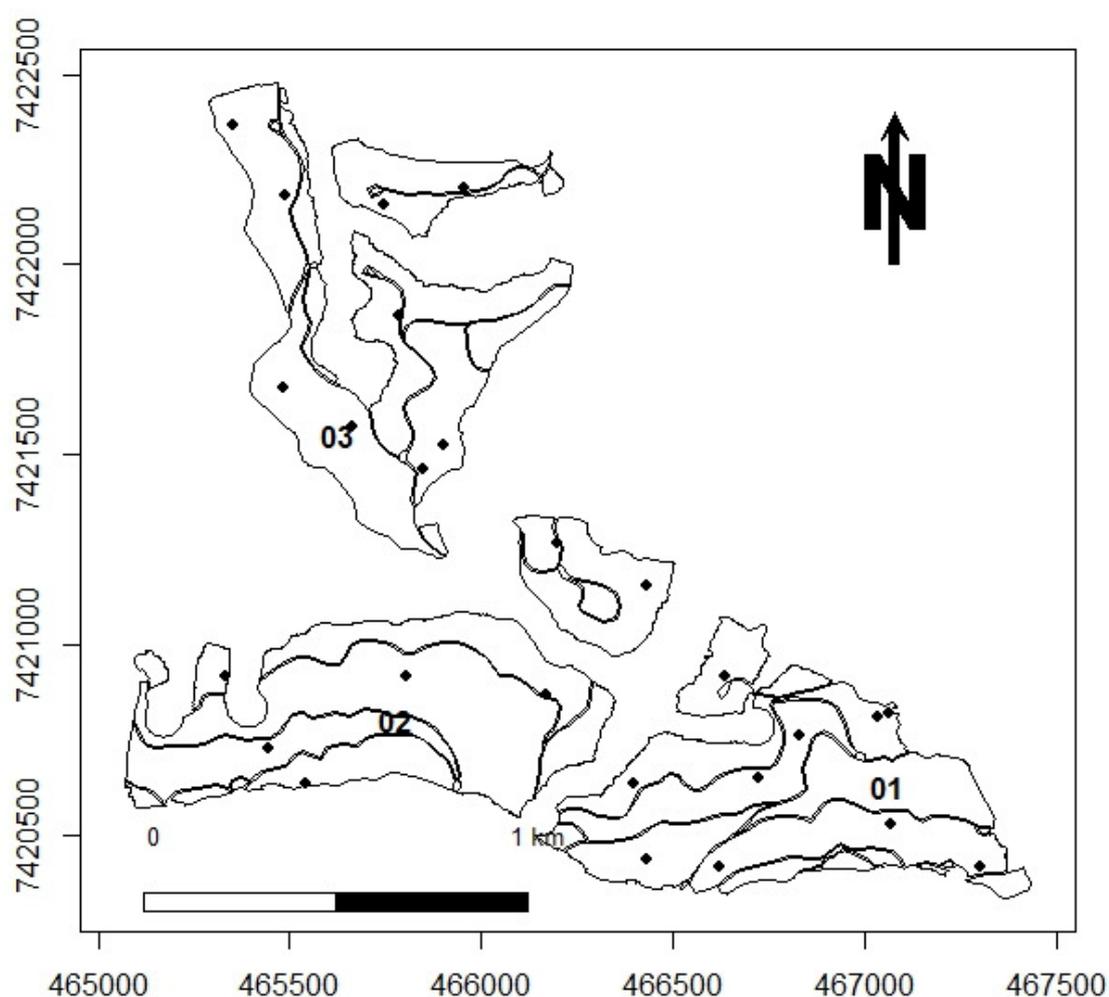


Figura 2 - Distribuição espacial das parcelas em campo nos três talhões

3.2.3 Caracterização do sobrevoo

O sobrevoo LiDAR foi realizado no início de 2012 utilizando-se uma aeronave bimotor Piper Seneca II acoplada a uma câmera HARRIER 68i, IMU/GPS Applanix 510 e sensor LiDAR Riegl LMS Q680I. A tabela 3.3 apresenta mais informações relativas ao voo.

Tabela 3.3 - Detalhes do sobrevoo

Atributos	Valores
Densidade de pulso laser	5 pontos/m ²
Resolução espacial	0.5m
Bandas	RGB e IR
Resolução espectral	32 bits
Velocidade	55 m/s (198 km/h)
Altura de voo	629,24 m
Ângulo de varredura	60º
Precisão	10 a 15 cm (Precisão da IMU)
Largura da faixa de cobertura	726,58 m
Taxa de leitura	200.000 pulsos
Frequência de varredura	300 KHz
Câmera	HARRIER 68i
IMU/GPS	Applanix 510
Datum	SIRGAS 2000 / UTM Zona 23S

3.2.4 Softwares, processamento e parametrizações

A nuvem de pontos, as fotografias da área, os modelos de superfície e os modelos de terreno compuseram o pré-processamento e foram gerados pela empresa contratada. Como produtos, foram recebidos: a nuvem de pontos; as ortofotos em RGB e Infra-Vermelho; raster do modelo de superfície e terreno.

O passo inicial do processamento dos dados LiDAR consiste em sumarizar a nuvem de pontos para obtenção dos dados de altura árvore a árvore, calculada pela diferença entre o terreno e a superfície. Toda etapa de individualização das árvores que por fim irão compor o grid de predição foram feitas no software FUSION versão 3.30.

Os passos detalhados bem como as funções utilizadas nesta etapa de processamento estão definidos no diagrama de processamento da figura 3.



Figura 3 – Processamento dos dados LiDAR para obtenção da altura

O passo um faz uso da função *Catalog*, utilizada para computar um resumo detalhado da nuvem de pontos como limites mínimos e máximos de coordenadas geográficas, ocupação da superfície e uma breve descrição da nuvem de pontos. O passo dois utiliza a função *asciitodtm* para transformar o arquivo raster de extensão asc para outro arquivo raster, porém de extensão dtm (Digital Terrain Model), sendo o formato dtm utilizado pelo software Fusion. Este arquivo de extensão asc tem resolução de 1 m de tamanho de pixel e recomenda-se uma análise visual prévia para detecção de pontos discrepantes e possíveis falhas na imagem. O passo três gera um recorte da nuvem de pontos com o shape dos talhões das áreas de interesse. Esse passo tem por objetivo, reduzir o tamanho do arquivo da nuvem de pontos, pois está diretamente relacionado ao tempo de processamento. Por fim, o passo quatro através da função *GridMetrics*, computa métricas e/ou estatísticas da nuvem de pontos espacializada e sumarizada. Dentre as diversas métricas *default* do Fusion estão médias, mínimos e máximos do primeiro e último retorno, além dos

percentis que variam de 1 a 99. Mais detalhes sobre as sintaxes das funções apresentadas neste trabalho podem ser encontrados em McGaughey (2010).

A individualização das árvores que formarão o grid de predição é função das parametrizações do quarto passo (Figura 3). Para as típicas florestas clonais de eucalipto do Brasil é recomendável que o tamanho do pixel seja proporcional ao espaçamento do plantio. Este valor deve estar próximo a área ocupada por cada árvore, nesse caso em particular em que o espaçamento predominante é 3,0m na linha e 2,0 na entrelinha, tem-se 6m² de ocupação por cada planta. Recomendações semelhantes foram feitas por Tesfamichael et al. (2009).

A figura 4 exemplifica a visualização em 3D de parte do plantio de eucalipto no Talhão 1, associada à vegetação nativa em torno. A imagem gerada pela figura 4 foi processada pelo software FugroViewer, na versão 1.52 DEMO.

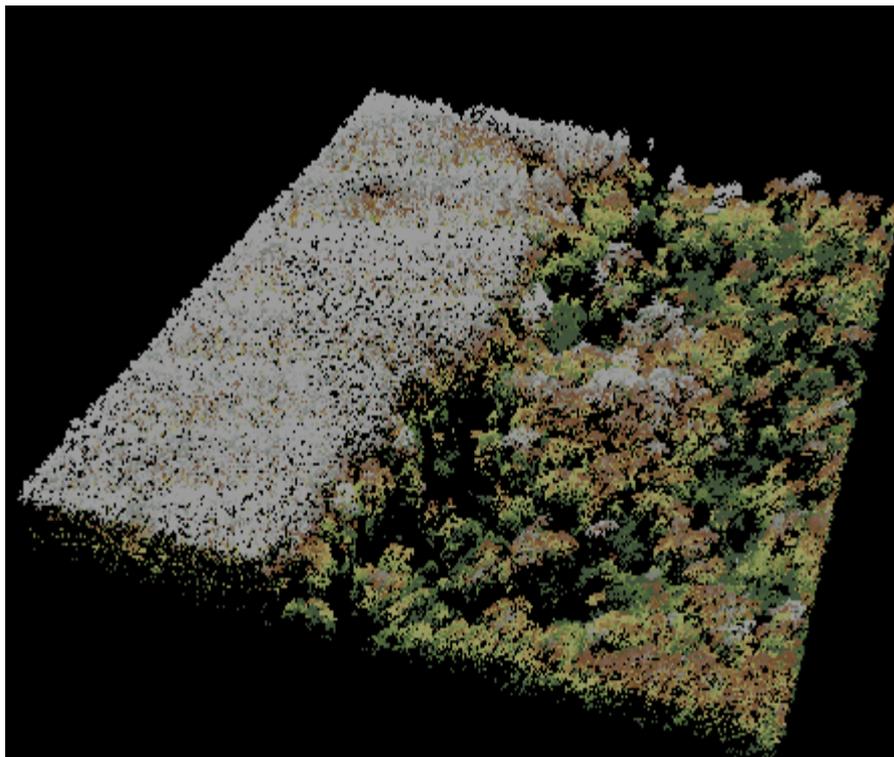


Figura 4 - Visualização em 3D da nuvem de pontos normalizada

O resultado dos passos descritos até este ponto do estudo é o grid de predição com as árvores individualizadas com seus respectivos pares de coordenadas geográficas e altura.

As análises estatísticas, bem como as manipulações para modelagem em nível de árvore individual das saídas geradas a partir deste ponto do trabalho foram feitas pelo software R, versão 2.15.3. Os principais pacotes utilizados nesse estudo foram o *geoR*, *sp*, *spdep*, *maptools*, *gpclib*, *rgdal*, *proj4*, *raster* e *lattice*, os quais estão citados em alguns dos livros de estatística espacial como em Diggle e Ribeiro Jr (2007) e Bisvand et al. (2008). Mais detalhes relativos às parametrizações e análises estão descritos no tópico de resultados e discussões.

Para fins de comparação, as estatísticas do inventário tradicional foram obtidas pela formulação da Amostragem Casual Simples, descritas a seguir:

- Média amostral (\bar{V}_j)

$$\bar{V}_j = \frac{\sum_{i=1}^{n_j} v_{ij}}{n_j} \quad (1)$$

Em que:

\bar{V}_j = média aritmética do volume no j-ésimo talhão ($\text{m}^3 \cdot \text{ha}^{-1}$)

v_{ij} = volume da i-ésima parcela instalada no j-ésimo talhão ($\text{m}^3 \cdot \text{ha}^{-1}$)

n_j = número de parcelas instaladas no j-ésimo talhão

Os volumes das parcelas foram obtidos por meio da integral do modelo de afilamento selecionado no primeiro artigo, eq.(10), aplicado nos pares de diâmetro e altura mensurados em campo. Considerando a área das parcelas, 400 m^2 , aplicou-se o fator de expansão com a finalidade de gerar os valores extrapolados por hectare, 10.000 m^2 , sendo hectare a unidade de medida mais usual no ramo das ciências agrárias.

- Variância amostral (S_j^2)

$$S_j^2 = \frac{\sum_{i=1}^{n_j} (v_{ij} - \bar{V}_j)^2}{n_j - 1} \quad (2)$$

Em que:

S_j^2 = variância amostral no j-ésimo talhão ($\text{m}^6 \cdot \text{ha}^{-1}$)

- Coeficiente de variação ($C.V.\%$)

$$C.V._j = \frac{\sqrt{S_j^2}}{\bar{V}_j} * 100 \quad (3)$$

Em que:

$C.V.\%_j$ = coeficiente de variação do j -ésimo talhão, em que $j = 1 \dots 3$

- Intensidade amostral com correção para amostra finita (n_j)

$$n_j = \frac{t^2 * CV_j^2}{E^2\% + \frac{t^2 * CV_j^2}{N_j}} \quad (4)$$

Em que:

n_j = número de amostras necessárias para atingir o erro máximo pré definido.

Para este estudo fixou-se o erro (E) em 10%

N_j = número de amostras cabíveis no j -ésimo talhão, em que $j = 1 \dots 3$

t = valor t de student para $n-1$ graus de liberdade e $\alpha\%$ nível de significância

- Erro padrão da média ($S_{\bar{v}_j}$)

$$S_{\bar{v}_j} = \sqrt{\frac{S_j^2}{n_j} \left(1 - \frac{n_j}{N_j}\right)} \quad (5)$$

Em que:

$S_{\bar{v}_j}$ = erro ou desvio padrão da média ($m^3 \cdot ha^{-1}$)

- Erro do inventário ($E.I.$)

Em termos absolutos

$$E.I._j = t * S_{\bar{v}_j} \quad (6)$$

Em termos percentuais

$$E.I.\%_j = \frac{E.I.}{\bar{V}_j} * 100 \quad (7)$$

Em que:

$E.I.$ = erro do inventário do j-ésimo talhão ($m^3.ha^{-1}$)

$E.I.\%$ = erro do inventário do j-ésimo talhão (%)

- Intervalo de Confiança ao nível de 5% de significância
Resultado por hectare ($m^3.ha^{-1}$)

$$\bar{V}_j - t * S_{\bar{v}_j} \leq \mu \leq \bar{V}_j + t * S_{\bar{v}_j} \quad (8)$$

Resultado por talhão (m^3)

$$(\bar{V}_j - t * S_{\bar{v}_j}) * A_j \leq \mu * A_j \leq (\bar{V}_j + t * S_{\bar{v}_j}) * A_j \quad (9)$$

Em que:

A_j = área de efetivo plantio do j-ésimo talhão em hectares (Figura 2)

Para compor a amostra do processo geoestatístico considerando a medição de apenas uma árvore em cada ponto, foi aleatorizada uma árvore por parcela totalizando portanto, 26 árvores com informações de coordenadas X e Y em UTM zona 23S, CAP medido no campo e HT originada do sobrevoo. Os valores de HT foram obtidos pela média do valor de 4 pixels, considerando uma janela de 1 metro.

O volume de cada célula do grid de predição foi obtido pela função de afilamento ajustada no capítulo 2 deste estudo de acordo com o modelo representado pela equação 10.

$$V_j = 2\pi \int_{R=\min}^{R=\max} R \left\{ \left[\phi_1 + \frac{\phi_2 - \phi_1}{1 + \exp\left[\left(\frac{r_{ij}}{rap_j}\right)/\phi_4\right]} \right] * ht_j \right\} dR \quad (10)$$

Em que:

V_j é o volume da j-ésima árvore em m^3 ;

R varia de 0 ao rap , sendo rap_j raio mensurado a altura do peito da j -ésima árvore em cm;

ht_j é a altura obtida do processamento dos dados LiDAR da j -ésima árvore em m;

π é a constante pi igual a 3,14159265;

Φ'_j são os parâmetros da regressão.

Mais detalhes de aplicação do modelo de afilamento estão descritos no capítulo 2 deste trabalho. O volume em nível de talhão foi obtido pela soma dos valores dos volumes individuais de cada árvore.

3.2.5 Ajuste e seleção dos modelos

Este estudo traz a abordagem de aplicação da estatística espacial, em especial a geoestatística, na modelagem da correlação espacial existente entre as observações de CAP. Duas abordagens distintas da geoestatística foram consideradas para modelar as variações do CAP assumindo as premissas básicas de que o processo (Figura 5) que estamos tratando é estocástico, estacionário e isotrópico, ou seja, é probabilístico, assumindo-se a distribuição normal multivariada ou suas transformações por BoxCox (1964) em que a variância é a mesma em todas as direções na área independente da localização onde se mensurou o atributo ou variável de interesse.

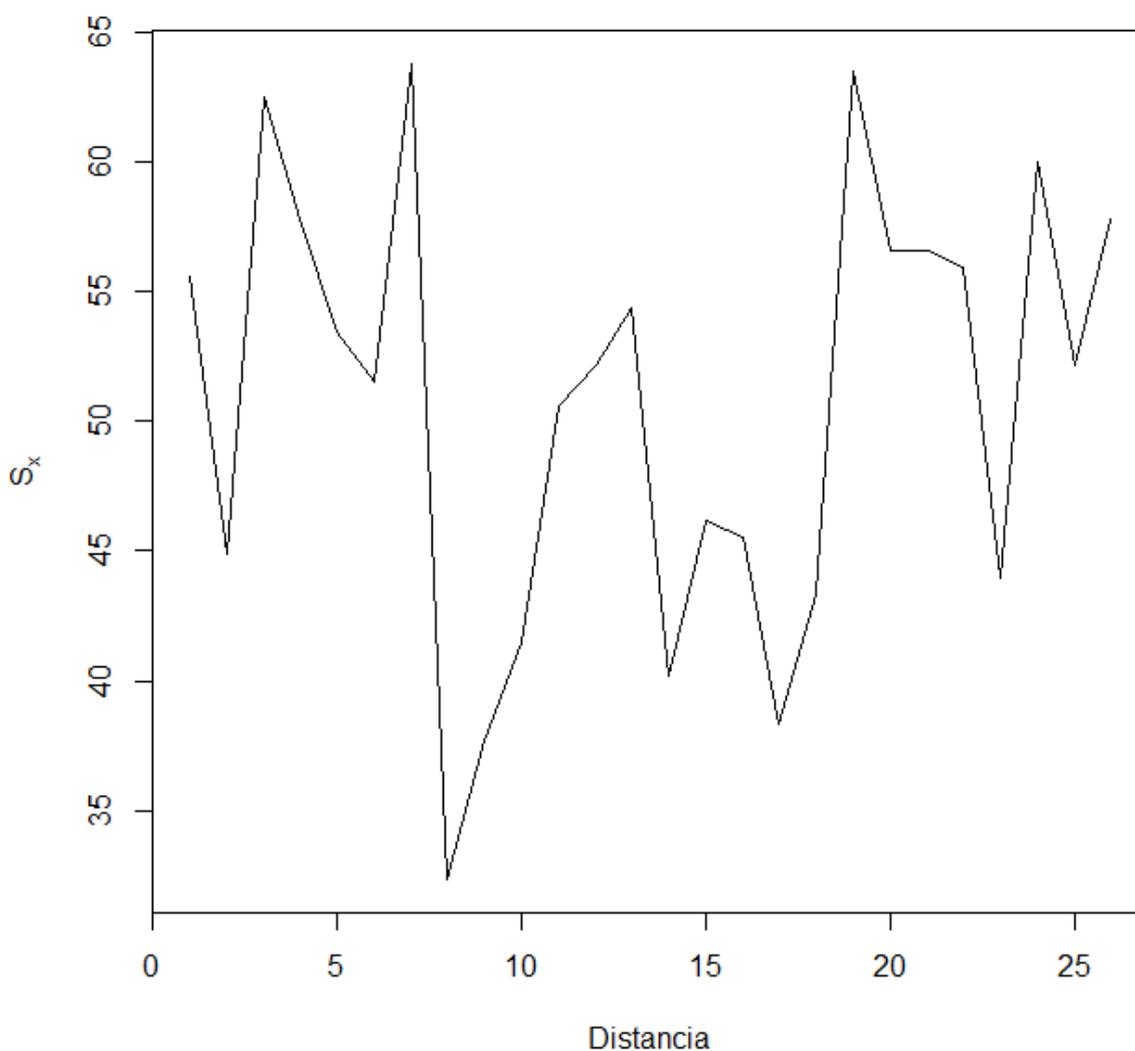


Figura 5 - Visualização unidimensional do processo espacial gaussiano da variável de interesse

A primeira abordagem assume um modelo geoestatístico com média constante, ou seja, é considerada apenas a estrutura de correlação existente entre as observações da variável analisada. A segunda abordagem assume que as variações da variável CAP são função da altura total além de sua posição geográfica.

O processo (Figura 5) a ser modelado é então descrito e resumido pela expressão da equação 11.

$$\{S(x): x \in \mathfrak{R}^2\} \quad (11)$$

Em que:

$S_{(x)}$ é um processo estocástico gaussiano com valores de coordenadas x pertencentes ao conjunto dos números reais positivos. Todo processo dessa natureza é especificado segundo Diggle e Ribeiro Jr (2007) por uma função de média $\mu(x) = E[S(x)]$, por uma função de covariância $\gamma(x, x') = Cov\{S(x), S(x')\}$ e por uma função de correlação $\rho(u) = \gamma(u)/\sigma^2$, sendo $u = x - x'$.

Para cada abordagem foram avaliados 3 modelos e/ou tendências para os semivariogramas (exponencial, gaussiano e esférico), sendo essas as principais famílias de modelos empregadas para ajustar semivariogramas com a tendência observada pela figura 6, abordada no tópico resultados e discussões. As funções de semivariância citadas por Hudak et al. (2002) para o modelo de média constante bem como para o modelo com média variável são descritas respectivamente pelas equações 12 e 13. Os modelos exponencial, gaussiano e esférico implementados pelo pacote *geoR* e ajustados neste trabalho estão expressos pelas equações 14, 15 e 16 respectivamente.

$$\gamma(h) = \frac{1}{2N(h)} \sum_{\alpha=1}^{N(h)} [z(u_{\alpha}) - z(u_{\alpha} + h)]^2 \quad (12)$$

Em que:

$\gamma(h)$ = semivariância em função do lag da distância h

$N(h)$ = número de par de dados separados pelo lag da distancia h

z = valor do atributo na posição u_{α} e $u_{\alpha}+h$

$$\gamma_{ij}(h) = \frac{1}{2N(h)} \sum_{\alpha=1}^{N(h)} [z_i(u_{\alpha}) - z_i(u_{\alpha} + h)]^2 [z_j(u_{\alpha}) - z_j(u_{\alpha} + h)] \quad (13)$$

Em que:

$\gamma_{ij}(h)$ = semivariância cruzada entre as variáveis i e j

z_i = valor do i -ésimo atributo na posição u_{α} e $u_{\alpha}+h$

z_j = valor do j -ésimo atributo na posição u_{α} e $u_{\alpha}+h$

$$\rho(u) = \exp\left(\frac{-u}{\phi}\right) \quad (14)$$

$$\rho(u) = \exp\left\{-\left(\frac{u}{\phi}\right)^2\right\} \quad (15)$$

$$\rho(u) = \begin{cases} 1 - \frac{3}{2} * \frac{u}{\phi} + \frac{1}{2} * \frac{u^3}{\phi^3} & : 0 \leq u \leq \phi \\ 0 & : u > \phi \end{cases} \quad (16)$$

Em que:

ϕ = parâmetro básico da função de correlação

Os três parâmetros dos semivariogramas são: *nugget*, *sill* e *range*. *Nugget* é expresso por τ^2 e denominado variância do nugget ou efeito pepita. Se $\tau^2 > 0$ implica em processo espacial descontínuo. *Sill* corresponde a variância observado no processo estocástico em estudo. É a assíntota do semivariograma empírico denotado por $\tau^2 + \sigma^2$. *Range* ou alcance prático é a distância no qual $\rho(u) = 0,05$, portanto $V_y(u) = \tau^2 + 0,95\sigma^2$.

Proposto por Krige (1951), o método de predizer pontos não amostrados para modelos de média constante é a krigagem ordinária eq.(17). Krigagem pode ser considerada como um procedimento de predição que minimize os erros sobre a média com pesos associados à distância dos pontos vizinhos, e para média em função de variáveis predictoras, cokrigagem ordinária eq.(18) a qual é uma extensão multivariada da krigagem ordinária que trata, não somente da autocorrelação espacial na variável de interesse, mas também da correlação cruzada entre a variável de interesse e a variável preditora (GOOVAERTS, 1997 apud HUDAK et al., 2002).

$$Z^*(u) = \sum_{\alpha=1}^{n(u)} \lambda_{\alpha}(u) Z(u_{\alpha}) \quad (17)$$

Em que:

Z = variável primária ou de interesse;

λ_{α} = peso;

u_{α} = localização.

$$Z^*(u) = \sum_{\alpha_1=1}^{n_1(u)} \lambda_{\alpha_1}(u) Z(u_{\alpha_1}) + \sum_{\alpha_2=1}^{n_2(u)} \lambda_{\alpha_2}(u) Y(u_{\alpha_2}) \quad (18)$$

Em que:

$\lambda_{\alpha 1}$ = peso da variável primária ou de interesse;

$u_{\alpha 1}$ = localização da variável de interesse;

$\lambda_{\alpha 2}$ = peso da variável secundária ou preditora;

$u_{\alpha 2}$ = localização da variável preditora.

Z segundo Diggle e Ribeiro Jr (2000) apud Mello et al. (2006) tem distribuição normal multivariada de média μ e variância Σ eq.(19).

$$Z \sim NMV(\mu \mathbf{1}, \sigma^2 \Sigma + \tau^2 I) \quad (19)$$

Onde μ é o vetor de média, no qual é constante na krigagem ordinária e $\mu \sim (\beta_0 + \beta_1 HT)$ na cokrigagem ordinária para este estudo, e HT é altura total obtida do sobrevoo LiDAR. $\mathbf{1}$ é o vetor de valores 1; σ^2 é a variância populacional; Σ é a matriz de correlação; I é a matriz identidade e τ^2 é a variância do erro aleatório.

A função de densidade de probabilidade de Z é definida pela expressão a seguir:

$$f(\underline{z}) = \frac{1}{(2\pi)^{n/2} |\underline{K}|^{1/2}} e^{-\frac{1}{2} (\underline{z} - \underline{\mu})^t \underline{K}^{-1} (\underline{z} - \underline{\mu})} \quad (20)$$

Em que:

\underline{z} : vetor da variável de interesse

$\underline{\mu}$: vetor de média (constante na krigagem ordinária e função de variáveis preditoras – HT na cokrigagem ordinária)

\underline{K} : refere-se ao termo de variância do modelo multivariado, expresso por $\sigma^2 \Sigma + \tau^2 I$.

Como critérios de diagnóstico dos modelos ajustados foram geradas as seguintes estatísticas: Critério de Informação de Akaike (AIC) eq.(21); Raiz Quadrada do Erro Médio (RMSE) eq.(22); Viés ou BIAS eq.(23); Coeficiente de Determinação eq.(24), além das análises gráficas de resíduos originadas da validação cruzada.

- Critério de Informação de Akaike (AIC)

Proposto por Sakamoto et al. (1986), o Critério de Informação de Akaike estima a distância de Kullback-Leiber esperada entre dois modelos probabilísticos. Esta distância relativiza modelos obtidos de amostras aleatórias à sua verdadeira distribuição de probabilidade.

$$AIC = -2 \ln(mv) + 2p \quad (21)$$

Quanto menor o valor de *AIC* melhor o modelo ajustado. O *AIC* é amplamente utilizado como critério de seleção de modelo, uma vez que penaliza modelos com número excessivos de parâmetros, selecionando, portanto, modelos mais parcimoniosos. Não necessariamente os modelos avaliados deverão ser hierarquizados, basta apenas serem considerados como concorrentes.

- Raiz quadrada do erro médio (RMSE)

Valor que representa a estimativa do desvio padrão e variância amostral, dado por:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (Y - \hat{Y})^2}{n-p}} \quad (22)$$

Em que:

Y = valor observado

\hat{Y} = valor predito

n = número de observações

p = número de parâmetros

De interpretação semelhante ao AIC, quanto menor o valor da *RMSE*, melhor o modelo ajustado.

- Viés ou Bias (B)

Valor que representa a média dos resíduos. Quanto mais próximo a zero menos tendencioso e preferível o modelo ajustado.

$$B = \frac{\sum_{i=1}^n Y_i - \sum_{i=1}^n \hat{Y}_i}{n} \quad (23)$$

Em que:

B = Viés

Y_i = CAP observado (cm);

\hat{Y}_i = CAP estimado (cm);

N = número de observações.

- Coeficiente de Determinação (R^2)

De acordo com Schneider et al. (2009), o coeficiente de determinação permite medir o grau de ajustamento ou explicação do modelo, o qual mede a proporção total de variação para a média.

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2} * 100 \quad (24)$$

Em que:

R^2 = coeficiente de determinação (%);

\bar{Y} = média amostral do CAP (cm).

3.3 Resultados e Discussões

3.3.1 Processamento da Amostragem Casual Simples (ACS)

A tabela 3.4 traz as informações das medidas de posição e dispersão em nível de Talhão para a variável volume total com casca.

Tabela 3.4 - Estatísticas de posição e dispersão para o processamento da ACS da variável volume total com casca

Talhão	Número de Parcelas	Média [m ³ .ha ⁻¹]	Desvio Padrão [m ³ .ha ⁻¹]	Coefficiente de Variação [%]	Erro Padrão da Média [m ³ .ha ⁻¹]	Erro do Inventário [%]	IC_Inferior [m ³ .ha ⁻¹]	IC_Superior [m ³ .ha ⁻¹]	IC_Inferior [m ³]	IC_Superior [m ³]
1	9	324,0255	37,5464	11,6	12,4663	8,9	295,2782	352,7727	13.550,31	16.188,73
2	6	306,3744	49,0283	16,0	19,9562	16,7	255,0754	357,6734	10.307,59	14.453,58
3	11	305,1211	34,0926	11,2	10,2362	7,5	282,3133	327,9288	14.866,61	17.268,73

Os resultados da tabela 3.4 indicam o alto grau de homogeneidade dos plantios de *Eucalyptus* na área de estudo com baixos valores de coeficiente de variação, próximos a 11%, com exceção do talhão 2 que, por sua vez, é menos homogêneo quando comparado aos talhões 1 e 3, em que o valor do coeficiente de variação é de 16%. Esses valores, ainda que com algum grau de amplitude, são considerados baixos quando comparados, por exemplo, a plantios seminais de *Pinus taeda* no Brasil, que apresentam valores próximos a 25%, conforme verificado por Filho (2009).

Apesar da expectativa de valores abaixo de 15%, os valores encontrados se tornam interessantes para as discussões deste trabalho, uma vez que o objetivo é capturar ao máximo as variabilidades existentes na área, associando campo com técnicas de sensoriamento remoto, sendo os resultados do processamento do inventário o balizador dessa integração de tecnologias.

3.3.2 Modelagem Geoestatística

A tabela 3.5 apresenta as estatísticas dos modelos propostos para fins de selecionar, em uma primeira comparação, o melhor modelo para cada abordagem. Ao todo, foram ajustados seis modelos, sendo três para a análise geoestatística com o modelo de média constante e três para modelagem, considerando a média como uma função da variável altura total.

Tabela 3.5 - Estatísticas de seleção dos modelos geoestatísticos ajustados para as duas abordagens retratadas no estudo

Modelo	Método Predição	AIC	RMSE (cm)	BIAS (cm)	R² (%)
Exponencial	Krigagem Ordinária	192,5846	8,21	-0,2694	4,61
Esférico	Krigagem Ordinária	191,5459	7,81	-0,3589	13,77
Gaussiano	Krigagem Ordinária	191,7174	7,84	-0,3743	13,07
Exponencial	CoKrigagem Ordinária	158,8363	4,64	-0,0062	69,44
Esférico	CoKrigagem Ordinária	158,6754	4,65	0,0192	69,41
Gaussiano	CoKrigagem Ordinária	158,3969	4,66	0,0417	69,27

De acordo com os resultados da tabela 3.5, o modelo Esférico para média constante é estatisticamente superior aos demais e, portanto mais indicado para krigagem ordinária. Para o modelo de média variável que será utilizado na cokrigagem ordinária, o Exponencial foi o modelo selecionado.

As curvas dos modelos propostos nos seus respectivos variogramas podem ser visualizadas pelas figuras 6 e 7.

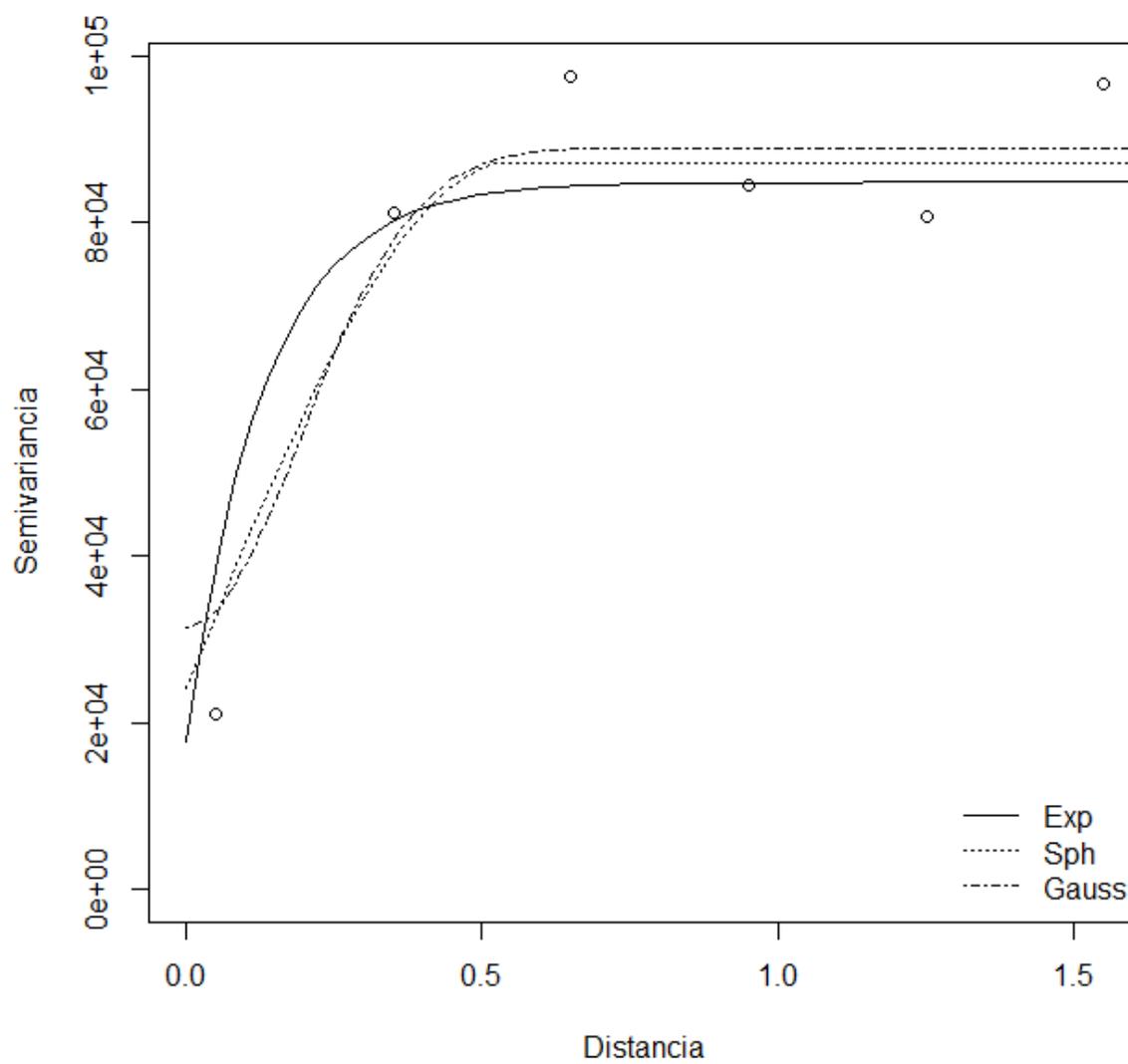


Figura 6 - Variograma empírico para o modelo de média constante

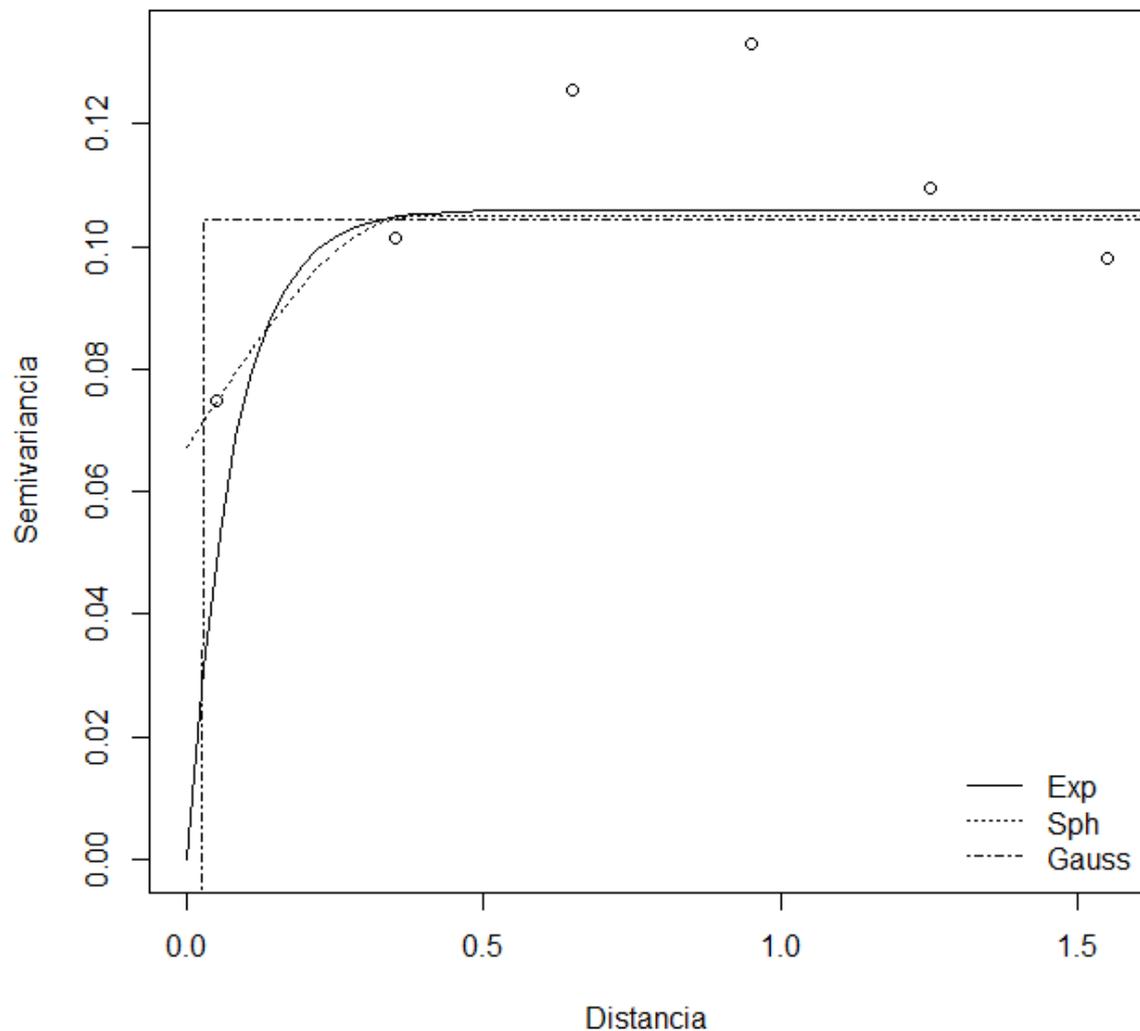


Figura 7 - Variograma empírico para o modelo de média variável

As baixas amplitudes das estatísticas propostas nos estudos podem ser visualizadas no gráfico de variogramas em que não é possível verificar diferenças significativas, se avaliadas apenas de forma visual, principalmente para os modelos de média variável. A sensibilidade dessa análise está contemplada na tabela 3.5.

Com a finalidade de comparar os métodos de predição, as abordagens a partir desse ponto farão referência apenas ao modelo Esférico para média constante e Exponencial para média variável.

Isolando-se ambos na tabela 3.6, é possível verificar a superioridade do modelo com média variável.

Tabela 3.6 - Estatísticas de comparação do modelo Esférico para média constante versus o modelo Exponencial para média variável

Modelo	Método de Predição	AIC	RMSE (cm)	BIAS (cm)	R² (%)
Esférico	Krigagem Ordinária	191,5459	7,81	-0,3589	13,77
Exponencial	CoKrigagem Ordinária	158,8363	4,64	-0,0062	69,44

Para todas as estatísticas abordadas nesse estudo, o modelo com média variável apresenta superioridade quando comparado ao modelo de média constante, conforme tabela 3.6, em que se verifica uma leve tendência de viés, bem como baixos valores de correlação dados pelo R² para a estimativa de krigagem ordinária, que faz uso do modelo de média constante. Esses resultados enfatizam que a variável de interesse, associada às variáveis explanatórias, tendem a gerar predições mais precisas. A maior eficiência de predição do modelo Exponencial pode ser também visualizada nos gráficos de preditos versus observados (Figuras 10 e 11).

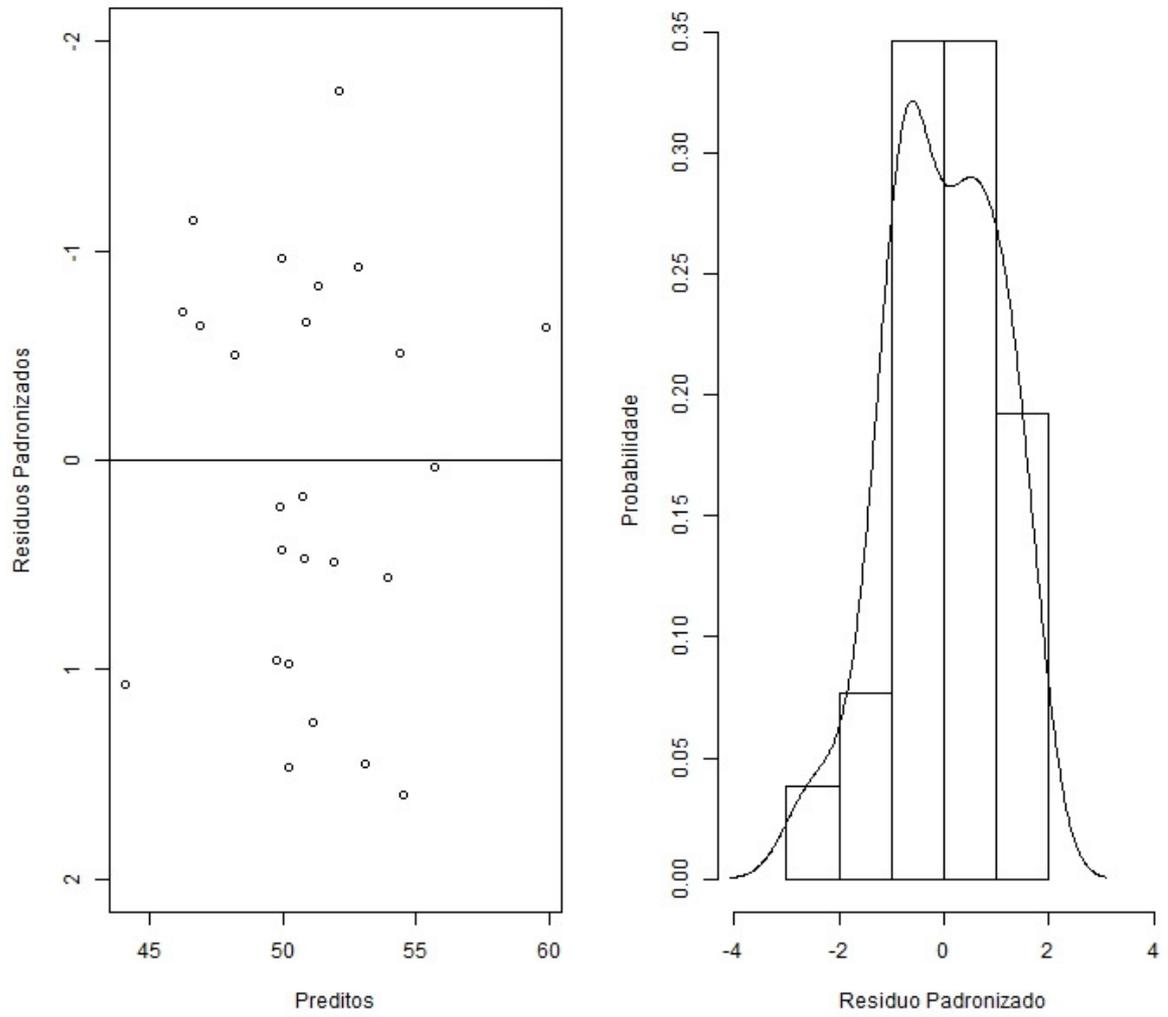
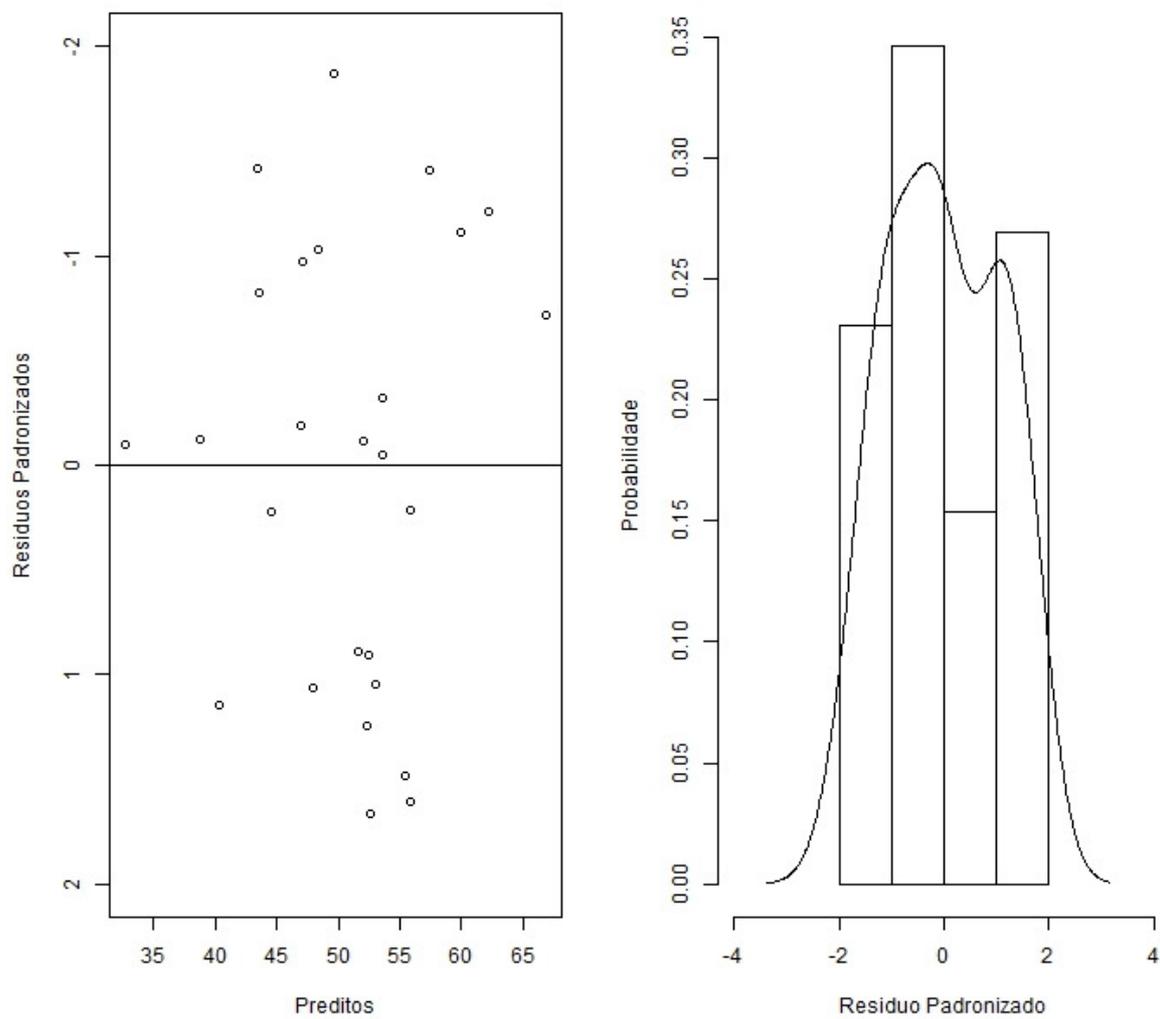


Figura 8 - Resíduos do modelo de média constante



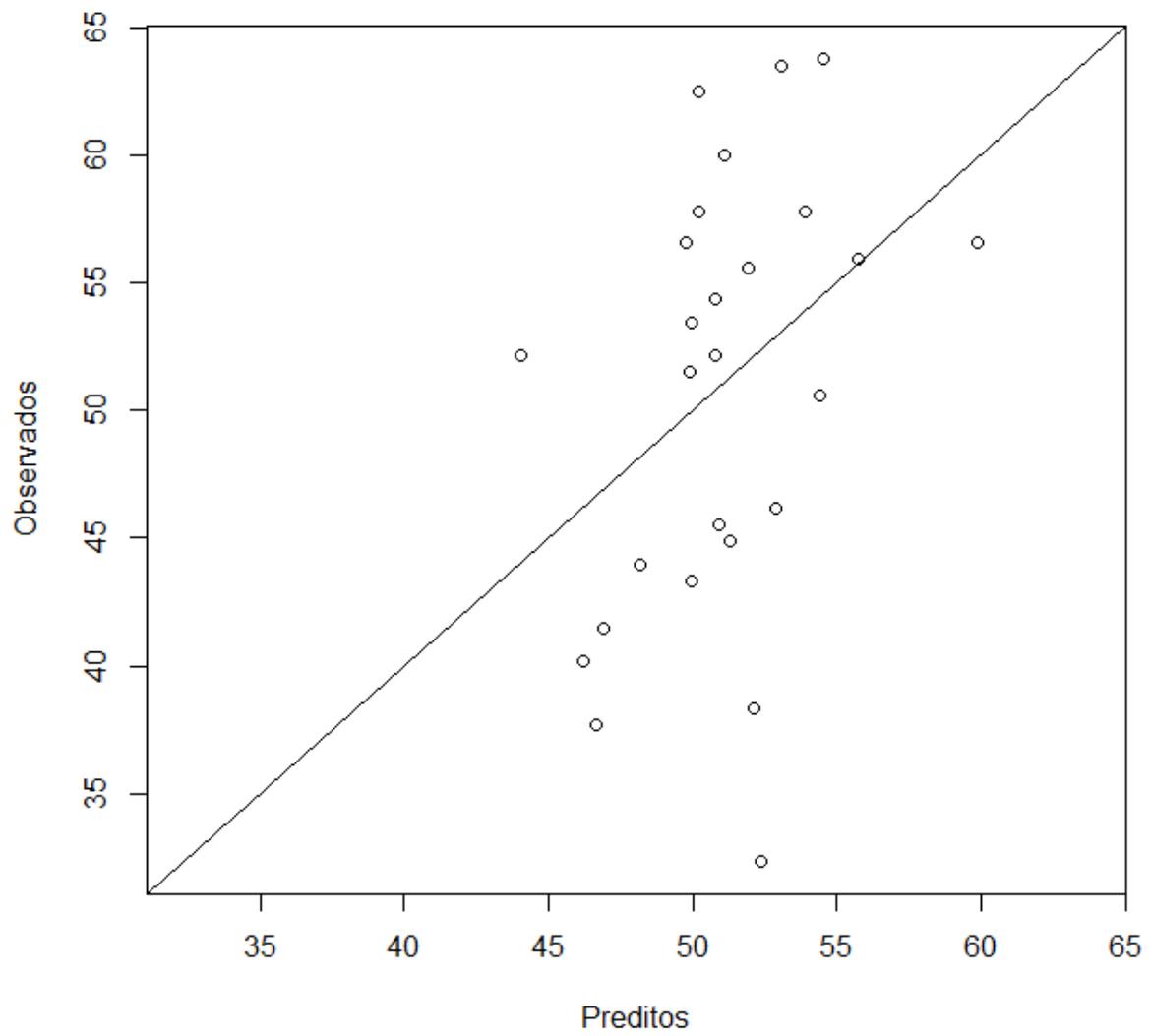


Figura 10 - Preditos versus observados do modelo de média constante

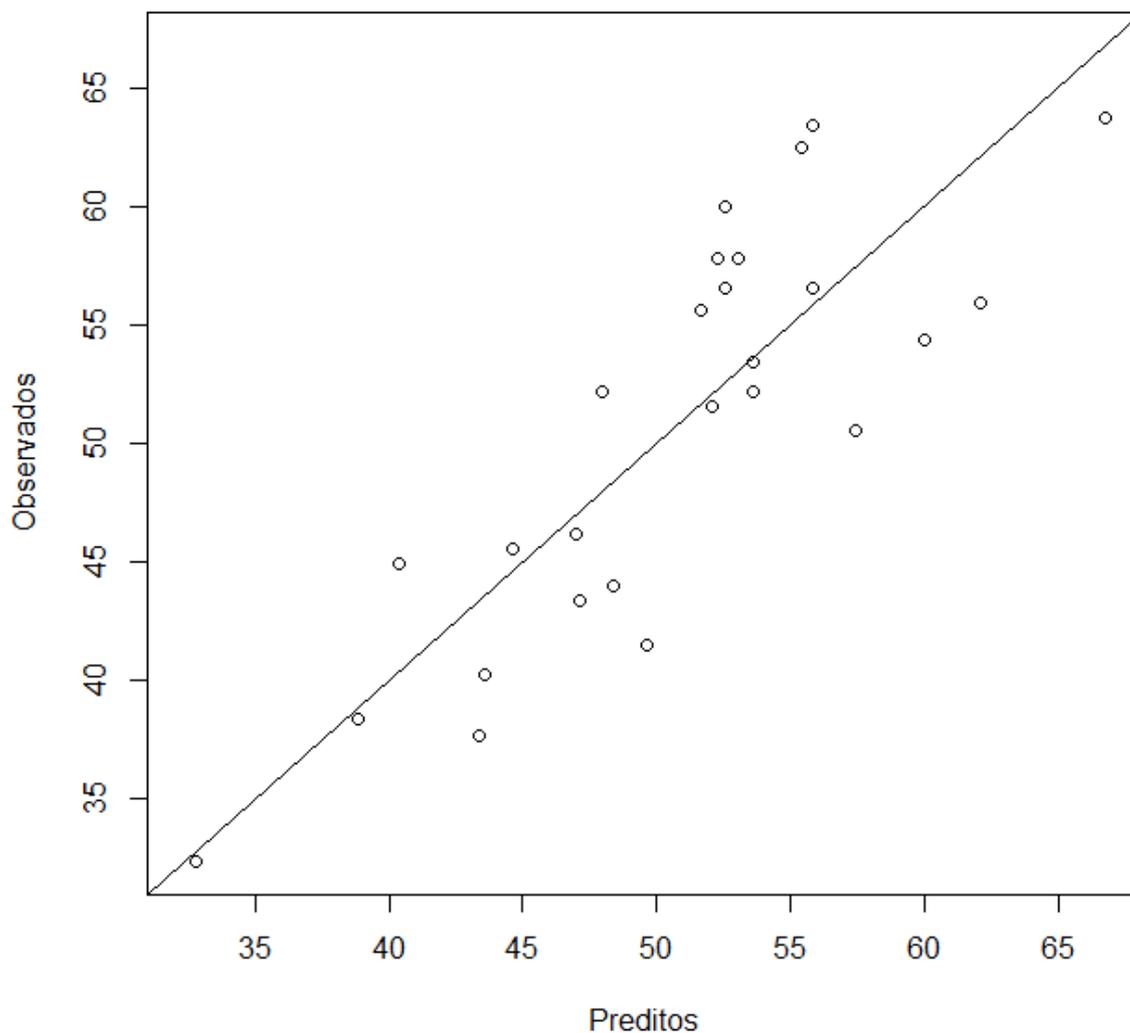


Figura 11 - Preditos versus observados do modelo de média variável

Analisando as figuras 8 e 9, ambos os modelos aparentemente atendem as pressuposições básicas de análise de resíduos, em que se espera normalidade dos erros com média centrada em zero.

Conforme proposto por Graybill (1976), a reta 0,1, exposta pela figura 11, tem por objetivo verificar a qualidade da predição. Quanto mais concentrados na reta estiverem os valores, melhor a qualidade de predição do modelo. É possível verificar novamente a superioridade preditiva do modelo com média variável.

De acordo com Stein e Corsten (1991) apud Hudak et al., (2002), a cokrigagem é preferível à krigagem quando a variável de interesse é moderada ou

fortemente correlacionada com a variável auxiliar ou preditora. Verificado o valor de 0,86 para a correlação de Pearson entre o CAP e HT, justificam o uso da variável auxiliar bem como sustentam as melhores estatísticas para o modelo de média variável. A relação das variáveis pode ser observada na figura 12.

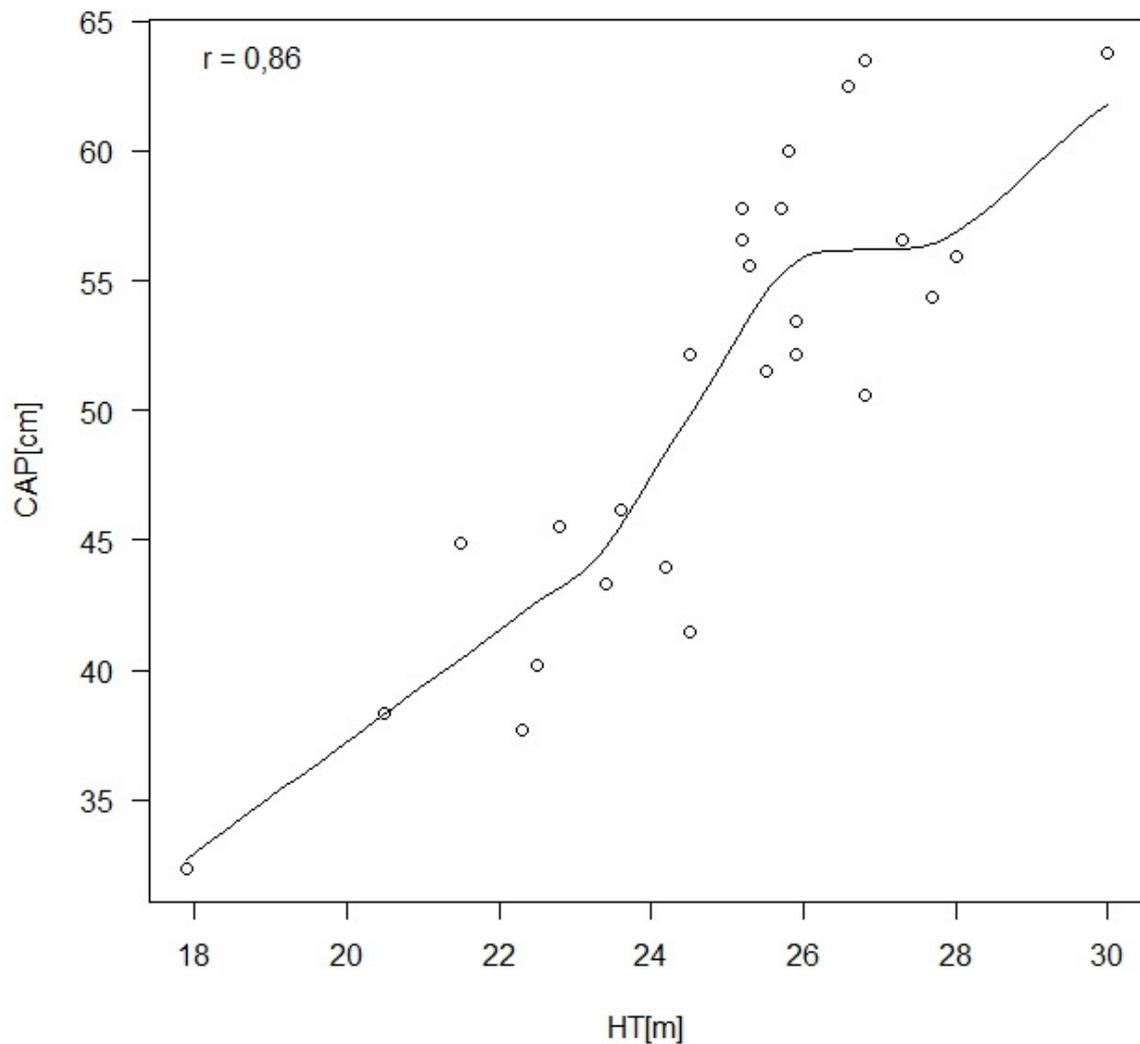


Figura 12 - Relação CAP e HT e respectivo coeficiente de correlação linear de Pearson

Os parâmetros dos modelos propostos estão apresentados na tabela 3.7 nas escalas das transformações sugeridas pelos valores de lambda.

Tabela 3.7 - Estimativa dos parâmetros de efeito pepita ou nugget (τ^2), variância ou contribuição (σ^2), patamar ($\tau^2 + \sigma^2$), alcance (θ) e grau de dependência espacial (D.E.) dos modelos Esférico e Exponencial

Modelo	β	τ^2	σ^2	$\tau^2 + \sigma^2$	θ	λ	D.E.(%)
Esferico	935,3403	24166	63041	87207	0,5448	1,91	72
Exponencial	2,6191 + 0,2248	0	0,106	0,106	0,0791	0,34	100

Verifica-se o alto grau de dependência espacial da variável analisada (CAP) com valores de 72% para o modelo de média constante e 100% para o modelo de média variável em que o efeito pepita é nulo. Mello et al., (2006) encontraram resultados semelhantes, ao modelar a continuidade espacial da variável volume por talhão em plantios clonais de *Eucalyptus* no estado de São Paulo.

3.3.3 Krigagem e geração de parâmetros dendrométricos.

O produto ou grid gerado no processamento dos dados LiDAR, originado da nuvem de pontos sumarizada para extração da altura individual das árvores pode ser visualizado na figura 13, em que se verifica um certo grau de variação da variável preditora altura total.

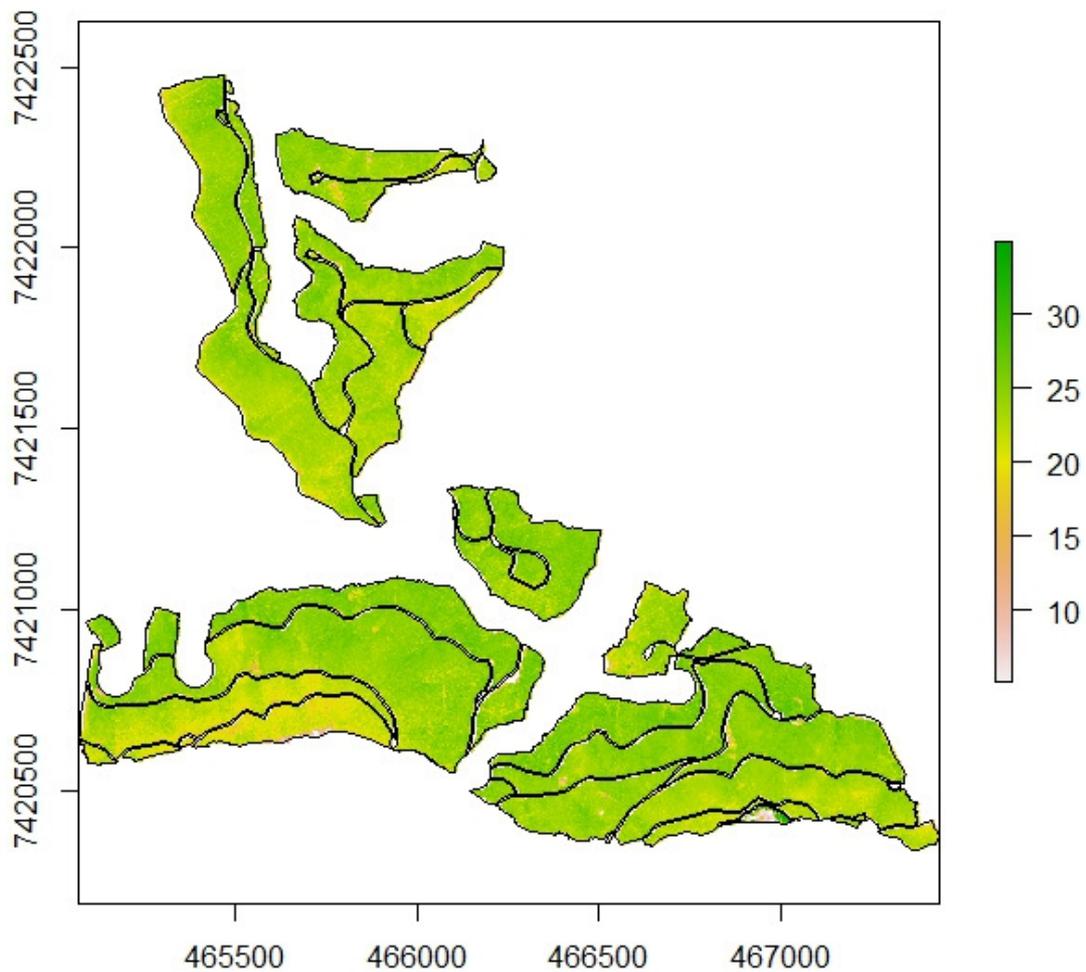


Figura 13 – Grid de predição com as variações da variável preditora altura total

Dentre as diversas estatísticas e/ou métricas analisadas, a mais correlacionada com a altura individual por árvore é o percentil 70. Zonete et al. (2010) ao modelarem atributos dendrométricos em plantios clonais de *Eucalyptus* no sul da Bahia, correlacionam a variável altura média da parcela com o percentil 10 e 90 com valores de R^2 superiores a 90%. Subentende-se que essas diferenças são devido a dois aspectos: i) abordagens distintas, uma vez que os autores trabalham em nível de parcela; ii) a qualidade do isolamento das árvores está diretamente relacionada ao espaçamento de plantio, e neste caso tratamos esta consideração como teórica.

Os mapas de krigagem podem ser visualizados pelos mapas das figuras 14 e 15. É possível notar uma maior amplitude de variação para o mapa da cokrigagem ordinária, que faz uso do modelo de média variável para gerar as previsões. Esses resultados são sustentados pela figura 13 do grid de predição, uma vez que foi verificada heterogeneidade da variável preditora, altura total, que apesar de ser umas das mais homogêneas variáveis em plantios clonais de *Eucalyptus*, pode apresentar variabilidades muitas vezes não captadas pelas amostras de inventário em campo. Porém essa variabilidade pôde ser captada por meio da tecnologia LiDAR.

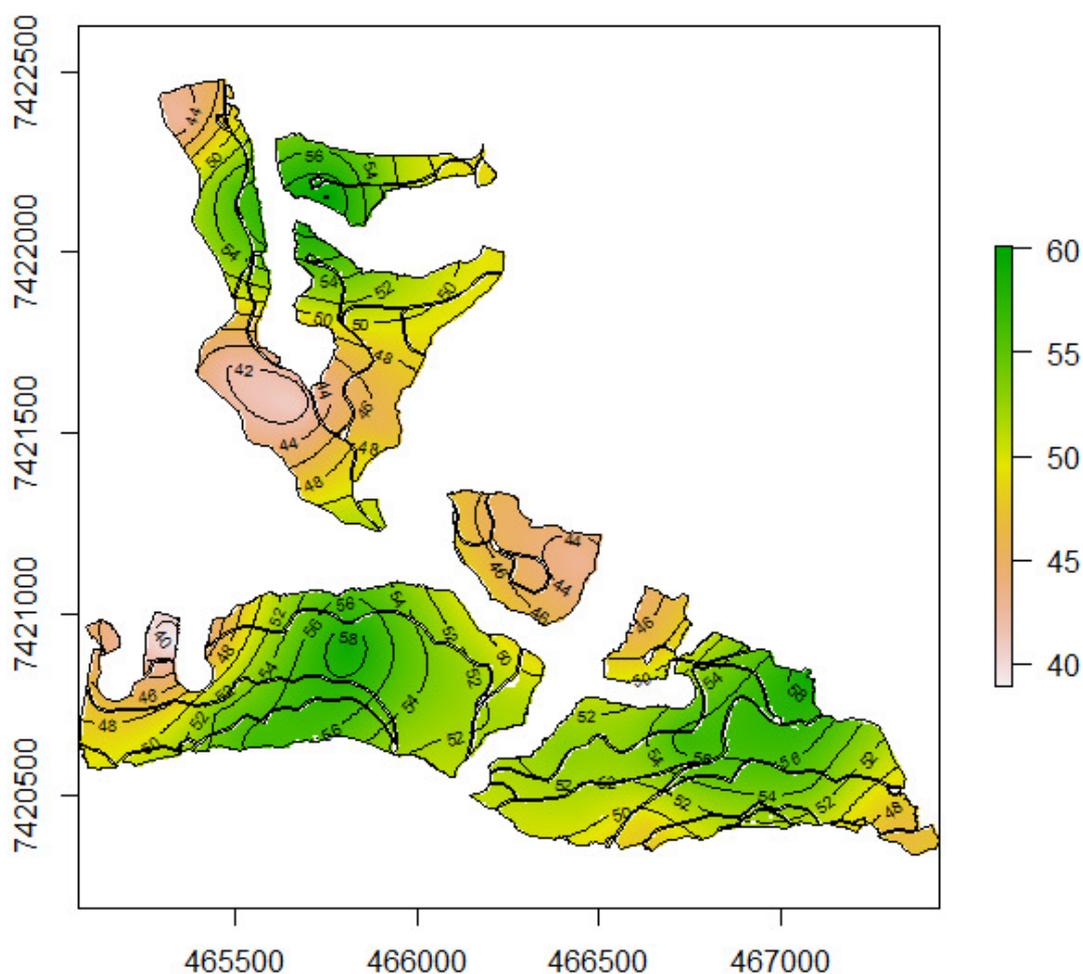


Figura 14 – Mapa de krigagem ordinária para o modelo de média constante

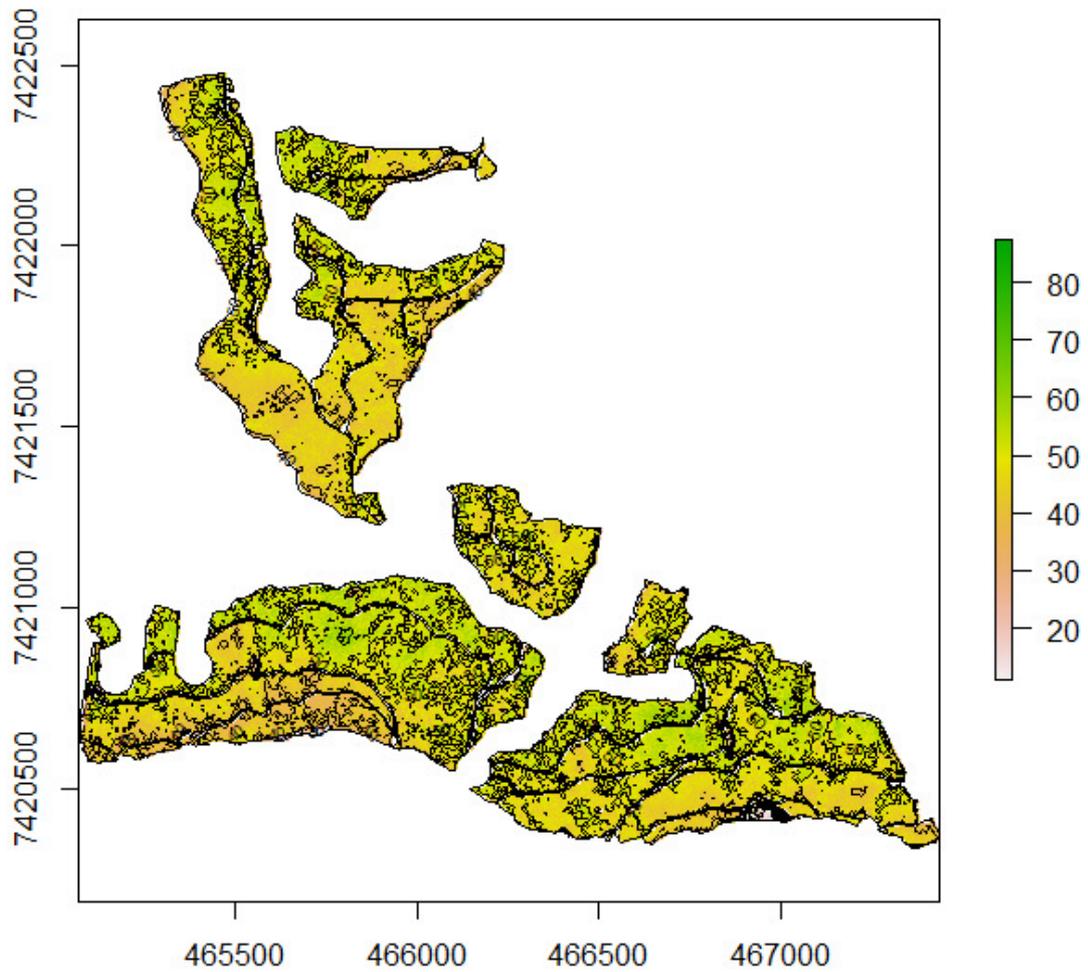


Figura 15 – Mapa de cokrigagem ordinária para o modelo de média variável

Depois de aplicada a krigagem, aplicou-se o modelo de afilamento para prever o volume individual das árvores que compuseram o grid de predição. O volume de cada talhão é somatório dos volumes individuais das árvores. Os resultados comparativos das abordagens trazidas nesse estudo estão expressos na tabela 3.8.

Tabela 3.8 - Resultado comparativo dos métodos de inventário, krigagem ordinária e cokrigagem ordinária na predição do volume total de madeira em nível de talhão

Método	Talhão	Área (ha)	DAP (cm)	HT (m)	NFUSTES / ha	VOL (m ³ / ha)	VT (m ³)	DIF VOL (%)
Inventário ¹	1	45,89	14,9	23,9	1621	324,03	14869,53	---
Krigagem ²	1	45,89	16,7	23,9	1586	372,47	17092,57	15,0
CoKrigagem ²	1	45,89	15,3	23,9	1586	325,69	14946,11	0,5
Inventário ¹	2	40,41	14,6	23,9	1627	306,37	12380,59	---
Krigagem ²	2	40,41	16,7	23,3	1587	364,22	14717,94	18,9
CoKrigagem ²	2	40,41	15,0	23,3	1587	307,79	12437,85	0,5
Inventário ¹	3	52,66	15,1	24,0	1524	305,12	16067,68	---
Krigagem ²	3	52,66	15,4	23,6	1593	318,48	16771,40	4,4
CoKrigagem ²	3	52,66	14,7	23,6	1593	296,77	15627,90	-2,7

¹ - Resultados obtido por mensurações de campo

² - Resultados gerados pela nuvem de pontos LiDAR associada a medições do CAP

DAP – diâmetro medido a 1,30m do solo (cm); HT – altura total (m); NFUSTES / ha – número de fustes por hectare; VOL – volume total em metros cúbicos por hectare; VT – volume total do povoamento em metros cúbicos por hectare; DIF VOL – diferença percentual do volume gerado pelos diferentes métodos em relação ao volume do inventário obtido pela ACS.

Segundo as informações geradas na tabela 3.8, é notável novamente a superioridade do método de cokrigagem quando comparado ao método da krigagem com diferenças relativas entre os métodos, superiores a 10%. O método da cokrigagem permitiu prever valores extremamente próximos quando comparado ao resultado obtido pela ACS, com valores máximos de diferença de 2,7% e mínima de 0,5%. As médias ponderadas do volume total de madeira foram de -0,7% para cokrigagem ordinária e 12,1% para krigagem ordinária. Os bons resultados obtidos pela individualização e contagem das árvores em nível de talhão estão diretamente associados às parametrizações indicadas no quarto passo de sumarização da nuvem de pontos e enfatizados por Tesfamichael et al., (2009), com diferenças médias de 0,18% para a contagem de fustes na área total.

Com a finalidade de eliminar o efeito da casualização, os procedimentos adotados neste estudo foram simulados em mais nove amostras obtidas aleatoriamente. Os resultados da simulação podem ser visualizados na tabela 3.9.

Tabela 3.9 – Repetição do procedimento para nove amostras aleatórias

Amostra	Vol_Inv (m ³ .ha ⁻¹)	Vol_CoKrigagem (m ³ .ha ⁻¹)	Diferença (%)
1	311,73	294,58	-5,5
2	311,73	313,76	0,7
3	311,73	305,51	-2,0
4	311,73	301,38	-3,3
5	311,73	305,69	-1,9
6	311,73	303,86	-2,5
7	311,73	303,60	-2,6
8	311,73	303,99	-2,5
9	311,73	298,34	-4,3

Vol_Inv = volume total de madeira gerado pela ACS; Vol_CoKrigagem = volume total de madeira gerado pela coKrigagem; Diferença = Vol_CoKrigagem / Vol_Inv.

Os resultados eliminam o efeito da casualização da amostra e comprova a eficiência do método proposto com diferenças médias inferiores a 6%.

3.4 Conclusões

Os resultados permitiram concluir que as hipóteses levantadas foram comprovadas, ou seja, o método é válido e permite integrar técnicas de sensoriamento remoto, LiDAR, à mensurações de campo, garantindo precisões muito próximas as da Amostragem Casual Simples.

O modelo geoestatístico com média variável é significativamente superior ao modelo de média constante aplicado na krigagem ordinária, sendo portanto o mais indicado para prever os valores de CAP e consequentemente os valores de volume.

A baixa variabilidade das florestas clonais de *Eucalyptus* associada aos altos padrões de uniformidade destes plantios garantiu boa acurácia nos resultados do isolamento das árvores, cálculo da altura, predição do CAP e do volume, quando comparado ao inventário tradicional.

3.5 Considerações

As parametrizações do método proposto estão diretamente relacionadas à qualidade de formação da floresta como, espaçamento bem definido e monitoramento que garanta alto índice de sobrevivência.

As maiores dificuldades encontradas no desenvolvimento deste estudo estão relacionadas ao tempo de processamento dos dados LiDAR. Há também a necessidade de aprimoramento e desenvolvimento de softwares que possibilitem retratar estrutura morfométrica dos plantios de florestas tradicionalmente plantadas no Brasil como as de *Pinus* e *Eucalyptus*.

Apesar do foco deste estudo ser única e exclusivamente prever o volume de madeira em nível de plantio, trabalhos futuros visarão compor base de amostras para formar um banco de dados que possibilite trabalhar na abordagem dos modelos de crescimento e produção para dados LiDAR.

Referências

- ANDERSEN, H.E.; McGAUGHEY, R.J.; REUTEBUCH, S.E. Forest measurement and monitoring using high-resolution airborne lidar. In: Productivity of western forests: A forest products focus. HARRINGTON, C. A.; SSCHOENHOLTZ, . H. (Ed.). **USDA For. Sev. Gen. Tech. Rep.** PNWGTR- 642, Pacific Northwest Res. Sta., Portland, OR. 109– 120, 2005.
- BISVAND, R.S.; PEBESMA, E.J.; GÓMEZ-RUBIO, V. **Applied spatial data analysis with R**. New York: Springer, 2008.379p.
- BOX, G.E.P.; COX, D.R. An Analysis of Transformations. **Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological)**, London, v.26, n.2, p.211-252, 1964.
- CARVALHO, S.P.C.; MENDONÇA, A.R de.; LIMA, M.P. de.; CALEGARIO, N. Different strategies to estimate the commercial volume of *Anadenanthera colubrina* (Vell.) Brenan. **Cerne**, Lavras, v.16, n.3, p.399-406, 2010.
- DEAN, T.J.; CAO, Q.V.; ROBERTS, S.D.; EVANS, D.L.. Measuring heights to crown base and crown median with lidar in a mature, even-aged loblollt pine stand. **Forest Ecology and Management**, Wisconsin, v.257, p.126-133, 2009.
- DIGGLE, P.J.; RIBEIRO JR, P.J. **Model-based geostatistics**. New York: Springer, 2007. 230p.

FILHO, A.C.F. **Sistema de prognose do crescimento e produção para *Pinus taeda* L. sujeito a regimes de debastes e podas**. 2009. 158p. Dissertação (Mestrado em Engenharia Florestal) – Universidade Federal de Lavras, Lavras, 2009.

FINLEY, A.O.; BANERJEE, S.; COOK, B.D.; BRADFORD, J.B. Hierarchical Bayesian spatial models for predicting multiple forest variables using waveform LiDAR, hyperspectral imagery, and large inventory datasets. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v.22, p.147-160, 2013.

GARCIA, C.H. **Tabelas para classificação do coeficiente de variação**. Piracicaba, n.171, 1989. 10p. (Circular Técnica).

GIONGO, M.; KOEHLER, H.S.; MACHADO, S.A.; KIRCHNER, F.F.; MARCHETTI, M. LiDAR: Princípios e aplicações florestais. **Pesquisa Florestal Brasileira**, Colombo, v. 30, n.63, p.231-244, 2010.

GRAYBILL, F.A. **Theory and application of the linear model**. Belmont: Duxbury Press, 1976. 720p.

HUDAK, A.T.; LEFSKY, M.A.; COHEN, W.B.; BERTERRETICHE, M. Integration of lidar and Landsat ETM + data for estimating and mapping forest canopy height. **Remote Sensing of Environment**, New York, v.82, p.397-416, 2002.

KRIGE, D.G. A statistical approach to some basic mine valuation problems on the Witwatersrand, **Journal of the Chemical, Metallurgical and Mining Society of South Africa**, Johannesburg, v.52, p.119–139, 1951.

LEFSKY, M.A.; HARDING, D.; COHEN, W.B.; PARKER, G.; SHUGART, H.H. Surface lidar remote sensing of basal area and biomass in deciduous forest of eastern. **Remote Sensing of Environment**, Maryland, v.67, p.83-98, 1999.

LEFSKY, M.A.; COHEN, W.B.; HARDING, D.J.; PARKER, G.G.; ACKER, S.A.; GOWER, T. Lidar remote sensing of above-ground biomass in three biomes. **Global Ecology and Biogeography**, Oxford, v.11, p.393-399, 2002.

LINGNAU, C.; NAKAJIMA, N.Y.; DAMAS, B.; SANTOS, D.S. dos; VINHAL, L.A. Obtenção de parâmetros florestais através de laser terrestre – Novas perspectivas. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 12., 2007, Florianópolis, **Anais eletrônicos...**

MACEDO, R.C. **Estimativa volumétrica de povoamento clonal de *Eucalyptus* sp através de laserscanner aerotransportado**. 2009.145p. Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais. São José dos Campos, 2009. .

MALTAMO, M.; SUVANTO, A.; PACKALÉN, P. Comparison of basal area and stem frequency diameter distribution modelling using airborne laser scanner data and calibration estimation. **Forest Ecology and Management**, Winsconsin, v. 247, p. 26-34, 2007.

MCGAUGHEY, R.J. **FUSION/LDV**: Software for LIDAR Data Analysis and Visualization. United States Department of Agriculture. Forest Service. Pacific Northwest Research Station, Seattle, 150 p. Disponível em: <http://forsys.cfr.washington.edu/fusion/FUSION_manual.pdf>. Acesso em: 02 jul., 2010.

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

MENDONÇA, A.R. de; SILVA, G.F. da; OLIVEIRA, J.T. da S.; NOGUEIRA, G.S. Avaliação de funções de afilamento visando a otimização de fustes de *Eucalyptus* sp. para multiprodutos. **Cerne**, Lavras, v.13, n.1, p.71-82, 2007.

NAESSET, E. Determination of mean tree height of Forest stands using airborne laser scanner data. **Isprs Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, Amsterdam, v. 52, n.2, p.49-56, 1997a.

NAESSET, E. Estimating timber volume of forest stands using airborne laser scanner data. **Remote Sensing of Environment**, Maryland, v.61, n.3, p. 246 – 253, 1997b.

NAESSET, E.; GOBAKKEN, T. Estimation of above and below ground biomass across regions of the boreal forest zone using airborne laser. **Remote Sensing of Environment**, New York, v.112, p.3079-3090, 2008.

NELSON, R.; KRABILL, W.; MACLEAN, G; Determining forest canopy characteristics using airborne laser data. **Remote Sensing of Environment**, New York, v.15, n.3, p. 201-212, 1984.

OLIVEIRA, L.T. de. **Aplicação do LiDAR no inventário de florestas plantadas**. 2011. 118p. Tese (Doutorado em Engenharia Florestal) – Universidade Federal de Lavras. Lavras, 2011.

OLIVEIRA, L.T. de.; CARVALHO, L.M.T. de.; FERREIRA, M.Z.; OLIVEIRA, T.C. A. de.; JUNIOR, F.W.A. Application of lidar to forest inventory for tree count in stands of *Eucalyptus* sp. **Cerne**, Lavras, v.18, n.2, p.175-184, 2012.

PIRES, J.M. **Uso do LiDAR (Light Detection and Ranging) para estimação da altura de árvores em povoamentos de eucalipto**. 2005. 50p. Dissertação (Mestrado em Ciências Florestais) – Universidade Federal de Viçosa. Viçosa, 2005.

R Core Team. **R: A language and environment for statistical computing 2.15.3**. Vienna, 2013. Disponível em: <<http://www.R-project.org>>. Acesso em: 01 mar. 2013.

REUTEBUCH, S.E.; ANDERSEN, H.E.; MCGAUGHEY, R.J. Light detection and ranging (LIDAR): An emerging tool for multiple resource inventory. **Journal of Forestry**, Bethesda, v.103, n.6, Sept., p.286-292, 2005.

RODRIGUEZ, L.C. .; POLIZEL, J. .; FERRAZ, S. . de B.; ZONETE, M. .; FERREIRA, M. ..Inventário florestal com tecnologia laser aerotransportada de plantios de *Eucalyptus* spp no Brasil. **Ambiência**, Guarapuava, v.6, Ed. Especial, p.67-80, 2010.

SAKAMOTO, Y.; ISHIGURO, M. KITAGAWA, G. Akaike information criterion statistics. Tokio: KTK Scientific Publisher/D.Riedel, 1986. 320p.

SCHNEIDER, P.R.; SCHNEIDER, P.S.P.; SOUZA, C.A. de. **Análise de regressão aplicada à engenharia florestal**. Santa Maria: Facos, 2009. 294p.

TESFAMICHAEL, S.G.; AHMED, F.; VAN AARDT, J.A.N.; BLAKEWAY, F. A semi-variogram approach for estimating stems per hectare in *Eucalyptus grandis* plantations using discrete-return lidar height data. **Forest Ecology and Management**, Winsconsin, v. 258, n. 7, p. 1188-1199, 2009.

ZANDONÁ, D.F.; LINGNAU, C.; NAKAJIMA, N.Y. Varredura a laser aerotransportado para estimativa de variáveis dendrométricas. **Scientia Forestalis**, Piracicaba, v.36, n.80, p.295-306, dez. 2008.

ZANDONÁ, D.F. **Potencial uso de dados laser scanner aerotransportado para estimativa de variáveis dendrométricas**. 2006. 92p. Dissertação (Mestrado em Engenharia Florestal) – Universidade Federal do Paraná, Curitiba

ZONETE, M.F. **Análise do uso da tecnologia laser aerotransportada para inventários florestais em plantios clonais de *Eucalyptus* sp no sul da Bahia**. 2009. 95p. Dissertação (Mestrado em Recursos Florestais) – Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”, Universidade de São Paulo, Piracicaba, 2009.

ZONETE, M.F.; RODRIGUEZ, L.C.E.; PACKÁLEN, P. Estimação de parâmetros biométricos de plantios clonais de eucalipto no sul da Bahia: uma aplicação da tecnologia laser aerotransportada. **Scientia Forestalis**, Piracicaba, v.38, n.86, p.225-235, jun. 2010.

WACK, R.; SCHARDT, M.; BARRUCHO, L.; LOHR, U.; OLIVEIRA, T. Forest inventory for *Eucalyptus* plantations based on airborne laser scanner data. In: INTERNATIONAL SOCIETY FOR PHOTOGRAMMETRY AND REMOTE SENSING SYMPOSIUM, INTERNATIONAL ARCHIVES OF THE PHOTOGRAMMETRY, REMOTE SENSING AND SPATIAL INFORMATION SCIENCES, The Netherlands v. 34, n. 3/W13, 2003. p. 40-46.