

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

Análise do uso da tecnologia laser aerotransportado para inventários florestais em plantios clonais de *Eucalyptus* sp no sul da Bahia.

Matheus Felipe Zonete

Dissertação apresentada para obtenção do título de Mestre em Recursos Florestais, com opção em Silvicultura e Manejo Florestal

**Piracicaba
2009**

Matheus Felipe Zonete
Engenheiro Florestal

Análise do uso da tecnologia laser aerotransportado para inventários florestais em plantios clonais de *Eucalyptus* sp no sul da Bahia.

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

Dissertação apresentada para obtenção do título de Mestre em Recursos Florestais, com opção em Silvicultura e Manejo Florestal

**Piracicaba
2009**

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

Zonete, Matheus Felipe

Análise do uso da tecnologia laser aerotransportado para inventários florestais em plantios clonais de *Eucalyptus* sp no sul da Bahia / Matheus Felipe Zonete. - - Piracicaba, 2009.

95 p. : il.

Dissertação (Mestrado) - - Escola Superior de Agricultura Luiz de Queiroz, 2009.
Bibliografia.

1. Biometria 2. Clonagem 2. Florestas 3. Inventário florestal 4. Laser 5. Planejamento florestal
6. Tecnologia agrícola I. Título

CDD 634.9734
Z87a

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

À minha amada e querida esposa Carol dedico.

AGRADECIMENTOS

Ao Professor Dr. Luiz Carlos Estraviz Rodriguez, orientador deste trabalho, pelo apoio e direcionamento das atividades, e principalmente pela ajuda nos momentos mais difíceis.

Ao Professor Petteri Packalén da Universidade de Joensuu, por todo apoio e paciência nas explicações e esclarecimentos para o cálculo e processamento dos dados.

Ao Professor Matti Maltamo da Universidade de Joensuu, por permitir e proporcionar a participação no projeto de pesquisa e desenvolvimento da tecnologia LASER Scanning.

Ao Professor Erik Naesset da Universidade Norueguesa de Ciência da Vida pelos artigos e material bibliográfico enviado.

À Savcor por dar o suporte à realização deste trabalho em meio a tantas viagens e por permitir a participação no projeto de pesquisa e desenvolvimento em parceria com o grupo de pesquisa europeu *WoodWisdom-Net*.

À Veracel por participar do consórcio de pesquisa em desenvolvimento da tecnologia LASER Scanning, através do *WoodWisdom-Net*. e por todo apoio da equipe na implementação do projeto. Especial agradecimento à Maria Zélia, pelo apoio durante a fase de coleta de dados e pré-processamento.

À todos os amigos e colegas da Savcor, que de forma direta ou indireta colaboraram para a realização deste trabalho: Pasi, Sérgio, Mauro, Silvana, Lana, Rodrigo Banhara, Gustavo Ott, Moisés, Samuel, Piola, Thiago, Dejuste, Marcão, André Alves, Lara, Jack, Simões, Patricia, Aline, Gurgel, Lucas, Gabi, Calabrez, Mariangela.

Ao Rodrigo Macedo pelas dicas e discussões sobre o tema dessa dissertação, bem como, pelo material eletrônico enviado.

Aos colegas José Mauro, Joyce, Arthur, Eduardo, Otávio, Raul e todos da turma do mestrado.

Á Viviane, ao Nathan, à Larissa, à Cris e ao Davi que muito colaboraram para a motivação na realização e principalmente na finalização deste trabalho.

Aos meus pais, *seu Tony e Dona Sueli*, ao *Seu Cunha* e à *Dona Lourdes*, por todo apoio e incentivo.

Á Carol pelo encorajamento, suporte, dicas, sugestões e principalmente pela paciência.

*Quanto mais aumenta nosso conhecimento,
mais evidente fica nossa ignorância.*
John F. Kennedy

SUMÁRIO

Resumo	11
Abstract	13
1 INTRODUÇÃO	15
2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	19
2.1 As florestas clonais e a importância do inventário florestal	19
2.1.1 A evolução das florestas Clonais	19
2.1.2 Ferramentas e pontos de destaque do inventário florestal	20
2.1.3 Principais Modelos de Crescimento e Produção em Nível de Povoamento	22
2.3 Aplicação da Tecnologia Laser Aerotransportado em Inventário Florestal	24
2.3.1 Histórico e Evolução da Tecnologia Laser	24
2.3.2 Principais configurações e componentes dos equipamentos Laser	25
2.3.2 A contribuição da Tecnologia Laser para o setor florestal	26
2.3.2 Principais abordagens e aplicações da Tecnologia Laser	27
3 MATERIAIS E MÉTODOS	31
3.1 Caracterização da Área de Estudo	31
3.1.1 Localização da Área de Estudo	31
3.1.2 Caracterização Climática da Área de Estudo	31
3.2 Levantamento e processamento dos dados de Campo	32
3.2.1 Levantamento dos dados de campo	32
3.2.2 Processamento dos dados de campo	33
3.3 Coleta e processamento dos dados Laser	34
3.3.1 Coleta dos dados ALS	34
3.3.2 Processamento dos dados ALS	37
3.4 Construção de modelos e ajuste de modelos tradicionais.	37
3.4.1 Construção dos Modelos.	37
3.4.2 Ajuste de modelos tradicionais para obtenção de volume	39
3.4.3 Avaliação dos modelos construídos e ajustados	39
4 RESULTADOS	41
4.1 AJUSTE EXPLORATÓRIO DE MODELOS EMPÍRICOS	41
4.1.1 Diâmetro médio.	41
4.1.1.1 Variável diâmetro médio não transformada.	41
4.1.1.2 Logaritmo do diâmetro médio	42
4.1.1.3 Quadrado do diâmetro médio	44
4.1.1.4 Raiz quadrada do diâmetro médio	45
4.1.1.5 Inverso do diâmetro médio	46
4.1.2 Altura média	48

4.1.2.1 Variável altura média não transformada	48
4.1.2.2 Logaritmo da altura média	49
4.1.2.3 Quadrado da altura média	51
4.1.2.4 Raiz quadrada da altura média	52
4.1.2.5 Inverso da altura média	53
4.1.3 Altura dominante	55
4.1.3.1 Variável altura dominante não transformada	55
4.1.3.2 Logaritmo da altura dominante	56
4.1.3.3 Quadrado da altura dominante	58
4.1.3.4 Raiz quadrada da altura dominante	59
4.1.3.5 Inverso da altura dominante	60
4.1.4 Área Basal.	62
4.1.4.1 Variável área basal não transformada	62
4.1.4.2 Logaritmo da área basal	63
4.1.4.3 Quadrado da área basal	64
4.1.4.4 Raiz quadrada da área basal	66
4.1.4.5 Inverso da área basal	67
4.1.5 Volume	68
4.1.5.1 Variável volume não transformada	69
4.1.5.2 Logaritmo do volume	70
4.1.5.3 Quadrado do volume	71
4.1.5.4 Raiz quadrada do volume	73
4.1.5.5 Inverso do volume	74
4.2 AJUSTE DE MODELOS BIOMÉTRICOS FLORESTAIS PARA VOLUME	76
4.2.1 Modelo de Schumacher	76
4.2.2 Modelo de Schumacher & Hall	78
4.2.3 Modelo de Clutter	81
4.2.4 Modelo de Buckman	84
4.3 SELEÇÃO FINAL DOS MODELOS	87
4.3.1 Diâmetro médio	87
4.3.2 Altura média	87
4.3.3 Altura dominante	87
4.3.4 Área Basal	88
4.3.5 Volume	88
5 Considerações Finais	91
Referências	93

Resumo

Análise do uso da tecnologia laser aerotransportado para inventários florestais em plantios clonais de *Eucalyptus* sp no sul da Bahia.

A aplicação da tecnologia LASER aerotransportado (ALS) para realização de inventários florestais, tem se apresentado como excelente alternativa para a área de planejamento florestal, principalmente pelos ótimos resultados em termos de precisão das estimativas, pelas facilidades de uso e demais produtos e benefícios advindos do sobrevôo com o LASER. A evolução e o menor custo das tecnologias GPS e Sistemas de Medição Inercial têm sido o principal fator de sucesso para a aplicação da tecnologia ALS. Vários trabalhos de análise da tecnologia LASER aerotransportado, em inventários florestais, alguns até mesmo em escalas comerciais (NAESSET, 2007), têm sido realizados principalmente na Europa e no Canadá. Os resultados têm sido muito atraentes, dentre os quais se destacam as estimativas de volume e de área basal que têm apresentado erros de no máximo 8,4%, dependendo das configurações da área amostrada. Sendo assim, este trabalho teve por objetivo analisar o uso da tecnologia ALS para a realização de inventários florestais em níveis de parcela e talhão em plantios clonais de *Eucalyptus* sp, no sul do estado da Bahia. Para tanto foram realizados levantamentos de campos que permitiram a estimação de parâmetros como área basal, altura de árvores média e das dominantes e volume, em parcelas circulares de treze metros de raio, nas quais foram coletados o diâmetro de todas as árvores e a altura de uma a cada sete árvores da parcela. A área sobrevoada para coleta dos dados LASER foram duas faixas de aproximadamente 2x20km. Os dados LASER foram processados para se obter os percentís das observações ALS nos níveis 10 (f_{h10}), 30 (f_{h30}), 50 (f_{h50}), 70 (f_{h70}) e 90 (f_{h90}), bem como a densidade de pontos nos respectivos percentís (f_{p10} , f_{p30} , f_{p50} , f_{p70} e f_{p90}), e a altura média (f_{havg}) e o desvio padrão (f_{hstd}) desses pontos. Essas estatísticas foram utilizadas em modelos de regressão para estimar diâmetro médio, altura média, altura dominante, área basal e volume das parcelas amostradas. Para o volume, uma avaliação exploratória de diferentes combinações de variáveis permitiu a definição das relações mais promissoras e a utilização dessas variáveis mais promissoras no ajuste de modelos já consagrados na área de biometria e inventário florestal. As observações ALS que melhor ajustaram diâmetro médio foram f_{h30} e f_{p30} , com $R^2=0,88$ e $RQEM\%=0,0004$; para altura média, f_{h10} e f_{h90} geraram boas estimativas, com $R^2=0,94$ e $RQEM\%=0,0003$, enquanto que para altura dominante, as melhores estimativas foram obtidas com f_{h90} , apresentando $R^2=0,96$ e $RQEM\%=0,0003$; e para área basal, os melhores ajustes usaram idade, f_{h10} e f_{havg} , sendo $R^2=0,92$ e $RQEM\%=0,0016$. No caso de volume, os dois melhores modelos exploratórios apontam para o uso de idade, f_{h30} e f_{p90} , em ambos os casos, e ambos com R^2 entre 0,94 e 0,95 e $RQEM\%$ entre 0,002 e 0,003. Já, dentre os modelos biométricos testados, os melhores foram os de Schumacher ajustado com idade e f_{h90} ; Clutter ajustado com idade, f_{havg} e f_{h70} ; e de Buckman ajustado com idade, f_{havg} e f_{h10} .

Palavras-chave: LASER; LiDAR; LASER Aerotransportado; inventário florestal: ajuste de modelo; modelo biométrico; planejamento florestal.

Abstract

Analysis of the airborne laser scanning technology use for forest inventories in cloned *Eucalyptus* sp plantations in the southern Bahia.

The application of the airborne laser scanning (ALS) technology for forest inventories execution, have been presented as an excellent alternative to the forest planning area, particularly by the excellent results in terms of accuracy of the estimates, by the facilities of usage and other products and benefits derived from LASER overflight. The technology evolution and lower cost for GPS and Inertial Measurement Units have been the main factor of the success for ALS technology application. Several studies of ALS technology analysis in forest inventories, some even in commercial scales (NAESSET, 2007), have been conducted mainly in Europe and Canada. The results have been very attractive, among which there are the volume and basal area estimates which have made errors of up to 8.4% depending on the settings of the sampled area. Thus, this study aimed to examine the use of the ALS technology for forest inventories executions at plot and stands levels in clonal *Eucalyptus* sp plantations in the south of Bahia state. Field surveys were conducted to provide the parameters estimation such as diameter, tree heights, basal area and volume in circular plots of thirteen-meter radius, which were the diameter of all trees and height of a the seven trees of each plot. The overflowed areas for LASER data collection were two bands of approximately 2x20km. LASER data were processed to obtain the percentiles of the ALS observations in the following levels 10 (f_{h10}), 30 (f_{h30}), 50 (f_{h50}), 70 (f_{h70}) e 90 (f_{h90}), and 90 (f_{h90}) and the density of points in the respective percentiles (f_{p10} , f_{p30} , f_{p50} , f_{p70} and f_{p90}), the average height of the points (f_{havg}) and the standard deviation (f_{hstd}). These statistics were used in the regression models to estimate mean diameter, mean height, dominant height, basal area and volume of the sampled plots. For the volume, an exploration of different combinations of the variables supported the definition of the most promising relations and most promising use of these variables in the set of models already established in the biometrics and forest inventory area. The ALS observations that better fit to the average diameter were f_{h30} and f_{p30} , resulting in a $R^2=0.88$ and $RQEM\%=0.0004$; for the average height, f_{h10} and f_{h90} generate good estimates, having $R^2=0.94$ and $RQEM\%=0.0003$, therefore for the dominant height, the best estimates were obtained with f_{h90} , showing $R^2=0.96$ and $RQEM\%=0.0003$. For the basal area, the best fit used age, f_{h10} and f_{havg} , presenting a $R^2=0.92$ and $RQEM\%=0.0016$. In the volume case, the two best exploratory models point to the use of age, f_{h30} and f_{p90} , both with R^2 between 0.94 and 0.95 and $RQEM\%$ between 0.0002 and 0.0003. Among the biometric tested models, the best were Schumacher fitted by age and f_{h90} ; Clutter fitted by age, f_{havg} and f_{h70} ; Buckman fitted by age, f_{havg} and f_{h10} .

Keywords: LASER; LIDAR, airborne LASER scanning; forest inventory: model fit; biometric model; forest planning.

1 INTRODUÇÃO

A utilização racional dos recursos florestais tem motivado o uso de dados de sensoriamento remoto não apenas como uma ferramenta de controle e fiscalização, mas também como suporte aos inventários florestais, cujos resultados têm contribuído para estudos que vão desde emissões globais de carbono às análises quantitativas locais de biomassa madeireira. Desta forma, o desenvolvimento contínuo da tecnologia espacial, com a disponibilidade de imagens de distintas características, aliado ao desenvolvimento de técnicas de extração de informações, tem permitido o acompanhamento contínuo das condições dos variados ecossistemas florestais, facilitando seus inventários. (MACEDO 2009).

Informações confiáveis do crescimento e da produção dos povoamentos são essenciais para o planejamento das atividades de manejo florestal. Segundo Burkhart (1979, apud SANTANA, et al., 2005), a maioria das análises de estratégia de manejo requer a estimativa do crescimento e da produção em conjunto com dados econômicos de custos e receitas. Conforme Avery e Burkhart (1995, apud SANTANA, et al., 2005), as decisões de manejo florestal são baseadas em informações sobre condições de recursos atuais e futuros. Como as florestas constituem sistemas biológicos dinâmicos que estão continuamente mudando, os modelos de crescimento e produção são necessários para projetar estas mudanças e fornecer informações relevantes para auxiliar nas tomadas de decisões.

Dessa forma o Inventário Florestal pode ser considerado a base para o planejamento do uso dos recursos florestais, através dele é possível a caracterização de uma determinada área e o conhecimento quantitativo e qualitativo das espécies que a compõe. Os objetivos de um inventário são estabelecidos de acordo com a utilização da área, que pode ser área de recreação, reserva florestal, área de manutenção da vida silvestre, áreas de reflorestamento comercial, entre outros. No caso de plantios florestais com fins madeiros, por exemplo, o inventário florestal visa principalmente, a determinação ou a estimativa de variáveis como Peso, Área Basal, Volume, qualidade do fuste, estado fitossanitário, classe de copa e potencial de crescimento da espécie florestal (LOETSCH e HALLER, 1964; HARRY, 1971; FRAYER et al., 1974; FRAYER, 1979; SCHRENDER et al., 1993, apud MACEDO 2009).

Segundo Leite & Campos 2006 modelos de Crescimento e produção em nível de povoamento, às vezes denominados modelos do tipo povoamento total, não explicam diretamente a variação do tamanho das árvores dentro do povoamento. Eles estimam o crescimento, e ou, a produção a partir de atributos em nível de povoamento, como idade, área basal e índice de sítio. Têm como representantes os modelos de densidade variável, além dos modelos (ou tabelas de produção) dos tipos empírico e normal.

Atualmente técnicas modernas de sensoriamento remoto têm apresentado resultados muito atrativos, como formas alternativas às operações em campo que representam o item de custo relativamente mais elevado dentre as demais atividades de inventário florestal. As primeiras tentativas de se explorar melhor o sensoriamento como uma ferramenta para a área florestal ocorreram há mais de oitenta anos, o primeiro material de sensoriamento remoto a ser utilizado na área florestal adveio de fotografias aéreas. Estudos iniciais e experimentos com o uso de fotografias aéreas foram realizados tanto na Europa como na América do Norte nos anos de 1920 (SARVAS 1938; MYLES 1945; LOETSCH & HALLER 1973, apud PETTERI 2006), tanto as técnicas monoscópicas (2D) quanto às estereoscópicas (3D) foram amplamente aplicadas para interpretar imagens aéreas em inventários florestais e mapeamento (ANTTILA 2005, apud PETTERI 2006).

A rápida evolução da tecnologia espacial durante a guerra fria na década de 1960 levou ao lançamento do primeiro Satélite não-militar para observação da Terra, Landsat MSS, que ocorreu em 1972 (ARONOFF 2005, apud PACKALÉN, 2006). Desde então dados de satélites passivos têm sido utilizados para o mapeamento em grande escala de florestas (DESTEIGUER 1978; KILKKI & PÄIVINEN 1987; WULDER et al. 2003; REESE et al. 2003, apud PACKALÉN, 2006), como, por exemplo, no Inventário Florestal Nacional Finlandês (NFI), onde os dados de satélite são utilizadas para aumentar a eficiência do inventário e gerar estimativas das características das florestas. Por outro lado, as imagens geradas pelos satélites não têm sido utilizadas com tanto sucesso em inventários florestais em nível de talhão. O atual interesse na comunidade científica está voltado para as recentes imagens de alta resolução geradas por satélites, resoluções essas que já se aproximam das imagens aéreas, de modo que estas possam vir a ser utilizadas como substitutas. (PACKALÉN, 2006).

Atualmente, o Escaneamento a LASER Aerotransportado (do inglês Airborne LASER Scanning - ALS) se mostra como uma das técnicas mais promissoras para fins de inventário florestal. O ALS produz uma nuvem de pontos 3D próxima à superfície da terra, que contém medidas diretas de dimensões físicas observadas. Vários estudos têm indicado que as variáveis florestais, tais como altura média, área basal e volume podem ser preditas com muita precisão usando-se dados de ALS (MAGNUSSEN e BOUDEWYN 1998, LIM et al., 2003, apud NÆSSET et al. 2004) e, por isso, essa técnica já vem sendo utilizada operacionalmente em inventários em nível de talhão. Em relação às características globais dos talhões, tais como volume e área basal total, as estimativas resultam ainda melhores do que aquelas obtidas nos inventários convencionais em campo (NÆSSET, 2004).

Há duas principais abordagens para obtenção de informações florestais a partir da Tecnologia ALS, uma que trabalha com a distribuição da altura do dossel (geralmente aplicada para baixa resolução de dados) e a abordagem baseada na árvore individual (normalmente aplicada para dados de alta resolução. Na abordagem da distribuição da altura do dossel, as características florestais de interesse são estimadas usando-se quantis e percentis da distribuição da altura do dossel considerando-se uma área fixa (NÆSSET 2004b) e algumas parcelas amostrais em campo para efeito de ajuste dos dados medidos, com base nisso Modelos de regressão são então construídos para estimar as variáveis de interesse dos talhões (Volume, área basal, altura média e diâmetro).

Em uma análise de vários estudos sobre ALS. Næsset et al., (2007) verifica que para variáveis como volume e área basal o erro percentual das estimativas geradas pelo ALS chega no máximo à 8,4%, dependendo da área amostrada, quantidade de pulsos por metro quadrado e do número de parcelas de controle.

Sendo assim, neste trabalho será realizada a análise da utilização da tecnologia ALS como formas alternativas ao inventário florestal tradicional, para obtenção das variáveis: Diâmetro Médio, Altura Média, Altura Dominante, Área Basal e Volume em plantios clonais de *Eucalyptus* spp. no sul do estado da Bahia.

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

2.1 As florestas clonais e a importância do inventário florestal

2.1.1 A evolução das florestas Clonais

As plantações florestais constituem um componente crescente nas paisagens tropicais, com aproximadamente 3 milhões de hectares de novos plantios surgindo anualmente, em uma extensão atual de 40 a 50 milhões de hectares de área plantada (BROWN et al. 1997; FAO 1999, apud STAPE, 2002). Essa expansão tem sido dirigida principalmente pelo aumento na demanda de madeira em comunidades locais e de matéria-prima em indústrias de base (GONÇALVES et al. 1997, FOX 2000, apud STAPE, 2002). No Brasil a área florestal contribui para o Produto Interno Bruto (PIB) com aproximadamente 21 bilhões de dólares ao ano, sendo a área plantada superior a 6,3 milhões de hectares, dos quais cerca de 3 milhões são ocupados com plantios de eucalipto (SBS, 2001).

O *Eucalyptus* pode ser considerado um dos mais importantes gêneros florestais cultivados dada a grande quantidade de espécies usadas, a capacidade de adaptação edafo-climática e o rápido crescimento. Adicionalmente, com a evolução das técnicas de silvicultura, com estratégias e manejos diferenciados e melhoramento genético, a produtividade dessas plantações tem apresentado incrementos significativos e contribuído para a geração de diferentes produtos da floresta. (CAMPOS, 1980; CAMPOS e RIBEIRO, 1983; TREVIZOL, 1985; AMARO et al., 1998; DIAZ e COUTO, 1999, apud CALEGARIO et al. 2005).

No Brasil o crescimento da produção florestal não se deve apenas ao aumento da área plantada, mas também aos trabalhos de melhoramento genético e uso da tecnologia de desenvolvimento clonal. Na Tabela 1 pode-se observar os ganhos promovidos com o uso dessa tecnologia em espécies de *Eucalyptus* sp.

É importante destacar que, para o gestor florestal, uma das fontes de informação mais importante é a existência de relações quantitativas e modelos matemáticos que sejam consistentes e numericamente compatíveis para a predição do desenvolvimento do povoamento em qualquer idade. Esse conjunto de relações permite efetuar a prognose do crescimento e da produção das florestas sujeitas a diferentes densidades e tratamentos silviculturais possibilitando inferências sobre a melhor estratégia de plantio, a

análise econômica de tratamentos silviculturais, o planejamento da época de corte e a alocação de partes das árvores ou povoamento para diferentes produtos, dentre outros. Dessa maneira a predição do valor potencial da produção sob várias condições, fornecerá ao administrador, elementos para se efetuar a otimização da produção florestal SCOLFORO (1998).

Tabela 1- Mudanças devidas ao uso da silvicultura clonal em plantações de Eucaliptus sp com sete anos de idade

Característica	Plantio original	Plantio clonal
Produtividade em volume (m ³ /ha.ano)	33	70
Densidade básica média (kg/m ³)	460	575
Varição da densidade básica (kg/m ³)	300-900	500-600
Rendimento em celulose (%)	48	51
Produção de celulose (kg/cel./m ³ madeira)	238(a)	293(b)
Consumo na fábrica (m ³ /t de celulose)	4,2	3,41
Produtividade florestal (t cel./ha.ano)	7,85	18,45

(a) com casca; (b) sem casca.

Fonte: Instituto de Pesquisas e Estudos Florestais - IPEF.

2.1.2 Ferramentas e pontos de destaque do inventário florestal

Considerando que as áreas de gestão florestal são geralmente extensas, e com um potencial produtivo muito grande, o conhecimento do crescimento e da produção presente e futura de árvores e povoamentos florestais é fundamental para viabilizar o planejamento da atividade florestal, segundo Scolforo, (1998) e Davis e Johnson (1987).

Informações confiáveis do crescimento e da produção dos povoamentos são essenciais para o planejamento das atividades de manejo florestal. Segundo Burkhart (1979), a maioria das análises de estratégia de manejo requer a predição do crescimento e da produção em conjunto com dados econômicos de custos e receitas. Conforme Avery e Burkhart (1995, apud SANTANA, et al., 2005), as decisões de manejo florestal são baseadas em informações sobre condições de recursos atuais e futuros. Como as florestas constituem sistemas biológicos dinâmicos que estão continuamente mudando, os modelos de crescimento e produção são necessários para

projetar essas mudanças e fornecer informações relevantes para auxiliar nas tomadas de decisões.

Dessa forma o Inventário Florestal pode ser considerado a base para o planejamento do uso dos recursos florestais, através dele é possível a caracterização de uma determinada área e o conhecimento quantitativo e qualitativo das espécies que a compõe. Os objetivos de um inventário são estabelecidos de acordo com a utilização da área, que pode ser área de recreação, reserva florestal, área de manutenção da vida silvestre, áreas de reflorestamento comercial, entre outros. No caso de plantios florestais com fins madeireiros, por exemplo, o inventário florestal visa principalmente, a determinação ou a estimativa de variáveis como Peso, Área Basal, Volume, qualidade do fuste, estado fitossanitário, classe de copa e potencial de crescimento da espécie florestal (LOETSCH e HALLER, 1964; HARRY, 1971; FRAYER et al., 1974; FRAYER, 1979; SCHRENDER et al., 1993, apud MACEDO 2009).

Couto (1984) salienta a importância da medida correta da área, uma vez que as informações médias obtidas são por unidade de área, um mapeamento bem feito com a determinação precisa da área é imprescindível para se obter resultado confiável. Reforça ainda, a estratificação em inventários florestais, tais como Área Basal por classe de Diâmetros, Altura das árvores Dominantes e codominantes, dominância de espécies, número de árvores por ha, topografia da área, tipos de solo, etc. são algumas variáveis que podem caracterizar um tipo florestal, reduzindo a subjetividade e auxiliando nas caracterizações e mensurações florestais. De acordo com o mesmo autor, a amostragem aleatória estratificada, utilizada em inventários florestais, é um meio através do qual se divide a população amostral em estratos uniformes, visando diminuir o erro de amostragem.

A menor unidade de manejo em uma floresta implantada é o talhão. Neste caso, a população é um conjunto de talhões com as mesmas características silviculturas que não foram agrupados primordialmente para diminuir o erro de amostragem, mas sim para se obter vantagens operacionais. Uma estratificação ou definição de população adequada deve levar em consideração, além das características silviculturais dos povoamentos florestais, as características edáficas e climáticas dos locais onde as florestas estão implantadas. A altura média das árvores dominantes é a variável mais

utilizada para o levantamento da qualidade do sítio. Resultados experimentais demonstram que a altura dominante é mais determinada pelo genótipo, refletindo melhor a qualidade do sítio (Índice de Sítio). Porém, a medição de altura é uma operação demorada mais sujeita a erros e conseqüentemente de alto custo em relação à medição de diâmetro. Apesar de as variações nas medições de altura serem menores que as de diâmetro, há recomendações para utilizar essa variável como parâmetro de estratificação florestal (CHAPMAN e MEYER, 1949; HUSCH, 1963; 1972 apud MACEDO 2009).

Um fator importante a ser destacado é que o inventário florestal de biomassa madeireira é requisito para o gerenciamento adequado de uma população florestal. Sanquetta (2004) afirma que, em ecossistemas florestais, a maior fração da biomassa encontra-se no caule das árvores. Por isso, sua determinação precisa e acurada é extremamente importante. Sua prognose requer a utilização de modelos matemáticos (equações volumétricas) para estimar o volume de madeira esperado. Este volume é expresso, geralmente, por área (m^3/ha). Há diversas equações volumétricas publicadas, desde equações simples, de uma única entrada (Área Basal), até equações com muitas variáveis, sendo as principais, Altura de Árvore e Fator de Forma da Árvore. Estas variáveis vêm sendo obtidas em campo, através de amostragens, desde o início das mensurações florestais, principalmente na Europa. Porém, trata-se de levantamentos com alto custo e baixa precisão, já que dependem diretamente do esforço amostral, acurácia dos equipamentos utilizados e cumprimento efetivo dos procedimentos amostrais (FREESE, 1962; 1967; WRIGHT, 1982, apud MACEDO 2009).

2.1.3 Principais Modelos de Crescimento e Produção em Nível de Povoamento

Segundo Leite & Campos 2006 modelos de Crescimento e produção em nível de povoamento, às vezes denominados modelos do tipo povoamento total, não explicam diretamente a variação do tamanho das árvores dentro do povoamento. Eles estimam o crescimento, e ou, a produção a partir de atributos em nível de povoamento, como idade, área basal e índice de sítio. Têm como representantes os modelos de densidade variável, além dos modelos (ou tabelas de produção) dos tipos empírico e normal.

Modelos do tipo normal são os mais antigos e se aplicavam a povoamentos completamente estocados (ou normais). Modelos do tipo empírico são estáticos, não envolvendo projeção da densidade, sendo obtidos a partir de relações do tipo:

$$V = f(I, S, B) \quad (1)$$

em que

$I = \text{Idade};$

$S = \text{Índice de Sítio};$

$B = \text{Área Basal}$

Esses modelos dão informação de um povoamento sob condições específicas de manejo, não permitindo qualquer variação no tratamento, exceto aquele já contido nos dados do ajuste do modelo.

Os modelos do tipo densidade variável incluem a variável densidade como uma parte dinâmica do sistema de equações, sendo úteis quando o output pretendido é o volume por unidade de área, em especial para povoamentos submetidos a desbaste. Sua construção envolve relações do tipo:

$$V = f(I_1, I_2, S, B_1, B_2) \quad (2)$$

em que

$I_1 = \text{Idade atual};$

$I_2 = \text{Idade futura};$

$S = \text{Índice de Sítio};$

$B_1 = \text{Área Basal inicial};$

$B_2 = \text{Área Basal futura}$

Segundo Leite & Campos (2006), as principais relações funcionais utilizadas em estudos de crescimento e produção referem-se, principalmente, aos modelos de Clutter (1963), Buckman (1962) e Schumacher (1939). Adicionalmente podemos considerar também o modelo de Schumacher & Hall (1933), tanto na forma DAP e Altura, quanto na forma combinada de DAP e Altura, como uma única variável. O Quadro 1 sumariza esses principais modelos em nível de povoamento e o Quadro 2 apresenta a notação utilizada.

Relação Funcional	Modelo
$Y = e^{\beta_0 + \beta_1 \left(\frac{1}{I}\right)} + \varepsilon$	Modelo de Schumacher
$LnY = \beta_0 + \beta_1.LnDAP + \beta_2.LnH$ (i)	Modelo de Schumacher & Hall
$LnY = \beta_0 + \beta_1.LnDAP^2 * H$ (ii)	
$LnY_2 = \beta_0 + \beta_1 / I_2 + \beta_2 S + \beta_3 LnB_2 + Ln\varepsilon$	Modelo de Clutter
$LnB_2 = LnB_1 \left(\frac{I_1}{I_2}\right) + \alpha_0 \left(1 - \frac{I_1}{I_2}\right) + \alpha_1 \left(1 - \frac{I_1}{I_2}\right).S + Ln\varepsilon$	
$LnICAB = \beta_0 + \beta_1 S + \beta_2 \frac{1}{I} + \beta_3 B_1$	Modelo de Buckman

Quadro 1 - Principais modelos em nível de povoamento

$Y =$ produção em uma idade qualquer em m ³ ou toneladas por hectare.	$I_1 =$ idade atual ou corrente
$I =$ idade	$I_2 =$ idade futura
$DAP =$ diâmetro a 1,30m de altura	$S =$ índice de sítio numa determinada idade base
$H =$ altura total de uma árvore	$B_1 =$ área basal atual ou corrente
$Hd =$ altura dominante	$B_2 =$ área basal futura
β e α , parâmetros a serem estimados	$ICAB =$ incremento corrente anual em área basal.

Quadro 2 - Notações utilizadas para exprimir as variáveis usuais em modelos de crescimento e produção.

2.3 Aplicação da Tecnologia Laser Aerotransportado em Inventário Florestal

2.3.1 Histórico e Evolução da Tecnologia Laser

Atualmente técnicas modernas de sensoriamento remoto têm apresentado resultados muito atrativos, se comparadas às operações de maior custo dentre as demais operações de campo na área de inventário florestal. As primeiras tentativas de se explorar melhor o sensoriamento como uma ferramenta para a área florestal tiveram início com a utilização na área florestal de fotografias aéreas. Estudos iniciais e

experimentos com o uso de fotografias aéreas foram realizados tanto na Europa como na América do Norte nos anos de 1920 (SARVAS 1938; MYLES 1945; LOETSCH & HALLER 1973, apud PACKALÉN 2006). Tanto as técnicas monoscópicas (2D) quanto às estereoscópicas (3D) têm ampla aplicação na interpretação de imagens aéreas em inventários florestais e mapeamento (ANTTILA 2005, apud PACKALÉN, 2006). Desde o lançamento do primeiro Satélite não-militar para observação da Terra, Landsat MSS, em 1972, dados de satélites passivos têm sido utilizados para o mapeamento de florestas. O atual interesse da comunidade científica tem se voltado para imagens de alta resolução, com qualidade que se aproxima das imagens aéreas, e que apresentam elevado potencial para substituí-las. Entretanto esse recurso ainda não se apresenta facilmente disponível para atividades não militares e com níveis de resolução suficientes para levantamentos florestais mais refinados.

Dentre as técnicas mais promissoras para fins de inventário florestal, os sistemas ALS apresentam melhor resolução e maior potencial de uso quando comparados aos métodos convencionais de sensoriamento remoto.

2.3.2 Principais configurações e componentes dos equipamentos Laser

ALS, LiDAR, LaDAR, LASERscanner e LASERscanning são termos distintos para o mesmo sensor. Neste trabalho, o termo utilizado será ALS, que se refere ao termo em inglês Airborne LASER Scanning, e que pode ser traduzido como Escaneamento ou Perfilamento a LASER Aerotransportado. Trata-se de um sensor opticamente ativo, transportado por aeronaves.

Um típico conjunto de ALS incorpora uma unidade medidora LASER, que tem um scanner óptico-mecânico e uma unidade de controle e processamento. A unidade medidora LASER contém o emissor e o receptor. O gerador de pulsos é o componente principal do sensor LASER. É responsável pelo estímulo do cristal, realizado através de um diodo semiconductor para a emissão da radiação amplificada da luz.

Sistemas de ALS têm potencial para medição de formações florestais tanto horizontalmente quanto verticalmente de forma muito efetiva e com elevada precisão. Os sistemas ALS recentemente têm apresentado um forte desenvolvimento proporcionado principalmente pelos progressos em: i) Sistemas de GPS; ii) Sistemas de Medição Inercial (IMU, do inglês Inertial Measurement Unit); iii) Sensores de Registro dos

pulsos emitidos com alta frequência de repetição ; iv) Sistemas de Escaneamento e estabilização, conforme ilustrado pela figura 1.0.

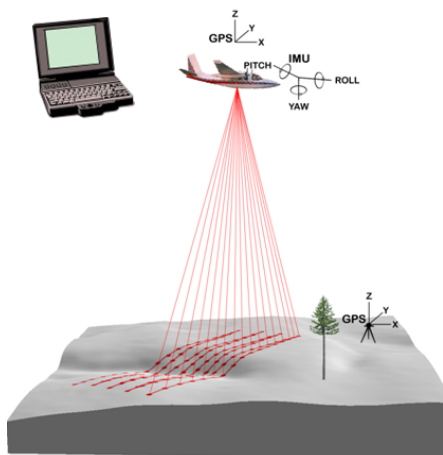


Figura 1 - Ilustração dos componentes e sistema de atuação do ALS

2.3.2 A contribuição da Tecnologia Laser para o setor florestal

A utilização racional dos recursos florestais tem motivado o uso de dados de sensoriamento remoto não apenas como uma ferramenta de controle e fiscalização, mas também como suporte aos inventários florestais, cujos resultados têm contribuído para estudos que vão desde emissões globais de carbono às análises quantitativas locais de biomassa madeireira. Desta forma, o desenvolvimento contínuo da tecnologia espacial, com a disponibilidade de imagens de distintas características, aliado ao desenvolvimento de técnicas de extração de informações, tem permitido o acompanhamento contínuo das condições dos variados ecossistemas florestais, facilitando seus inventários (MACEDO, 2009).

A reorganização corporativa que objetive ganhos em eficiência, produtividade, custos e manejo otimizado dos recursos requer sistemas digitais indispensáveis de informação e de processamento de dados (WACK, et al. 2003).

Considerados esses fatos, pode-se afirmar que a indústria de celulose e papel está no centro dessa tendência. É um seguimento de negócio que atua em um mercado competitivo que impõe desafios multi-dimensionais, a saber: ampla cobertura geográfica dos recursos florestais; gestão dependente de espaço e tempo; interação ambiental, necessidade rigorosa e periódica de captação de dados, integração e distribuição (WACK, et al. 2003).

Wack et al. (2003) também afirmam que a riqueza dos dados resultantes dos sistemas ALS combinados com processamento avançado, e sua capacidade de integração com ferramentas GIS, oferecem um cenário rico em oportunidades para a otimização da coleta e da consistência de dados, dando assim melhor suporte às decisões e à gestão florestal.

2.3.2 Principais abordagens e aplicações da Tecnologia Laser

As duas principais aplicações da Tecnologia ALS, distribuição da altura do dossel e abordagem baseada na árvore individual, representam uma evolução do uso dessa tecnologia. Os bons resultados obtidos com a abordagem da distribuição da altura do dossel podem ser observados nos trabalhos de LEFSKY et al., 1999 e MEANS et al., 1999 e LEFSKY et. Al 2001. Esses autores obtiveram R^2 variando de 0,80 a 0,96 para o cálculo de biomassa usando LASERs de Amplo Footprint como SLICER. Naeset (1997) obteve R^2 variando de 0,46 a 0,89 usando a máxima altura em quadrantes de 15 x 15m. Nilsson (1996) obteve um R^2 para o cálculo de volume de 0,78 em talhões variando de 30 a 280m³ha⁻¹. cálculo de volume de 0,78 em talhões variando de 30 a 280m³ha⁻¹.

O tamanho do Footprint, que consiste no diâmetro do feixe originado pelo equipamento LASER, tem grande influência sobre os parâmetros a serem estimados. Rieger et al. (1999) usando feixe estreito de LASER (0,5 mrad¹) observou que apenas para o primeiro pulso do LASER os resultados foram estatisticamente significativos para os parâmetros florestais em questão. Entretanto, com diâmetros maiores como 2,5 a 10 mrad Nilsson (1996) obteve uma grande diferenciação entre o primeiro e o último pulso. Essa amostragem revelou que em diversas localidades, para o último pulso, diâmetros maiores de feixe foram mais significativos para obtenção das variáveis de interesse. Esses trabalhos analisaram um fator importante para a parametrização e ajuste dos equipamentos emissores e sensores de LASER.

Pela precisão com que as técnicas ALS representam superfícies, é relevante destacar o seu potencial de uso na área de manejo de paisagens e de bacias hidrográficas. De acordo com Zakia et al. (2006), o manejo florestal deve considerar a microbacia como unidade básica, delimitando-a na etapa de planejamento. Para

¹ Unidade que representa 0,001 radianos.

delimitar a microbacia, é recomendada a precisa demarcação da zona ripária, e para isso são utilizadas plantas planialtimétricas, modelos digitais de terreno e superfície (MDT/MDS), e modelos como Top Model que requerem cálculos e agrupamento por classes de índices topográficos. A zona ripária pode ser identificada a partir do modelo de elevação do terreno se o escoamento direto da bacia for predominantemente representado pelo escoamento subsuperficial. Além disso, os modelos de elevação identificam também as áreas variáveis de afluência, fundamental para a demarcação da zona ripária e para a utilização de modelos como o Top Model (BEVEN et al., 1995,). Complementarmente, Camargo (2006) salienta a importância da declividade na gestão florestal e no cumprimento do Plano de Manejo, sendo essa variável determinante para o zoneamento de áreas e essencial, segundo a legislação brasileira, para a delimitação de APP's e de áreas agricultáveis. A declividade também determina operacionalmente se uma área é mecanizável ou não, e mais ainda, que tipo de mecanização pode ocorrer no local. Em locais de relevo ondulado, a declividade influencia o cálculo de áreas, que tendem a ser subestimadas devido à inclinação do terreno. Essa diferença pode chegar a 15% no cálculo de área (MACEDO, 2009)

A utilização de ALS para obtenção das variáveis dendrométricas vai ao encontro de vários benefícios: permite a realização de censos, ao invés de amostragens, apóia o cálculo preciso de área de superfícies e a contagem de indivíduos por subunidades de área, produz um grande número de alturas de árvores (hipsometria) com alta precisão em um único sobrevôo, permite a identificação de diâmetro de copas e de intensidade de interceptação de luz por essas copas (MACEDO, 2009).

A prognose madeireira se utiliza principalmente de três variáveis: Área Basal (obtida a partir das medidas de DAP^2/CAP^3), Altura de Árvore e Fator de Forma, esta última, em menor escala. Como a medida é expressa em Volume por Área, depende de uma medida precisa de Área ou Contagem de Indivíduos. Através de levantamento ALS, é possível obter Altura, Contagem de Indivíduos e, obviamente, o cálculo de área com alta precisão. Além disso, é possível obter diâmetro de copa e a reflectância⁴ dos alvos.

² DAP – Diâmetro a 1,3m do solo.

³ CAP – Circunferência a 1,3m do solo.

⁴ Definida como a proporção entre o fluxo de radiação eletromagnética incidente numa superfície e o fluxo que é refletido.

As variáveis Área Basal e Fator de Forma não podem ser medidas diretamente pelo ALS, mas podem ser indiretamente estimadas a partir de equações ajustadas para esse fim (DUBAYAH et al., 2000; DUBAYAH e DRAKE, 2000).

3 MATERIAIS E MÉTODOS

3.1 Caracterização da Área de Estudo

3.1.1 Localização da Área de Estudo

O estudo foi realizado no sul do Estado da Bahia, no nordeste do Brasil, a qual é uma das áreas mais produtivas e propícias para o crescimento e formação de plantios de espécies do gênero *Eucalyptus* no mundo. Nessas áreas o *Eucalyptus* chega a crescer em média 54m³/ha/ano. A área de estudo está dividida em duas faixas de 2km x 20km, conforme Figura 2.

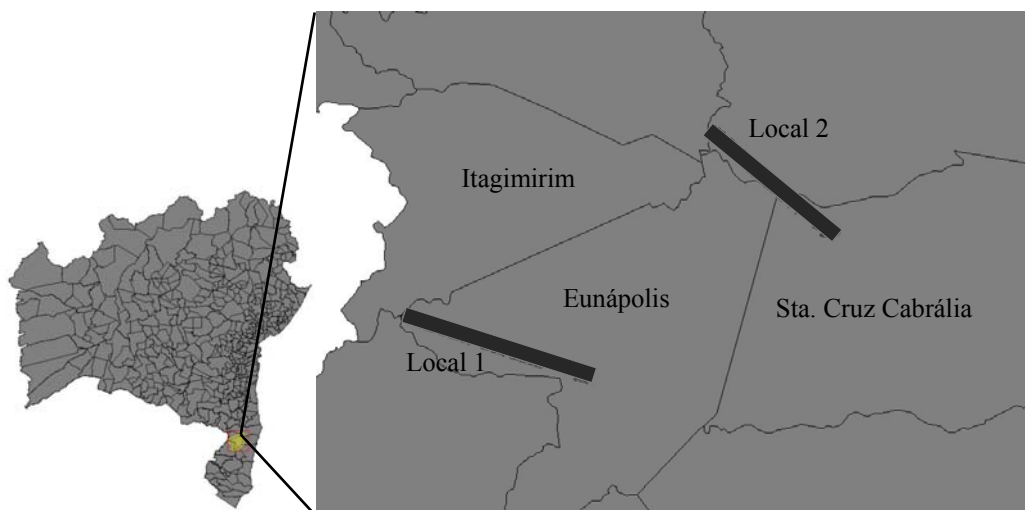


Figura 2 - Mapa de localização da área de estudo no estado da Bahia, em destaque as áreas sobrevoadas, locais 1 e 2

3.1.2 Caracterização Climática da Área de Estudo

A área de estudo está localizada entre os paralelos 16° e 17° de latitude sul e 39 e 39°30 de longitude oeste. O relevo nessa área não tem tanta influência no clima da região e pode ser caracterizado como suavemente ondulado, variando de 50 a 200m de altitude. A pluviosidade apresenta um decréscimo da região norte para a região sul e para o oeste. Para o interior a diminuição da pluviosidade revela a transição para o clima sub-úmido. Segundo a classificação de Koppen a região se enquadra o tipo climático Af que significa clima tropical quente e úmido com cobertura de floresta, as temperaturas médias mensais são superiores a 18°C e não há um só mês com índice pluviométrico médio inferior a 60mm.

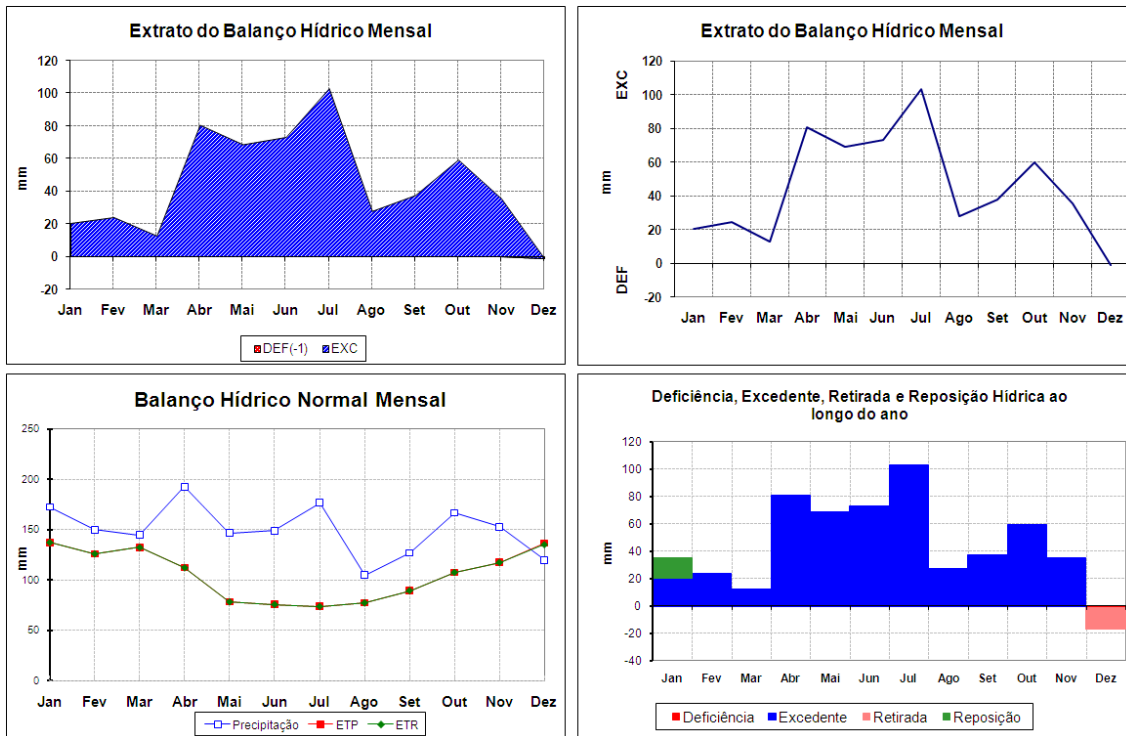


Figura 3 - Balanço hídrico para a localidade de estudo

3.2 Levantamento e processamento dos dados de Campo

3.2.1 Levantamento dos dados de campo

A coleta dos dados de campo para efeito de ajuste dos modelos de interesse ocorreu entre 12 de agosto de 2008 e 15 de setembro 2008. No total foram alocadas 236 parcelas circulares em 59 talhões, os quais foram plantados entre 1996 e 2006. Foram usadas parcelas circulares de 13 metros de raio, não sobrepostas, ou seja, cada parcela teve uma área de 530,93m². Essas parcelas foram alocadas previamente, mantendo-se a proporção mínima de 4 parcelas por talhão. A área média dos talhões medidos foi de 24,81ha, com desvio padrão de 15,78ha.

Para a alocação do centro da parcela utilizou GPS Trimble GeoXTR SBAS com correção em tempo real. Foram anotados: i) número da Parcela; ii) Ponto X; iii) Ponto Y; iv) Número da árvore; v) Dados qualitativos; vi) CAP (utilizando-se fita métrica); vii) Altura em dm a cada sete árvores.

Esses dados foram transcritos das pranchetas de campos para planilhas eletrônicas, para serem processados, conforme o item a seguir.

3.2.2 Processamento dos dados de campo

Primeiramente determinou-se a relação entre DAP e Altura das árvores e posteriormente calculou-se a altura das árvores, que não foram medidas.

Após isso, realizou-se o cálculo das variáveis de interesse para efeito da modelagem, sendo:

- i) volume (V), calculado conforme modelo equação biométrica padrão utilizada pela empresa com parâmetros β_i ajustados para cada talhão, vide Quadro 3;
- ii) área basal (G), através do somatório da área basal de todas as árvores da parcela, passando-se o resultado para hectare, vide Quadro 3;
- iii) altura dominante (Hdom), calculada através da média das seis maiores árvores da parcela;
- iv) altura média (Hmean), calculada através da média de todas as alturas da parcela;
- v) diâmetro médio (Dmean) calculado através da média de todos os diâmetros da parcela;

Relação Funcional	Modelo
$V_1 = \beta_0 DAP^{\beta_1} HT^{\beta_2} \exp^{\beta_3 \left(\frac{tx}{DAP} \right)} \left[1 - \left(\frac{di}{DAP} \right)^{1+\beta_4 \cdot di} \right] \quad (9)$	Modelo utilizado para cálculo do volume, Leite et al. (1995).
$G_1 = \sum \left(\pi \cdot \left(\frac{DAP}{2} \right)^2 \right) \quad (10)$	Modelo utilizado para cálculo da área basal da parcela.

Quadro 3 - Modelos utilizados para processamento dos dados de campo.

Com base nos dados processados foram realizadas algumas consistências, para verificação da confiabilidade dos dados de campo, bem como, cruzamento dos dados de campo com os dados do levantamento LiDAR. Essa análise exploratória resultou na desconsideração de 44 parcelas, sendo:

- i) Trinta e sete parcelas desconsideradas por não terem contrapartida de medição pelo ALS;
- ii) Quatro parcelas, de 2 anos de idade, desconsideradas por apresentarem altura dominante acima das alturas dominantes das parcelas de 3 anos de idade;

- iii) Três parcelas, de 2 anos de idade, desconsideradas por apresentarem valores de volume duas vezes maiores que o maior volume verificado para parcelas da mesma idade.

Após esses procedimentos, foram calculadas as variáveis de interesse para efeito de ajuste dos modelos de volume, área basal, altura dominante, altura e diâmetro médio. A Tabela 2 resume os resultados médios e o desvio padrão de cada uma das variáveis por idade.

Tabela 2- Valores médios e desvios obtidos no levantamento de campo para as variáveis de interesse, para efeito da modelagem

Idade	N. Parc.	Volume		Área Basal		Altura Dom.		Altura Média		Diâmetro	
		Média	Desv.	Média	Desv.	Média	Desv.	Média	Desv.	Média	Desv.
Anos	n.	m ³ /ha	m ³ /ha	m ² /ha	m ² /ha	m	m	m	m	cm	cm
2	4	152,59	14,97	13,75	1,29	22,78	0,20	22,03	0,19	15,72	0,60
3	20	145,04	14,17	14,09	0,87	22,02	0,66	21,06	0,53	14,97	0,52
4	4	247,51	7,08	19,35	0,58	27,63	0,27	26,03	0,31	17,14	0,55
5	23	248,20	23,28	19,52	1,34	27,42	1,65	25,91	1,14	17,12	0,64
6	24	352,39	34,83	24,37	2,15	33,90	0,84	30,68	0,97	19,21	0,93
7	9	388,10	16,57	26,33	1,15	34,76	0,48	31,57	0,54	19,94	0,54
8	32	389,44	20,08	25,65	1,05	35,52	1,61	31,62	0,70	19,99	0,55
9	26	442,75	67,22	28,39	3,24	36,26	1,54	32,41	1,95	20,47	1,39
10	37	503,06	82,06	31,67	3,67	36,74	1,17	33,46	1,60	22,06	1,09
12	13	580,07	43,16	31,08	2,13	38,66	1,32	33,92	0,97	21,28	0,88

Dados de localização dos talhões, idade, classe de idade, espécie, clone, etc. foram obtidas a partir da base cadastral dos talhões sobrevoados, ou seja, esses dados foram fornecidos pela empresa durante a fase de realização dos trabalhos.

3.3 Coleta e processamento dos dados Laser

3.3.1 Coleta dos dados ALS

Os dados, do levantamento aéreo, foram coletados entre 5 e 9 de setembro de 2008, utilizando-se um avião bimotor Piper Seneca II (Figura 4), que apresenta boa estabilidade, além de possuir tensão para alimentação do sistema. Em aerolevantamentos como este, a aeronave deve ser homologada pelo DAC, CTA e

Ministério da Defesa, em Categoria A para SAE, além de fixação homologada para o sistema LiDAR.

A área sobrevoada compreendeu duas faixas de 2 x 20 km, conforme ilustrado na Figura 2. O Aerolevantamento foi realizado pela empresa Geoide Topografia Especializada, e os dados do voo foram:

- Altura de Voo: 1.000m;
- Velocidade da aeronave: 150km/h;
- Diâmetro do feixe: 20cm;
- Ângulo de varredura: 15°;
- Largura de Faixa: Aproximadamente, 727m;
- Percentual de recobrimento 30%;
- Frequência de varredura: 58,7Hz;
- Intensidade de pontos: 1,5 pontos/m²;
- Erro planimétrico: 0,5m (1,0 sigma);
- Erro altimétrico: 0,15m (1,0 sigma);
- Resolução Espacial: 0,3m;
- Tamanho do pixel: 0,23m.



Figura 4 - Avião bimotor, Piper Seneca II utilizado para o levantamento LiDAR

O equipamento utilizado para coleta dos dados LASER foi o modelo LiDAR ALTM 3100, fabricado pela empresa canadense Optech Figura 5. Esse equipamento é atualmente um dos mais modernos para levantamentos LASER, e sua frequência de pulsos, varia de 33 a 100kHz, esse é um dos principais fatores de sucesso na utilização desse equipamento.



Figura 5 - Equipamento para coleta de dados LASER em aerolevamentos

Durante o aerolevamento realizado, as configurações do equipamento foram:

- Resolução Radiométrica: 12 bits;
- Quantidade de retornos registrados: 1,5 (primeiro e último pulsos);
- Frequência do pulso LASER: 50.000 pulsos por segundo – 50kHz;
- Frequência de varredura: Variável de 1Hz a 70Hz;
- Ângulo de varredura: Variável de 0° a 25°. (mantendo-se altura e alterando-se o ângulo, aumenta-se a quantidade de retornos de alvos verticais);
- Divergência: 0,3 mrad (1/e) ou 0,8mrad (1/e);
- Sistema de varredura – Z-Scan ou “zigue-zague”;
- Capacidade de armazenamento: discos removíveis, no caso utilizou-se um disco de 1T (tera).
-

3.3.2 Processamento dos dados ALS

Os dados coletados pelo equipamento Optech ALTM3100, foram pré-processados pelo software Optech REALM SURVEY SUITE 3.5, que auxilia na interpolação dos dados, devido à diferença na frequência de coleta entre GPS (1Hz), SMI (200Hz) e LASER (50kHz).

Em seguida realizou-se o processamento, a filtragem e a classificação dos dados, utilizando-se o software TERRA SCAN, que dispõem de diversos recursos de classificação de nuvens de pontos, e de visualização hipsométrica ou tridimensional, além de classificação e estratificação da vegetação.

A altura da copa das parcelas foi calculada a partir da diferença entre as coordenadas z dos hits⁵ e a elevação estimada do terreno. Todos os pontos acima de 2m foram associados à vegetação (Næsset, 2002). Foram calculados os quantís correspondentes aos percentís 10, 30, 50, 70 e 90, designados como, f_{h10} , f_{h30} , f_{h50} , f_{h70} e f_{h90} também foram calculadas as densidades de copa correspondentes aos percentís 10, 30, 50, 70 e 90, designados como f_{p10} , f_{p30} , f_{p50} , f_{p70} e f_{p90} (Næsset, 2004). Além desses parâmetros, foram calculados também o desvio padrão (f_{hstd}), média (f_{havg}) e a proporção de pontos LASER que atingiram a vegetação acima de 2m (f_{hveg_2m}). Todas essas variáveis foram calculadas com base nas informações provenientes do primeiro pulso LASER, esses dados foram utilizados como variáveis independentes nas análises de regressão, e nos modelos ajustados.

3.4 Construção de modelos e ajuste de modelos tradicionais.

3.4.1 Construção dos Modelos.

Ao nível de parcela, foram estimadas as seguintes variáveis convencionais de inventário: volume com casca do tronco, área basal, altura dominante, altura média e diâmetro médio. Os parâmetros fornecidos pelo ALS, ou seja, as diversas medidas de altura da copa, diferenciadas em percentís, média e variância, foram usados para ajustar os valores dessas variáveis.

⁵ Ponto de interceptação de uma emissão LASER.

A idade do talhão, em anos, também foi utilizada como variável preditora dos modelos gerados.

Numa primeira etapa exploratória dos dados, e de análise das possíveis relações biométricas, foram estudadas diferentes relações entre as variáveis disponíveis. O que se procurou nessa etapa foi identificar, dentre os parâmetros fornecidos pelo ALS, aqueles com maior potencial para substituir as variáveis florestais normalmente utilizadas em procedimentos de estimação dos parâmetros florestais quantitativos convencionais (volume, área basal etc.). Para isso, transformaram-se inicialmente todas as variáveis dependentes e independentes em logaritmo natural, quadrado, raiz e inverso. Com isso obteve-se um conjunto de vinte variáveis dependentes (Quadro 4) e oitenta e cinco variáveis independentes (Quadro 5).

Variáveis dependentes Transformadas				
Variáveis Dependentes:	Logaritmo Neperiano	Quadrado	Raiz	Inverso
Dm	$\ln(Dm)$	Dm^2	$Dm^{0,5}$	Dm^{-1}
Hm	$\ln(Hm)$	Hm^2	$Hm^{0,5}$	Hm^{-1}
Hdom	$\ln(Hdom)$	$Hdom^2$	$Hdom^{0,5}$	$Hdom^{-1}$
G	$\ln(G)$	G^2	$G^{0,5}$	G^{-1}
V	$\ln(V)$	V^2	$V^{0,5}$	V^{-1}

Quadro 4 - Conjunto de Variáveis dependentes do modelo

Variáveis Independentes	Variáveis Independentes Transformadas			
	logaritmo Neperiano	Quadrado	Raiz	Inverso
<i>f_veg_2m</i>	<i>ln(f_veg_2m)</i>	<i>f_veg_2m</i> ²	<i>f_veg_2m</i>	<i>f_veg_2m</i>
<i>f_havg</i>	<i>ln(f_havg)</i>	<i>f_havg</i> ²	<i>f_havg</i>	<i>f_havg</i>
<i>f_tot</i>	<i>ln(f_tot)</i>	<i>f_tot</i> ²	<i>f_tot</i>	<i>f_tot</i>
<i>f_hstd</i>	<i>ln(f_hstd)</i>	<i>f_hstd</i> ²	<i>f_hstd</i>	<i>f_hstd</i>
<i>f_h10</i>	<i>ln(f_h10)</i>	<i>f_h10</i> ²	<i>f_h10</i>	<i>f_h10</i>
<i>f_h30</i>	<i>ln(f_h30)</i>	<i>f_h30</i> ²	<i>f_h30</i>	<i>f_h30</i>
<i>f_h50</i>	<i>ln(f_h50)</i>	<i>f_h50</i> ²	<i>f_h50</i>	<i>f_h50</i>
<i>f_h70</i>	<i>ln(f_h70)</i>	<i>f_h70</i> ²	<i>f_h70</i>	<i>f_h70</i>
<i>f_h90</i>	<i>ln(f_h90)</i>	<i>f_h90</i> ²	<i>f_h90</i>	<i>f_h90</i>
<i>f_p10</i>	<i>ln(f_p10)</i>	<i>f_p10</i> ²	<i>f_p10</i>	<i>f_p10</i>
<i>f_p30</i>	<i>ln(f_p30)</i>	<i>f_p30</i> ²	<i>f_p30</i>	<i>f_p30</i>
<i>f_p50</i>	<i>ln(f_p50)</i>	<i>f_p50</i> ²	<i>f_p50</i>	<i>f_p50</i>
<i>f_p70</i>	<i>ln(f_p70)</i>	<i>f_p70</i> ²	<i>f_p70</i>	<i>f_p70</i>
<i>f_p90</i>	<i>ln(f_p90)</i>	<i>f_p90</i> ²	<i>f_p90</i>	<i>f_p90</i>
<i>age</i>	<i>ln(age)</i>	<i>age</i> ²	<i>age</i>	<i>age</i>

Quadro 5 - Conjunto de Variáveis independentes do modelo.

Em seguida, utilizando-se o procedimento *stepwise* de regressão estatística, foram identificadas as variáveis que resultaram nas melhores relações estatísticas. Para tanto utilizou-se um nível de significância máximo de Prob. *F* superior a 0,25.

3.4.2 Ajuste de modelos tradicionais para obtenção de volume

A segunda etapa, após a análise de regressão *stepwise*, envolveu o ajuste de modelos biométricos florestais para estimação de volume. Foram ajustados os modelos de Schumacher, Schumacher & Hall, Clutter e Buckman, conforme apresentados no quadro 1.

Esses modelos foram ajustados pelo método de mínimos quadrados ordinários, buscando-se dentre as variáveis ALS identificadas na primeira etapa, aquelas que poderiam substituir as variáveis independentes convencionalmente recomendadas nos modelos florestais clássicos..

3.4.3 Avaliação dos modelos construídos e ajustados

A avaliação dos modelos ajustados considerou principalmente o desempenho dos seguintes parâmetros de regressão:

- i) Coeficiente de determinação ajustado (R^2), definido por DRAPER e SMITH (1981) como a medida da quantidade de variação em relação à média explicada pelo modelo ajustado;
- ii) Raiz quadrada do erro médio (RQEM), obtida conforme apresentado pela equação (3)

$$RQEM = \sqrt{\left(\frac{1}{n} * \sum (Y_i - \bar{Y}_i)^2\right)} \quad (11)$$

em que,

n = número de parcelas;

Y_i e \bar{Y}_i valores observados e preditos,

- iii) Raiz quadrada do erro médio, percentual (RQEM%);
- iv) Coeficiente de correlação entre valores observados e estimados (R_{xy}),
- v) Teste “F” de significância, no qual o valor de “F” é obtido pela razão entre a variância do modelo ou da regressão e a variância do erro experimental ou do resíduo;
- vi) Análise gráfica dos resíduos, com o objetivo de detectar possível tendenciosidade nas estimativas. Visando atender a esse pressuposto, foram plotados os resíduos das estimativas das variáveis de interesse sobre a variável de interesse, proporcionando uma melhor análise visual do comportamento desses resíduos ao longo do eixo da amplitude de predição das variáveis. Ahrens (1982) afirma que o exame visual do gráfico é uma opção informal e subjetiva para analisar a distribuição de resíduos de regressão, embora, em muitas investigações, seja suficiente para uma adequada avaliação.

4 RESULTADOS

4.1 AJUSTE EXPLORATÓRIO DE MODELOS EMPÍRICOS

4.1.1 Diâmetro médio.

Conforme esperado as variáveis calculadas pelo LASER permitiram prever a variável dependente diâmetro médio com elevado grau de confiabilidade. Foram selecionados durante o procedimento de regressão *stepwise* os cinco modelos que, para cada transformação da variável dependente, apresentaram o melhor desempenho em termos de R^2 e RQEM. Os resultados para esses modelos são apresentados a seguir.

4.1.1.1 Variável diâmetro médio não transformada.

O modelo que considera a variável dependente não transformada diâmetro médio utiliza duas variáveis independentes do conjunto de dados LASER, conforme apresentado na equação (12).

$$Dm = 3,1563 + 2,2856f_havg^{0,5} + 0,2102f_h10 + \varepsilon \quad (12)$$

O Quadro 6 apresenta os resultados obtidos para o modelo acima, o Gráfico 1 apresenta os dados observados em relação aos dados estimados pelo modelo e o Gráfico 2 apresenta o resíduo do modelo.

Diâmetro Médio (Dm)	
Indicador	Valor
R^2	0,890
Rxy	0,889
RQEM	0,782
RQEM%	0,040
Prob. > F	<0,001

Quadro 6 - Indicadores observados para o modelo ajustado diretamente para a variável, dependente, diâmetro médio.

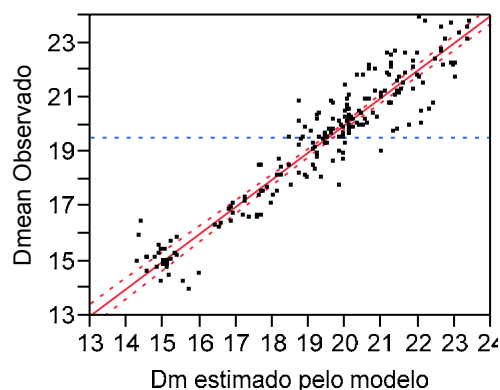


Gráfico 1 - Diâmetro médio observado em campo x Diâmetro médio estimado pelo modelo, valores em cm.

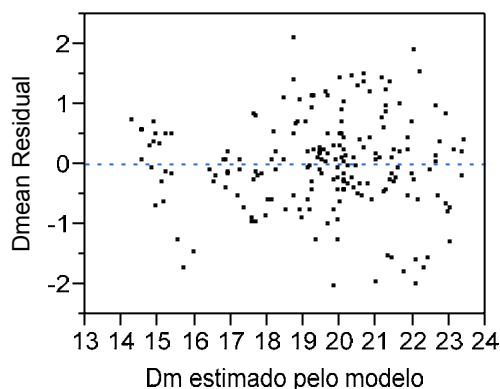


Gráfico 2 - Diâmetro médio Residual x Diâmetro médio estimado pelo modelo.

4.1.1.2 Logaritmo do diâmetro médio

O modelo que considera a variável dependente transformada em logaritmo do diâmetro médio utiliza as variáveis independentes f_{h30} e f_{p30}^{-1} do conjunto de dados LASER, conforme equação (13).

$$\ln(Dm) = 2,1903 + 0,0214f_{h30} + 7,4095f_{p30}^{-1} + \varepsilon \quad (13)$$

O Quadro 7 apresenta os resultados dos indicadores obtidos para o modelo acima, o gráfico 3 apresenta os dados observados em relação aos dados estimados pelo modelo e o gráfico 4 apresenta o resíduo do modelo pelo valor estimado.

Logaritmo do Diâmetro Médio (ln(Dm))	
Indicador	Valor
R ²	0,893
Rxy	0,892
RQEM	0,041
RQEM%	0,054
Prob. > F	<0,001

Quadro 7 - Indicadores observados para o modelo ajustado a partir da variável diâmetro médio transformada pelo logaritmo neperiano.

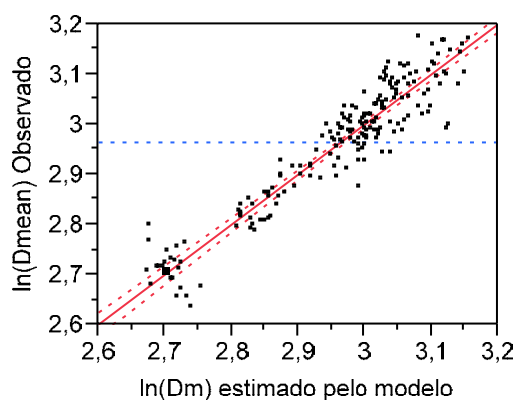


Gráfico 3 - Logaritmo do Diâmetro médio observado em campo x logaritmo do Diâmetro médio estimado pelo modelo, valores em ln(cm).

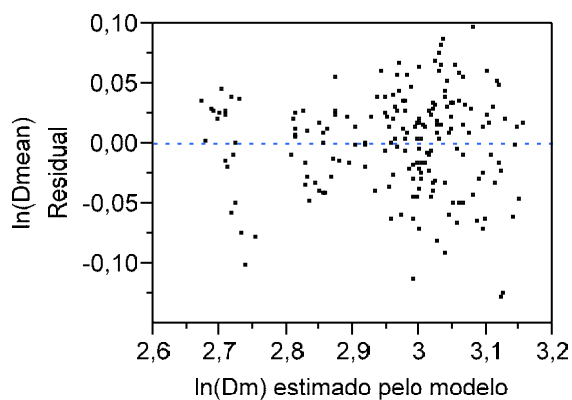


Gráfico 4 - Logaritmo do Diâmetro médio Residual x Logaritmo do Diâmetro médio estimado pelo modelo.

4.1.1.3 Quadrado do diâmetro médio

O modelo que considera a variável dependente transformada em quadrado do diâmetro médio utiliza o quadrado da variável independente f_h10 e raiz da variável f_havg do conjunto de dados LASER, conforme equação (14).

$$Dm^2 = -146,9541 + 0,1699f_h10^2 + 87,0616f_havg^{0,5} + \varepsilon \quad (14)$$

O Quadro 8 apresenta os resultados dos indicadores obtidos para o modelo acima, o gráfico 5 apresenta os dados observados em relação aos dados estimados pelo modelo e o gráfico 6 apresenta o resíduo do modelo pelo valor estimado.

Quadrado do Diâmetro Médio (Dm ²)	
Indicador	Valor
R ²	0,879
Rxy	0,878
RQEM	31,178
RQEM%	0,284
Prob. > F	<0,001

Quadro 8 - Indicadores observados para o modelo ajustado a partir da variável diâmetro médio transformada pelo quadrado.

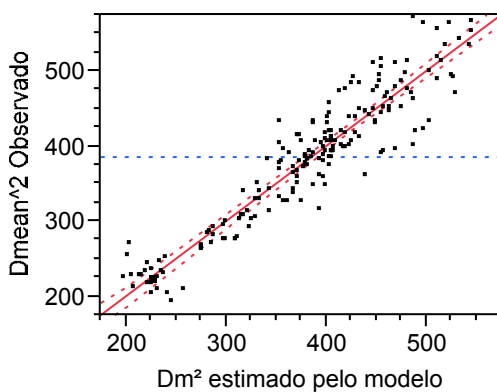


Gráfico 5 - Quadrado do Diâmetro médio observado em campo x quadrado do Diâmetro médio estimado pelo modelo, valores em cm²

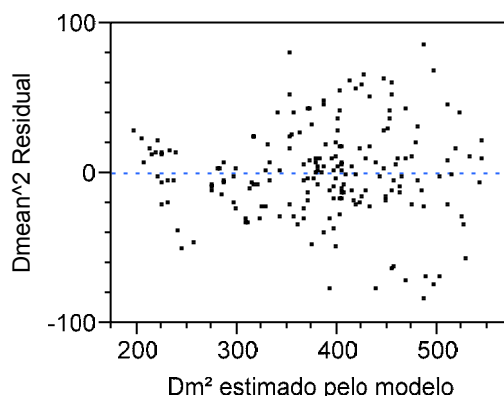


Gráfico 6 - Quadrado do Diâmetro médio Residual x Quadrado do Diâmetro médio estimado pelo modelo.

4.1.1.4 Raiz quadrada do diâmetro médio

O modelo que considera a variável dependente transformada em raiz quadrada do diâmetro médio utiliza duas variáveis independentes do conjunto de dados LASER (f_{h30} e f_{p30}^{-1}), conforme equação (15).

$$\sqrt{Dm} = 2,7121 + 0,0456f_{h30} + 17,7864f_{p30}^{-1} + \varepsilon \quad (15)$$

O Quadro 9 apresenta os resultados dos indicadores obtidos para o modelo acima, o gráfico 7 apresenta os dados observados em relação aos dados estimados pelo modelo e o gráfico 8 apresenta o resíduo do modelo pelo valor estimado.

Raiz Quadrada do Diâmetro Médio (Dm ^{0,5})	
Indicador	Valor
R ²	0,887
Rxy	0,886
RQEM	0,092
RQEM%	0,0004
Prob. > F	<0,001

Quadro 9 - Indicadores observados para o modelo ajustado a partir da variável diâmetro médio transformada pela raiz quadrada

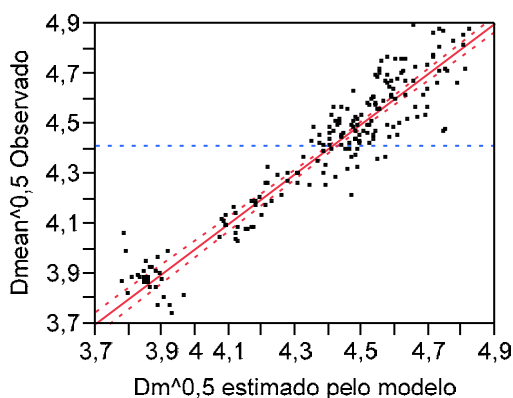


Gráfico 7 - Raiz Quadrada do Diâmetro médio observado em campo x raiz quadrada do Diâmetro médio estimado pelo modelo, valores em $\text{cm}^{0,5}$

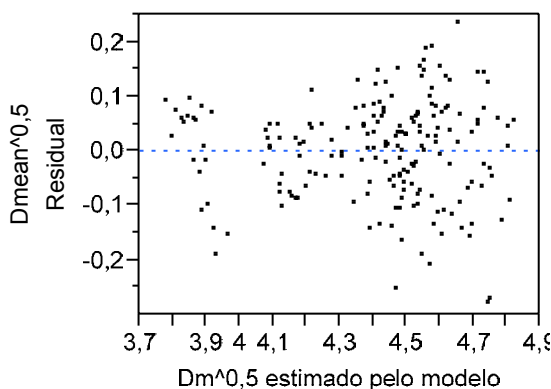


Gráfico 8 - Raiz Quadrada do Diâmetro médio Residual x Raiz quadrada do Diâmetro médio estimado pelo modelo

4.1.1.5 Inverso do diâmetro médio

O modelo que considera a variável dependente transformada em inverso do diâmetro médio utiliza as variáveis f_{h30} e f_{p90}^{-1} do conjunto de dados LASER, juntamente com o inverso da idade, conforme equação (16).

$$Dm^{-1} = 0,1901 - 0,000811f_{h30} - 11,0313f_{p90}^{-1} + 0,0263age^{-1} + \varepsilon \quad (16)$$

O Quadro 10 apresenta os resultados dos indicadores obtidos para o modelo acima, o gráfico 9 apresenta os dados observados em relação aos dados estimados pelo modelo e o gráfico 10 apresenta o resíduo do modelo pelo valor estimado.

Inverso Diâmetro Médio (Dm)	
Indicador	Valor
R ²	0,908
Rxy	0,907
RQEM	0,002
RQEM%	24,882
Prob. > F	<0,001

Quadro 10 - Indicadores observados para o modelo ajustado a partir da variável diâmetro médio transformada pelo inverso.

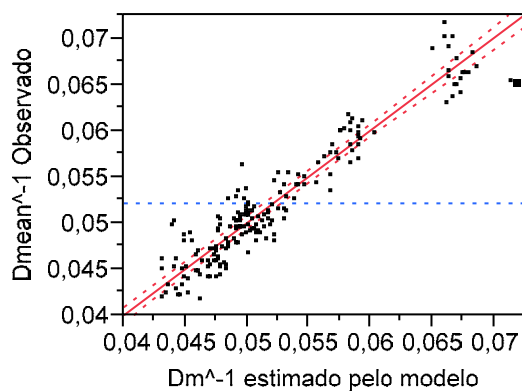


Gráfico 9 - Inverso do Diâmetro médio observado em campo x inverso do Diâmetro médio estimado pelo modelo, valores em cm^{-1}

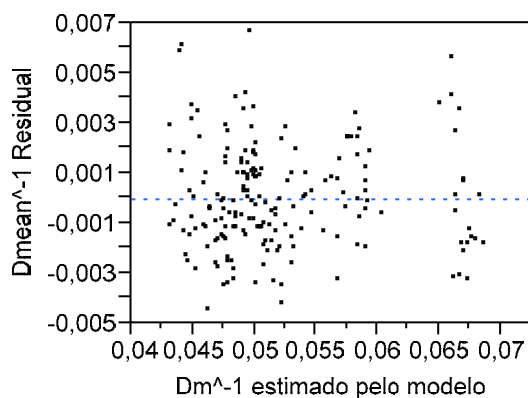


Gráfico 10 - Inverso do Diâmetro médio Residual x Inverso do Diâmetro médio estimado pelo modelo

4.1.2 Altura média

Os modelos para estimação de altura média do dossel da parcela foram os que apresentaram os melhores resultados, tendo em vista a direta relação entre a altura das árvores da parcela e a altura dos pontos observados pelo LASER. Os valores de R^2 variaram de 0,92 a 0,97 e os valores de RQEM% variaram de 0,0002 a 35,512. Os itens a seguir detalham os resultados dos modelos gerados.

4.1.2.1 Variável altura média não transformada

O modelo ajustado, que considera a variável dependente não transformada, altura média, utiliza duas variáveis independentes do conjunto de dados LASER, e dispensa idade conforme equação (17).

$$Hm = 35,0784 + 0,0051f_h90^2 - 259,0838f_h30^{-1} + \varepsilon \quad (17)$$

O Quadro 11 apresenta os resultados obtidos para o modelo acima, o Gráfico 11 apresenta os dados observados em relação aos dados estimados pelo modelo e o Gráfico 12 apresenta o resíduo do modelo.

Altura Média (Hm)	
Indicador	Valor
R^2	0,920
Rxy	0,919
RQEM	1,181
RQEM%	0,039
Prob. > F	<0,001

Quadro 11 - Indicadores observados para o modelo ajustado diretamente a partir da variável altura média

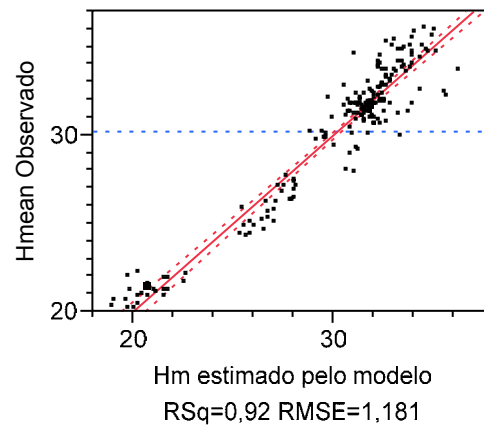


Gráfico 11 - Altura média observada em campo x Altura média estimada pelo modelo, valores em m

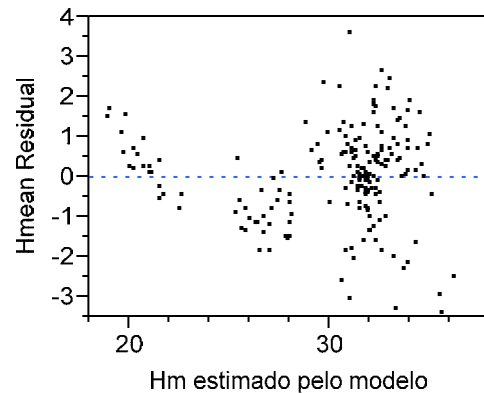


Gráfico 12 - Altura média Residual x Altura média estimada pelo modelo.

4.1.2.2 Logaritmo da altura média

O modelo que considera a variável dependente transformada em logaritmo da altura média utiliza três variáveis independentes do conjunto de dados LASER, conforme equação (18).

$$\ln(Hm) = 2,2664 + 0,0042f_h10 + 0,05365f_h50 - 0,00054f_h90 + \varepsilon \quad (18)$$

O Quadro 12 apresenta os resultados dos indicadores obtidos para o modelo acima, o Gráfico 13 apresenta os dados observados em relação aos dados estimados pelo modelo e o Gráfico 14 apresenta o resíduo do modelo pelo valor estimado.

Logaritmo da Altura Média (ln(Hm))	
Indicador	Valor
R ²	0,961
Rxy	0,960
RQEM	0,030
RQEM%	0,035
Prob. > F	<0,001

Quadro 12 - Indicadores observados para o modelo ajustado a partir da variável altura média transformada pelo logaritmo neperiano.

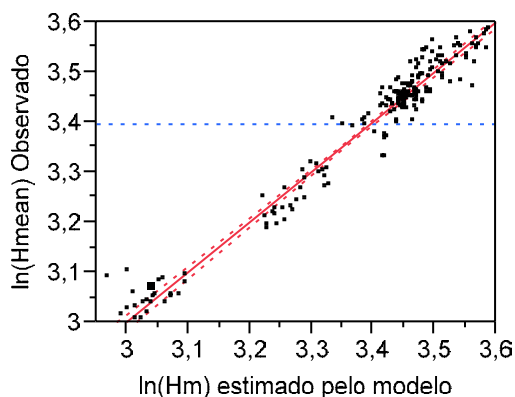


Gráfico 13 - Logaritmo da altura média observado em campo x logaritmo da altura média estimada pelo modelo, valores em ln(cm).

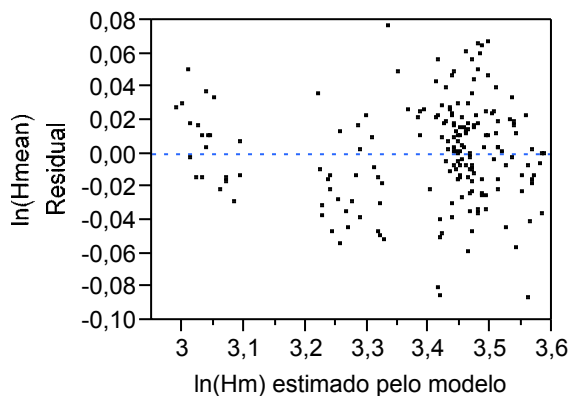


Gráfico 14 - Logaritmo da altura média residual x Logaritmo da altura média estimada pelo modelo

4.1.2.3 Quadrado da altura média

O modelo que considera a variável dependente transformada em quadrado da altura média utiliza duas variáveis independentes do conjunto de dados LASER, conforme equação (19).

$$Hm^2 = 326,6712 - 1,4791f_h90^2 + 2,3574f_h50^2 + \varepsilon \quad (19)$$

O Quadro 13 apresenta os resultados dos indicadores obtidos para o modelo acima, o Gráfico 15 apresenta os dados observados em relação aos dados estimados pelo modelo e o Gráfico 16 apresenta o resíduo do modelo pelo valor estimado.

Quadrado da Altura Média (Hm ²)	
Indicador	Valor
R ²	0,923
Rxy	0,922
RQEM	65,271
RQEM%	0,265
Prob. > F	<0,001

Quadro 13 - Indicadores observados para o modelo ajustado a partir da variável altura média transformada pelo quadrado do valor.

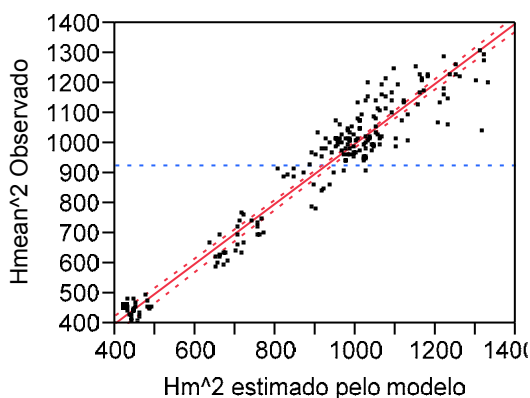


Gráfico 15 - Quadrado da altura média observado em campo x quadrado da altura média estimada pelo modelo, valores em cm²

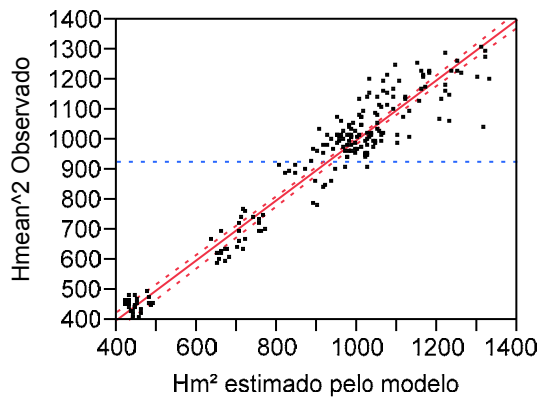


Gráfico 16 - Quadrado da altura média residual x quadrado da altura média estimada pelo modelo

4.1.2.4 Raiz quadrada da altura média

O modelo que considera a variável dependente transformada em raiz quadrada da altura média utiliza três variáveis independentes do conjunto de dados LASER, conforme equação (20).

$$\sqrt{Hm} = 1,5863 + 0,1973f_h90 + 0,00044f_h10^2 - 0,0025f_h90^2 + \varepsilon \quad (20)$$

O Quadro 14 apresenta os resultados dos indicadores obtidos para o modelo acima, o Gráfico 17 apresenta os dados observados em relação aos dados estimados pelo modelo e o Gráfico 18 apresenta o resíduo do modelo pelo valor estimado.

Raiz Quadrada da Altura Média (Hm0,5)	
Indicador	Valor
R ²	0,946
Rxy	0,945
RQEM	0,093
RQEM%	0,0003
Prob. > F	<0,001

Quadro 14 - Indicadores observados para o modelo ajustado a partir da variável altura média transformada pela raiz quadrada

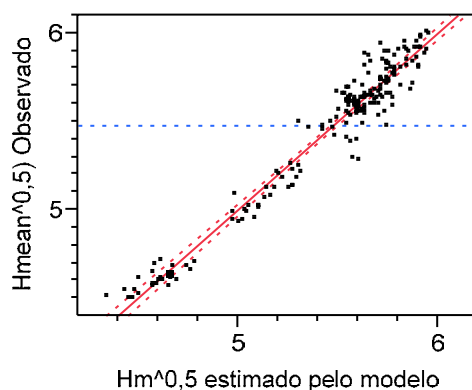


Gráfico 17 - Raiz quadrada da altura média observado em campo x raiz quadrada da altura média estimada pelo modelo, valores em $\text{cm}^{0,5}$

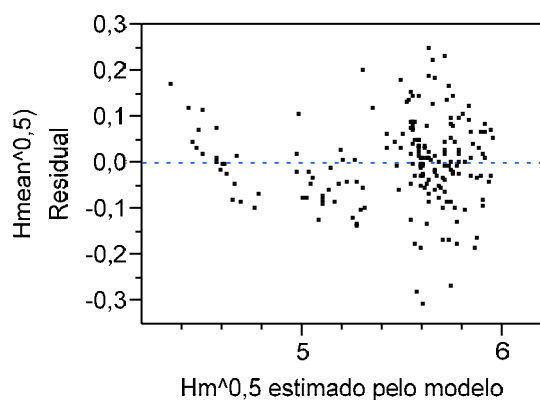


Gráfico 18 - Raiz quadrada da altura média residual x raiz quadrada da altura média estimada pelo modelo

4.1.2.5 Inverso da altura média

O modelo que considera a variável dependente transformada em inverso da altura média utiliza duas variáveis independentes do conjunto de dados LASER, conforme equação (21).

$$Hm^{-1} = 0,0794 - 0,002439f_h50 + 0,000025f_h90^2 + \varepsilon \quad (21)$$

O Quadro 15 apresenta os resultados dos indicadores obtidos para o modelo acima, o Gráfico 19 apresenta os dados observados em relação aos dados estimados pelo modelo e o Gráfico 20 apresenta o resíduo do modelo pelo valor estimado.

Inverso da Altura Média (Hm^{-1})	
Indicador	Valor
R^2	0,967
Rxy	0,966
RQEM	0,001
RQEM%	32,869
Prob. > F	<0,001

Quadro 15 - Indicadores observados para o modelo ajustado a partir da variável altura média transformada pelo inverso

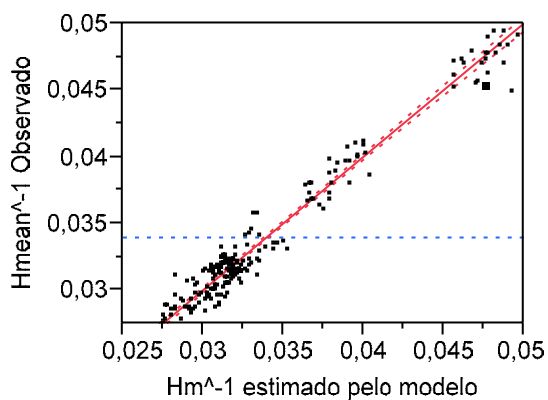


Gráfico 19 - Inverso da altura média observado em campo x inverso da altura média estimada pelo modelo, valores em cm^{-1}

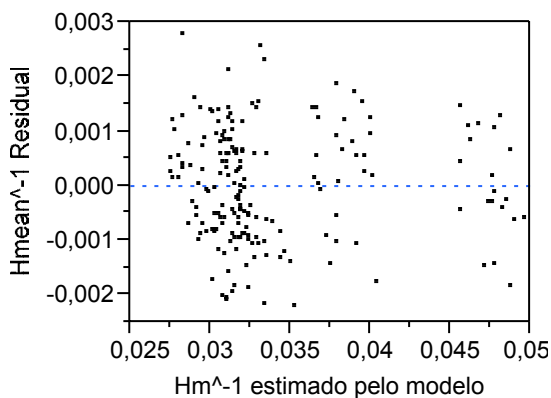


Gráfico 20 - Inverso da altura média residual x inverso da altura média estimada pelo modelo

4.1.3 Altura dominante

Assim como, os modelos para estimativa da altura média das árvores da parcela tiveram excelentes ajustes, os modelos gerados para estimar a altura dominante também apresentaram bom desempenho em termos dos indicadores estatísticos utilizados. Nota-se o predomínio dos percentis mais altos entre as variáveis explicativas, principalmente de f_{h90} . Os resultados para cada transformação da variável dependente são apresentados a seguir.

4.1.3.1 Variável altura dominante não transformada

O modelo que considera a variável dependente altura dominante utiliza uma variável independente do conjunto de dados LASER e a idade, como variáveis preditoras conforme equação (22).

$$Hdom = -48,1061 + 22,4331 \ln(f_{h90}) + 1,8378 age^{0,5} + \varepsilon \quad (22)$$

O Quadro 16 apresenta os resultados obtidos para o modelo acima, o Gráfico 11 apresenta os dados observados em relação aos dados estimados pelo modelo e o Gráfico 12 apresenta o resíduo do modelo.

Altura Dominante(Hdom)	
Indicador	Valor
R ²	0,959
Rxy	0,959
RQEM	1,047
RQEM%	0,031
Prob. > F	<0,001

Quadro 16 - Indicadores observados para o modelo ajustado diretamente a partir da variável altura dominante

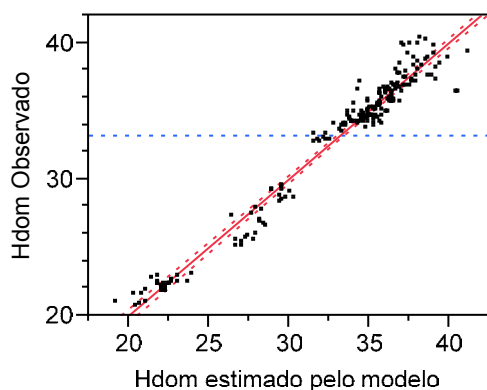


Gráfico 21 - Altura dominante observada em campo x Altura média estimada pelo modelo, valores em m.

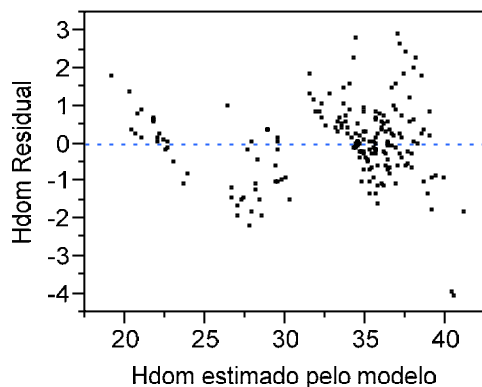


Gráfico 22 - Altura dominante Residual x Altura dominante estima pelo modelo.

4.1.3.2 Logaritmo da altura dominante

O modelo obtido pela variável dependente transformada em logaritmo da altura dominante utiliza uma variável independente do conjunto de dados LASER e a idade, como variáveis estimadoras conforme equação (23).

$$\ln(Hdom) = 0,5574 + 0,8507 \ln(f_h90) + 0,0047age + \varepsilon \quad (23)$$

O Quadro 13 apresenta os resultados dos indicadores obtidos para o modelo acima, o Gráfico 23 apresenta os dados observados em relação aos dados estimados pelo modelo e o Gráfico 24 apresenta o resíduo do modelo pelo valor estimado.

Logaritmo da Altura Dominante (ln(Hdom))	
Indicador	Valor
R ²	0,964
Rxy	0,964
RQEM	0,033
RQEM%	0,032
Prob. > F	<0,001

Quadro 17 - Indicadores observados para o modelo ajustado a partir da variável altura dominante transformada pelo logaritmo neperiano

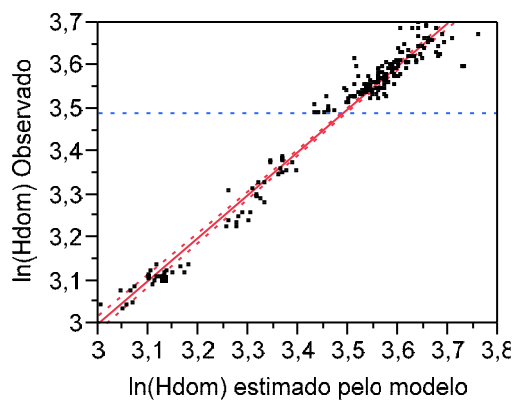


Gráfico 23 - Logaritmo da altura dominante observado em campo x logaritmo da altura dominante estimada pelo modelo, valores em ln(m)

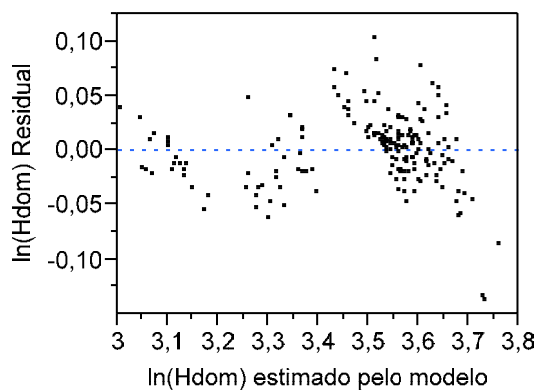


Gráfico 24 - Logaritmo da altura dominante residual x Logaritmo da altura dominante estimada pelo modelo.

4.1.3.3 Quadrado da altura dominante

O modelo que considera a variável dependente transformada em quadrado da altura dominante utiliza uma única variável independente do conjunto de dados LASER como estimadora do modelo, conforme equação (24) e dispensa a idade.

$$Hdom^2 = -692,9370 + 59,5949 f_h90 + \varepsilon \quad (24)$$

O Quadro 18 apresenta os resultados dos indicadores obtidos para o modelo acima, o Gráfico 25 apresenta os dados observados em relação aos dados estimados pelo modelo e o Gráfico 26 apresenta o resíduo do modelo pelo valor estimado.

Quadrado da Altura Dominante (Hdom ²)	
Indicador	Valor
R ²	0,940
Rxy	0,940
RQEM	77,346
RQEM%	0,261
Prob. > F	<0,001

Quadro 18 - Indicadores observados para o modelo ajustado a partir da variável altura dominante transformada pela quadrado

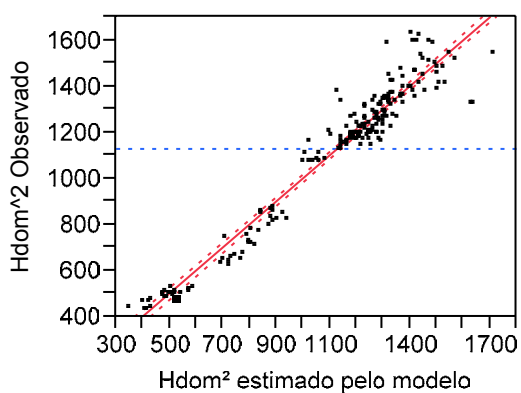


Gráfico 25 - Quadrado da altura dominante observado em campo x quadrado da altura dominante estimada pelo modelo, valores em m²

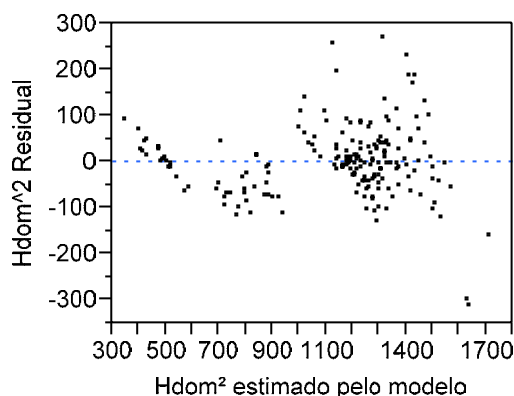


Gráfico 26 - Quadrado da altura dominante residual x quadrado da altura dominante estimada pelo modelo.

4.1.3.4 Raiz quadrada da altura dominante

O modelo que considera a variável dependente transformada em raiz quadrada da altura dominante utiliza uma única variável independente do conjunto de dados LASER, como estimadoras do modelo, conforme equação (25).

$$\sqrt{Hdom} = -2,6226 + 2,4576 \ln(f_h90) + \varepsilon \quad (25)$$

O Quadro 19 apresenta os resultados dos indicadores obtidos para o modelo acima, o Gráfico 27 apresenta os dados observados em relação aos dados estimados pelo modelo e o Gráfico 28 apresenta o resíduo do modelo pelo valor estimado.

Raiz Quadrada da Altura Dominante (Hdom ^{0,5})	
Indicador	Valor
R ²	0,960
Rxy	0,960
RQEM	0,094
RQEM%	0,0003
Prob. > F	<0,001

Quadro 19 - Indicadores observados para o modelo ajustado a partir da variável altura dominante transformada pela raiz quadrada

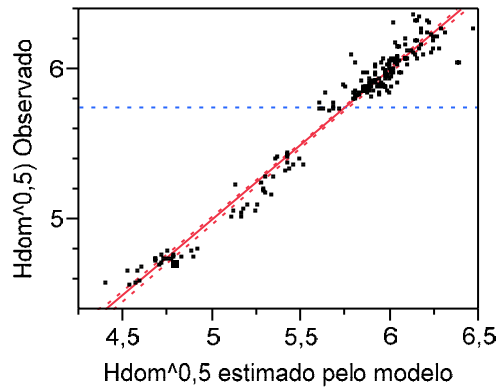


Gráfico 27 - Raiz quadrada da altura dominante observado em campo x raiz quadrada da altura dominante estimada pelo modelo, valores em $m^{0,5}$.

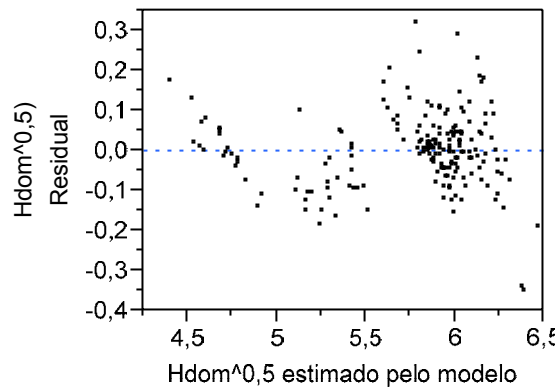


Gráfico 28 - Raiz quadrada da altura dominante residual x raiz quadrada da altura dominante estimada pelo modelo.

4.1.3.5 Inverso da altura dominante

O modelo que considera a variável dependente transformada em inverso da altura dominante utiliza uma única variável independente do conjunto de dados LASER e o inverso da idade, como variáveis estimadoras do modelo, conforme equação (26).

$$Hdom^{-1} = 0,0054 + 0,69f_h90^{-1} + 0,0140age^{-1} + \varepsilon \quad (26)$$

O Quadro 20 apresenta os resultados dos indicadores obtidos para o modelo acima, o Gráfico 29 apresenta os dados observados em relação aos dados estimados pelo modelo e o Gráfico 30 apresenta o resíduo do modelo pelo valor estimado.

Inverso da Altura Dominante (H_{dom}^{-1})	
Indicador	Valor
R^2	0,974
Rxy	0,974
RQEM	0,001
RQEM%	31,961
Prob. > F	<0,001

Quadro 20 - Indicadores observados para o modelo ajustado a partir da variável altura dominante transformada pelo inverso

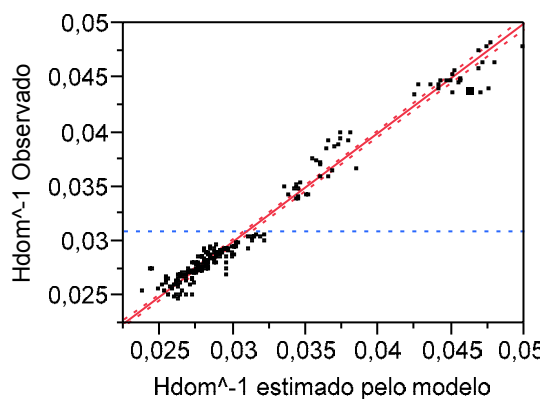


Gráfico 29 - Inverso da altura dominante observado em campo x inverso da altura dominante estimada pelo modelo, valores em m^{-1} .

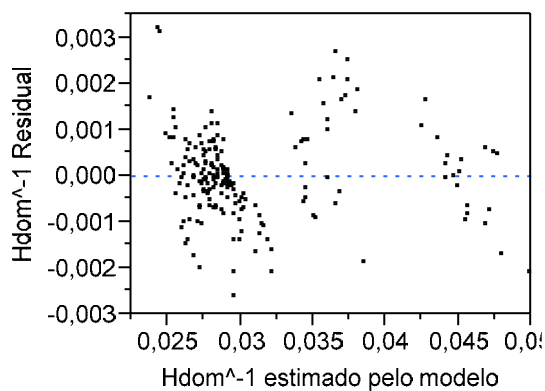


Gráfico 30 - Inverso da altura dominante residual x inverso da altura dominante estimada pelo modelo.

4.1.4 Área Basal.

Como esperado, os modelos gerados para área basal apresentam bons resultados, mas inferiores aos observados para os ajustes das variáveis envolvendo altura e diâmetro. Os resultados desses ajustes são apresentados nas próximas subseções.

4.1.4.1 Variável área basal não transformada

O modelo que considera a variável dependente não transformada área basal utiliza duas variáveis independentes do conjunto de dados LASER, conforme equação (27).

$$G = 3,8298 + 0,01152f_h10^2 + 0,0109f_h50^2 + \varepsilon \quad (27)$$

O Quadro 21 apresenta os resultados obtidos para o modelo acima, o Gráfico 31 apresenta os dados observados em relação aos dados estimados pelo modelo e o Gráfico 32 apresenta o resíduo do modelo.

Área Basal (B)	
Indicador	Valor
R ²	0,872
Rxy	0,870
RQEM	2,149
RQEM%	0,085
Prob. > F	<0,001

Quadro 21 - Indicadores observados para o modelo ajustado diretamente a partir da variável área basal

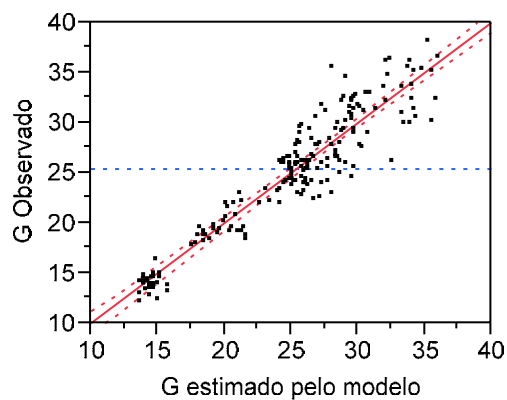


Gráfico 31 - Área basal observada em campo x Altura média estimada pelo modelo, valores em m²

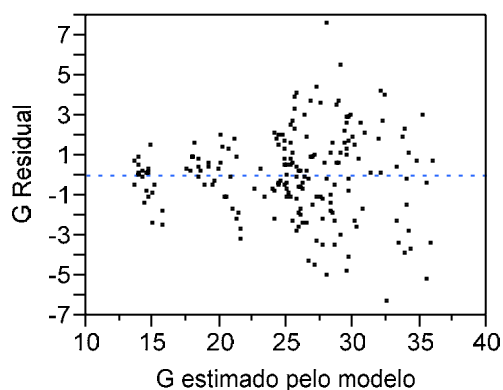


Gráfico 32 - Área basal Residual x Área basal estima pelo modelo.

4.1.4.2 Logaritmo da área basal

O modelo que considera a variável dependente transformada em logaritmo da área basal utiliza duas variáveis independentes do conjunto de dados LASER e a idade, como variáveis estimadoras conforme equação (28).

$$\ln(G) = 1,6152 + 0,5015 \ln(f_havg) + 0,00027 f_h10^2 - 1,1384 age^{-1} + \varepsilon \quad (28)$$

O Quadro 22 apresenta os resultados dos indicadores obtidos para o modelo acima, o Gráfico 33 apresenta os dados observados em relação aos dados estimados pelo modelo e o Gráfico 34 apresenta o resíduo do modelo pelo valor estimado.

Logaritmo da área basal (ln(B))	
Indicador	Valor
R ²	0,934
Rxy	0,933
RQEM	0,067
RQEM%	0,044
Prob. > F	<0,001

Quadro 22 - Indicadores observados para o modelo ajustado a partir da variável área basal transformada pelo logaritmo neperiano

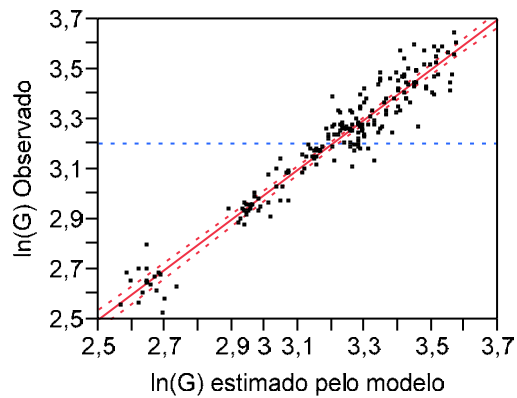


Gráfico 33 - Logaritmo da área basal observado em campo x logaritmo da área basal estimada pelo modelo, valores em $\ln(\text{m}^2)$.

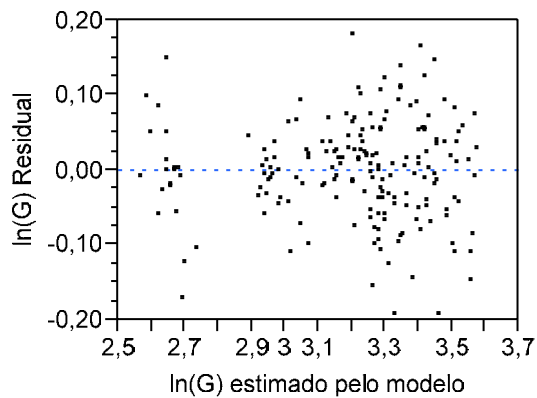


Gráfico 34 - Logaritmo da área basal residual x Logaritmo da área basal estimada pelo modelo.

4.1.4.3 Quadrado da área basal

O modelo que considera a variável dependente transformada em quadrado da área basal utiliza duas variáveis independentes do conjunto de dados LASER como variáveis estimadoras do modelo, conforme equação (29).

$$G^2 = -65,5542 + 0,6682f_havg^2 + 0,5288f_h10^2 + \varepsilon \quad (29)$$

O Quadro 23 apresenta os resultados dos indicadores obtidos para o modelo acima, o Gráfico 35 apresenta os dados observados em relação aos dados estimados pelo modelo e o Gráfico 36 apresenta o resíduo do modelo pelo valor estimado.

Quadrado da Área Basal (B^2)	
Indicador	Valor
R^2	0,873
R_{xy}	0,872
RQEM	105,740
RQEM%	0,395
Prob. > F	<0,001

Quadro 23 - Indicadores observados para o modelo ajustado a partir da variável área basal transformada pela quadrado

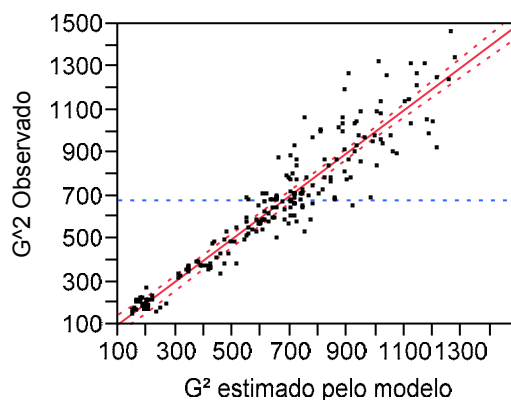


Gráfico 35 - Quadrado da área basal observado em campo x quadrado da área basal estimada pelo modelo, valores em $(m^2)^2$.

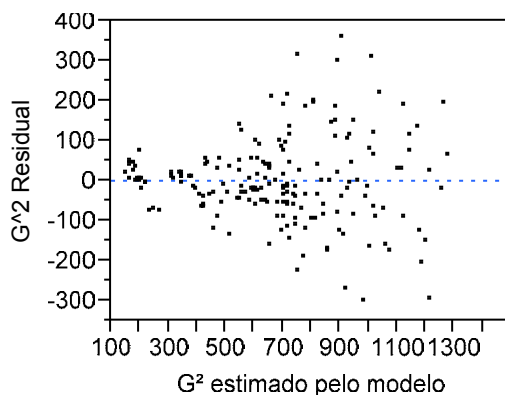


Gráfico 36 - Quadrado da área basal residual x quadrado da área basal estimada pelo modelo.

4.1.4.4 Raiz quadrada da área basal

O modelo que considera a variável dependente transformada em raiz quadrada da área basal utiliza três variáveis independentes do conjunto de dados LASER como variáveis estimadoras do modelo, conforme equação (30).

$$\sqrt{G} = -0,7303 + 0,0406f_h10 + 1,3322\ln(f_havg) + 0,2621\ln(age) + \varepsilon \quad (30)$$

O Quadro 25 apresenta os resultados dos indicadores obtidos para o modelo acima, o Gráfico 37 apresenta os dados observados em relação aos dados estimados pelo modelo e o Gráfico 38 apresenta o resíduo do modelo pelo valor estimado.

Raiz Quadrada da Área Basal (B ^{0,5})	
Indicador	Valor
R ²	0,921
Rxy	0,920
RQEM	0,174
RQEM%	0,0012
Prob. > F	<0,001

Quadro 24 - Indicadores observados para o modelo ajustado a partir da variável área basal transformada pela raiz quadrada

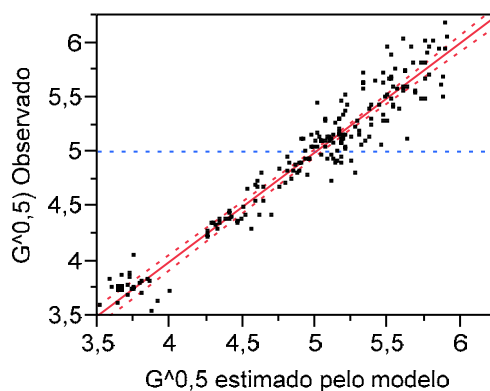


Gráfico 37 - Raiz quadrada da área basal observado em campo x raiz quadrada da área basal estimada pelo modelo, valores em (m²)^{0,5}.

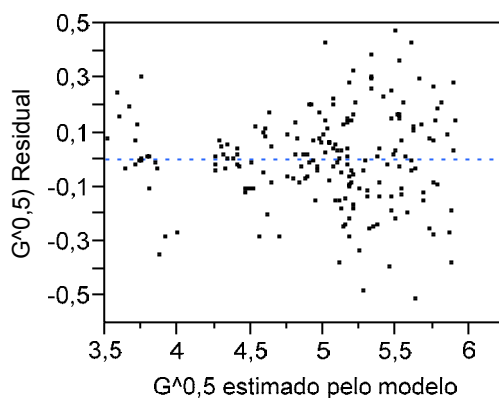


Gráfico 38 - Raiz quadrada da área basal residual x raiz quadrada da área basal estimada pelo modelo.

4.1.4.5 Inverso da área basal

O modelo que considera a variável dependente transformada em inverso da área basal utiliza três variáveis independentes do conjunto de dados LASER como variáveis estimadoras do modelo, conforme equação (30).

$$G^{-1} = 0,1265 + 1,5226f_veg_2m^{-1} + 0,0603age^{-1} - 0,0335 \ln(f_h30) + \varepsilon \quad (31)$$

O Quadro 25 apresenta os resultados dos indicadores obtidos para o modelo acima, o Gráfico 39 apresenta os dados observados em relação aos dados estimados pelo modelo e o Gráfico 40 apresenta o resíduo do modelo pelo valor estimado.

Inverso da Área Basal (B^{-1})	
Indicador	Valor
R ²	0,939
Rxy	0,938
RQEM	0,003
RQEM%	13,853
Prob. > F	<0,001

Quadro 25 - Indicadores observados para o modelo ajustado a partir da variável área basal transformada pelo inverso.

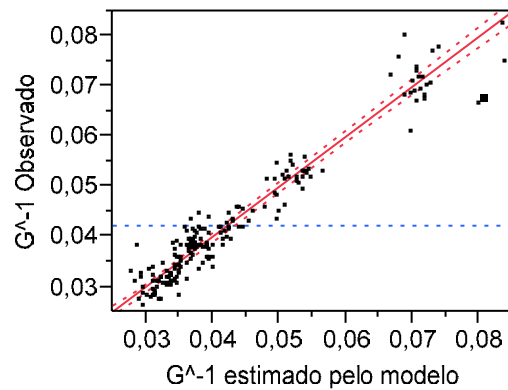


Gráfico 39 - Inverso da área basal observado em campo x inverso da área basal estimada pelo modelo, valores em $(m^2)^{-1}$.

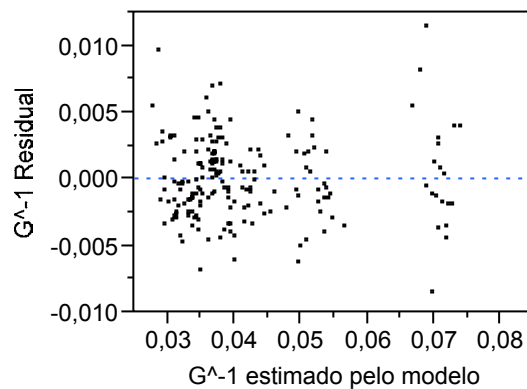


Gráfico 40 - Inverso da área basal residual x inverso da área basal estimada pelo modelo.

4.1.5 Volume

O modelo para volumetria apresenta maior uso e demanda entre os especialistas e profissionais da área de planejamento. Para esse fim, pode-se dizer que todos os demais ajustes seriam desnecessários, caso o volume pudesse ser estimado sem a necessidade de estimar diâmetro e altura médios ou área basal. A expectativa deste trabalho é encontrar bons resultados para o ajuste de volume em função das variáveis ALS. Essa expectativa foi atendida ao se observarem os valores de R^2 e RQEM% obtidos nos ajustes. As próximas seções detalham os resultados obtidos nesta primeira fase exploratória dos dados.

4.1.5.1 Variável volume não transformada

O modelo que considera a variável dependente, não transformada, volume aparece bem estimada a partir das variáveis independentes idade e f_h10 conforme equação (32).

$$V = -109,0335 + 26,3510age + 12,0332f_h10 + \varepsilon \quad (32)$$

O Quadro 26 apresenta os resultados obtidos para o modelo acima, o Gráfico 41 apresenta os dados observados em relação aos dados estimados pelo modelo e o Gráfico 42 apresenta o resíduo do modelo. Nota-se uma certa heterocedasticia nos resíduos.

Volume (V)	
Indicador	Valor
R ²	0,892
Rxy	0,891
RQEM	43,235
RQEM%	0,113
Prob. > F	<0,001

Quadro 26 - Indicadores observados para o modelo ajustado diretamente a partir da variável volume

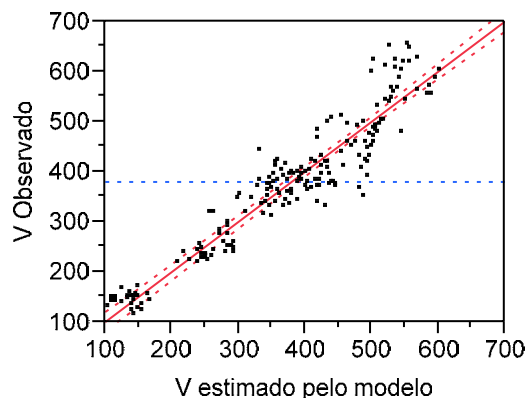


Gráfico 41 - Volume observado em campo x volume médio estimado pelo modelo, valores em m³.

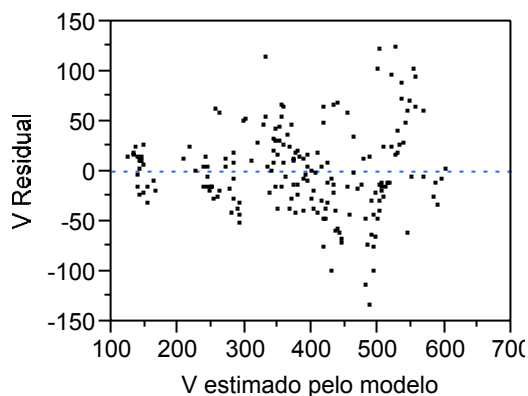


Gráfico 42 - Volume Residual x Volume estimado pelo modelo

4.1.5.2 Logaritmo do volume

O modelo que considera a variável dependente transformada em logaritmo do volume utiliza as variáveis independentes idade e f_h30 , f_p90 e a idade conforme equação (33). Neste caso a heterocedasticia observada no modelo anterior parece eliminada.

$$\ln(V) = -2,2803 + 0,0518f_h30 + 570,8012f_p90^{-1} + 0,2679\ln(age) + \varepsilon \quad (33)$$

O Quadro 27 apresenta os resultados dos indicadores obtidos para o modelo acima, o Gráfico 43 apresenta os dados observados em relação aos dados estimados pelo modelo e o Gráfico 44 apresenta o resíduo do modelo pelo valor estimado.

Logaritmo do Volume (ln(V))	
Indicador	Valor
R ²	0,957
Rxy	0,956
RQEM	0,085
RQEM%	0,003
Prob. > F	<0,001

Quadro 27 - Indicadores observados para o modelo ajustado a partir da variável volume transformada pelo logaritmo neperiano

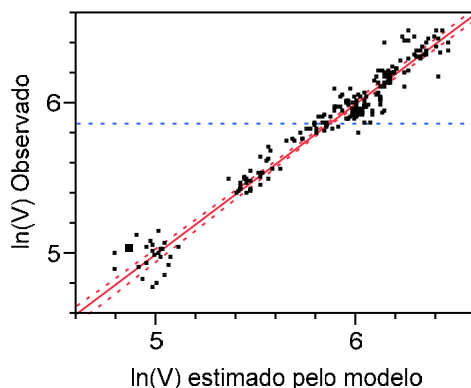


Gráfico 43 - Logaritmo do volume observado em campo x logaritmo do volume estimado pelo modelo, valores em $\ln(\text{m}^3)$.

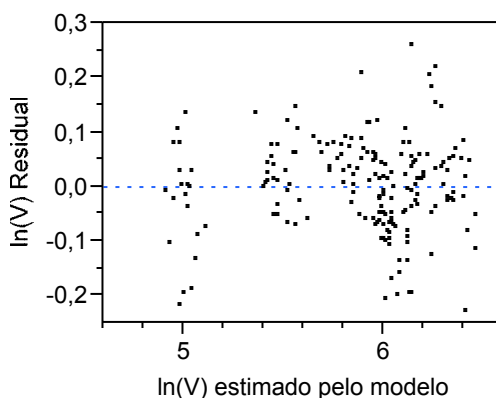


Gráfico 44 - Logaritmo do volume residual x Logaritmo do volume estimado pelo modelo.

4.1.5.3 Quadrado do volume

O modelo que considera a variável dependente transformada em quadrado do volume também utiliza apenas as variáveis independentes idade, f_{h30} e f_{havg} , conforme equação (34). Neste caso, a transformação reduz a qualidade do ajuste e resulta numa distribuição de resíduos também pouco adequada.

$$V^2 = -66130,4656 + 154,4381f_{havg}^2 + 126,7295f_{h10}^2 + 857,4360age^2 + \varepsilon \quad (34)$$

O Quadro 28 apresenta os resultados dos indicadores obtidos para o modelo acima, o Gráfico 45 apresenta os dados observados em relação aos dados estimados pelo modelo e o Gráfico 46 apresenta o resíduo do modelo pelo valor predito.

Quadrado do Volume (V^2)	
Indicador	Valor
R^2	0,870
R_{xy}	0,868
RQEM	36701,940
RQEM%	0,475
Prob. > F	<0,001

Quadro 28 - Indicadores observados para o modelo ajustado a partir da variável volume transformada pela quadrado

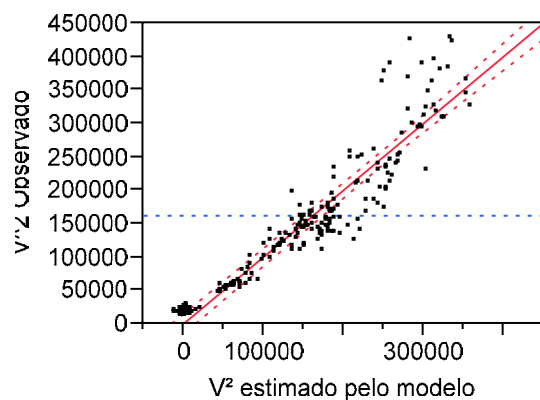


Gráfico 45 - Quadrado do volume observado em campo x quadrado do volume estimado pelo modelo, valores em $(m^3)^2$.

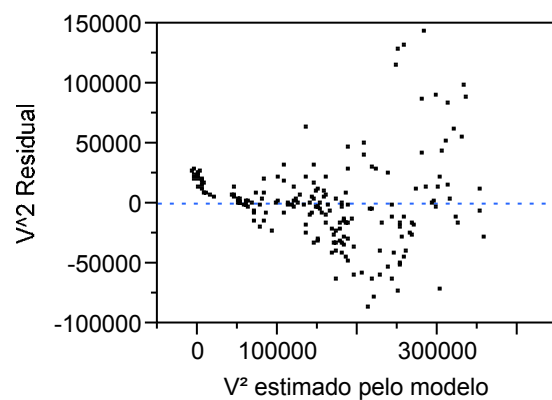


Gráfico 46 - Quadrado do volume residual x quadrado do volume estimado pelo modelo.

4.1.5.4 Raiz quadrada do volume

O modelo que considera a variável dependente transformada em raiz quadrada do volume utiliza as variáveis independentes idade, f_h30 , f_p30 e f_p90 conforme equação (35). Os resultados refletem um bom ajuste. Entretanto, permanece difícil encontrar algum indício de consistência quanto à preferência por um conjunto específico de variáveis ALS.

$$\sqrt{V} = -55,4043 + 0,0086f_h30^2 + 5740,5998f_p90^{-1} + 2,0216age^{0,5} + \varepsilon \quad (35)$$

O Quadro 29 apresenta os resultados dos indicadores obtidos para o modelo acima, o Gráfico 47 apresenta os dados observados em relação aos dados estimados pelo modelo e o Gráfico 48 apresenta o resíduo do modelo pelo valor estimado.

Raiz Quadrada do Volume ($V^{0,5}$)	
Indicador	Valor
R^2	0,943
Rxy	0,943
RQEM	0,849
RQEM%	0,002
Prob. > F	<0,001

Quadro 29 - Indicadores observados para o modelo ajustado a partir da variável volume transformada pela raiz quadrada.

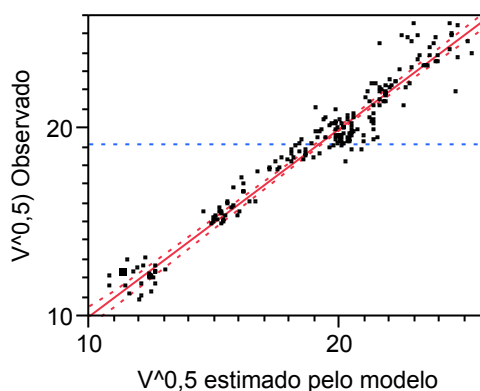


Gráfico 47 - Raiz quadrada do volume observado em campo x raiz quadrada do volume estimado pelo modelo, valores em $(m^3)^{0,5}$.

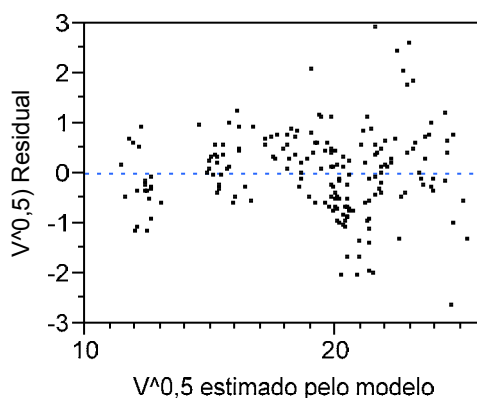


Gráfico 48 - Raiz quadrada do volume residual x raiz quadrada do volume estimado pelo modelo

4.1.5.5 Inverso do volume

O modelo que considera a variável dependente transformada em inverso do volume utiliza as variáveis independentes idade e f_h90 conforme equação (36). Neste ajuste observam-se evidências que permitem sustentar a hipótese de que o volume tem alta correlação com idade e altura das árvores mais altas. O aumento da amplitude dos resíduos (heterocedasticia) é observável, mas esperado dado o aumento mais do que proporcional na escala de medição do erro conforme o volume aumenta. O interessante é notar a concentração dos resíduos em faixas bem capturadas pelo ajuste e que representam mais claramente o efeito combinado da idade e das alturas das árvores dominantes.

$$V^{-1} = -0,00175 + 0,09667 f_h30^{-1} + 0,00762 age^{-1} + \varepsilon \quad (36)$$

O Quadro 30 apresenta os resultados dos indicadores obtidos para o modelo acima, o Gráfico 49 apresenta os dados observados em relação aos dados estimados pelo modelo e o Gráfico 50 apresenta o resíduo do modelo pelo valor estimado.

Inverso do Volume (V^{-1})	
Indicador	Valor
R^2	0,952
Rxy	0,951
RQEM	0,000
RQEM%	9,367
Prob. > F	<0,001

Quadro 30 - Indicadores observados para o modelo ajustado a partir da variável volume transformada pelo inverso.

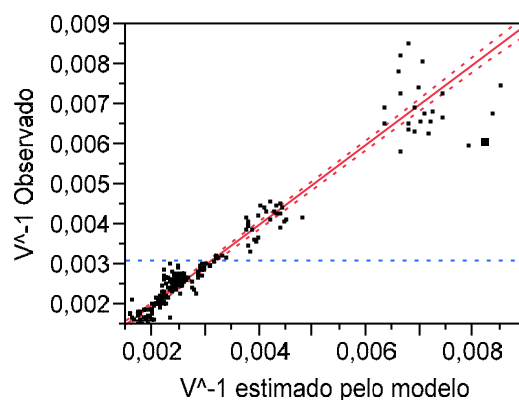


Gráfico 49 - Inverso do volume observado em campo x inverso do volume estimado pelo modelo, valores em $(m^3)^{-1}$.

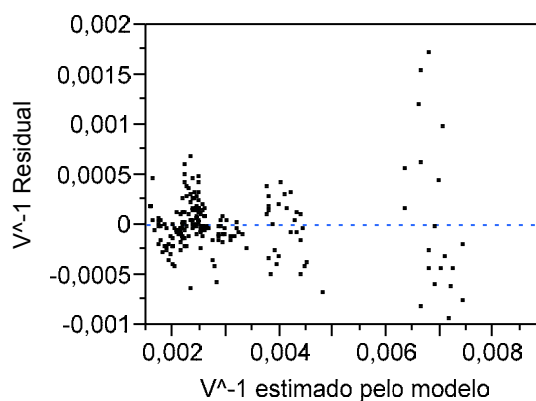


Gráfico 50 - Inverso do volume residual x inverso do volume estimado pelo modelo.

4.2 AJUSTE DE MODELOS BIOMÉTRICOS FLORESTAIS PARA VOLUME

A análise exploratória dos principais parâmetros florestais – diâmetro médio, altura média, altura dominante e área basal – permitiu identificar na seção anterior as observações ALS com maior potencial para se tornarem variáveis explicativas do parâmetro mais importante, volume. Nesta seção, analisa-se a possibilidade de substituir, em quatro modelos biométricos florestais consagrados, as variáveis preditivas tradicionais pelas mais promissoras variáveis ALS identificadas na seção anterior.

4.2.1 Modelo de Schumacher

O modelo de Schumacher, conforme apresentado no Quadro 1, possibilita fazer estimativas sobre o volume, apenas em função da idade da floresta. Entretanto, a inclusão de variáveis como altura total e altura dominante melhora significativamente esse tipo de modelo, conforme apresentado por Leite, et. AL 2003. Sendo assim, buscou-se dentre o conjunto de variáveis LASER, aquela que apresenta maior correlação com a altura dominante das parcelas, e verificou-se que a variável $\ln(f_h90)$, apresenta excelente correlação com o $\ln(Hdom)$ (Gráfico 51).

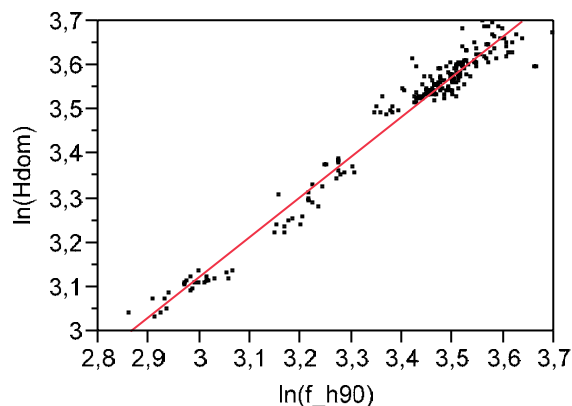


Gráfico 51 - Logaritmo da altura dominante em função de logaritmo de f_h90 , R^2 igual 0,96

Dessa maneira a variável $\ln(f_h90)$ foi incluída no modelo de Schumacher, com a finalidade de proporcionar um melhor ajuste do modelo. O resultado final desse procedimento foi a obtenção do modelo (37):

$$\ln(V) = 0,6880 + 1,2598 \ln(f_h90) + 0,3311 \text{age}^{0,5} + \varepsilon \quad (37)$$

O Quadro 31 apresenta os resultados obtidos para o modelo acima, o Gráfico 52 apresenta os dados observados em relação aos dados estimado pelo modelo e o Gráfico 2 apresenta o resíduo do modelo.

Volume (ln(V)) - Schumacher	
Indicador	Valor
R ²	0,9313
Rxy	0,9305
RQEM	0,1068
RQEM%	5,8715
Prob. > F	<0,001

Quadro 31 - Indicadores observados para o modelo ajustado de Schumacher

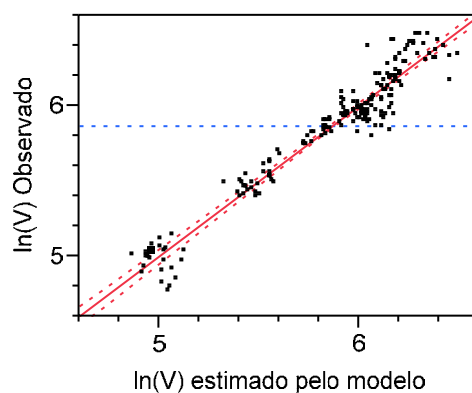


Gráfico 52 - Logaritmo do Volume observado em campo x Logaritmo do Volume estimado pelo modelo adaptado de Schumacher.

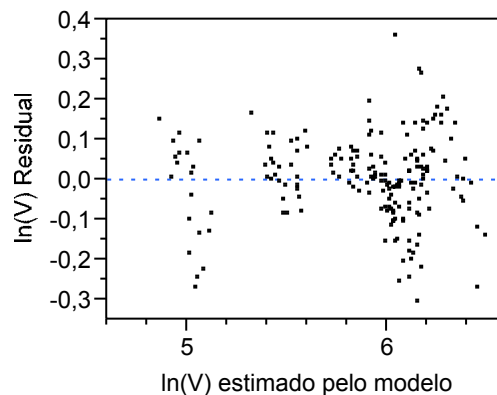


Gráfico 53 - Volume residual x volume estimada pelo modelo de Schumacher com as variáveis LASER.

4.2.2 Modelo de Schumacher & Hall

O modelo de Schumacher & Hall, é geralmente apresentado de duas formas principais, sendo uma em função do logaritmo do diâmetro e logaritmo da altura e outra uma combinação do quadrado do diâmetro multiplicado pela a altura, conforme apresentado no Quadro 1. Sendo assim, o primeiro passo para esse ajuste foi buscar dentre as variáveis LASER, quais poderiam substituir as variáveis do modelo.

A variável logaritmo do diâmetro ($\ln(Dm)$) foi melhor explicada pela variável f_h30 , registrando R^2 de 0,87 e RQEM% de 0,054. O Gráfico 54 ilustra a correlação quase que direta dessas duas variáveis.

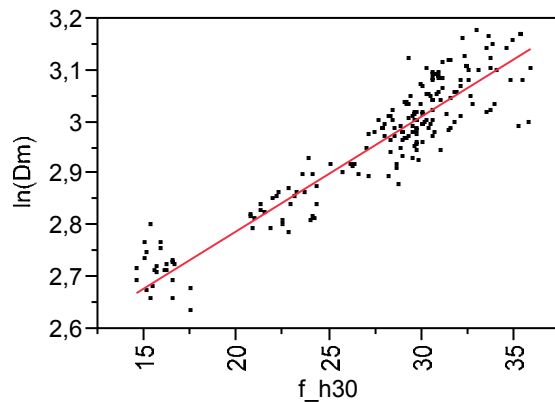


Gráfico 54 - Correlação entre logaritmo do diâmetro e o f_h30 , para efeito de substituição da variável diâmetro no modelo de Schumacher & Hall

A variável logaritmo da altura média ($\ln(Hm)$) foi melhor explicada pela variável $\ln(f_h90)$, registrando R^2 de 0,92 e RQEM% de 0,035. O Gráfico 55 ilustra a excelente correlação dessas duas variáveis.

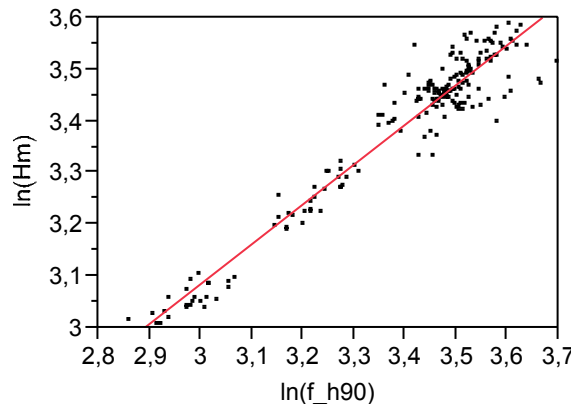


Gráfico 55 - Correlação entre logaritmo da altura média e o $\ln(f_h90)$, para efeito de substituição da variável altura média no modelo de Schumacher & Hall

A variável logaritmo do diâmetro ao quadrado vezes a altura ($\ln(Dm^2*H)$) foi melhor explicada pela variável f_h30 , registrando R^2 de 0,92 e RQEM% de 0,0001. O Gráfico 56 ilustra a excelente correlação dessas duas variáveis.

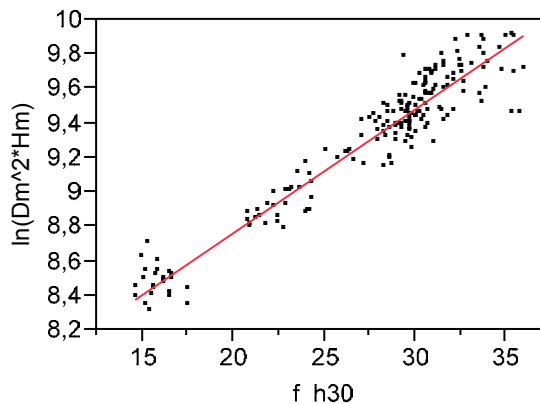


Gráfico 56 - Correlação entre logaritmo do diâmetro ao quadrado vezes a altura média ($\ln(Dm^2*Hm)$) em função de f_h30 , para efeito de substituição da variável $\ln(Dm^2*Hm)$ no modelo de Schumacher & Hall

Dessa forma é possível reescrever o modelo de Schumacher e Hall, em ambas as formas, utilizando-se as novas variáveis independentes, conforme apresentado no Quadro 32.

Modelos Originais	Modelos com variáveis Laser
(i) $\ln V = \beta_0 + \beta_1 \cdot \ln DAP + \beta_2 \cdot \ln H + \varepsilon$ (38)	$\ln V = \beta_0 + \beta_1 \cdot f_h30 + \beta_2 \cdot \ln(f_h90) + \varepsilon$ (39)
(ii) $\ln V = \beta_0 + \beta_1 \cdot \ln(DAP^2 * H) + \varepsilon$ (40)	$\ln V = \beta_0 + \beta_1 \cdot f_h30 + \varepsilon$ (41)

Quadro 32 - Modelos de Schumacher & Hall adaptados com as variáveis LASER

Utilizando-se os modelos apresentados no Quadro 32, procedeu-se o ajuste dos parâmetros das equações, obtendo-se modelos (42) e (43).

$$(i) \quad \ln V = +5,6508 + 0,1003 f_h30 - 0,7534 \ln(f_h90) + \varepsilon \quad (42)$$

$$(ii) \quad \ln V = 3,8197 + 0,0739 f_h30 + \varepsilon \quad (43)$$

O Quadro 33 apresenta os resultados obtidos para o modelo de Schumacher e Hall, tipo (i) e tipo (ii), o Gráfico 57 apresenta os dados observados em relação aos dados

estimado pelo modelo tipo (i) e o Gráfico 58 para o modelo tipo (ii) e o Gráfico 59 apresenta o resíduo do modelo tipo (i) e o Gráfico 60 para o modelo tipo (ii).

Volume (ln(V)) - Schumacher & Hall		
Indicador	Modelo tipo (i)	Modelo tipo (ii)
R ²	0,937	0,935
Rxy	0,936	0,934
RQEM	0,104	0,104
RQEM%	0,003	0,003
Prob. > F	<0,001	<0,001

Quadro 33 - Indicadores observados para os modelos ajustados de Schumacher & Hall

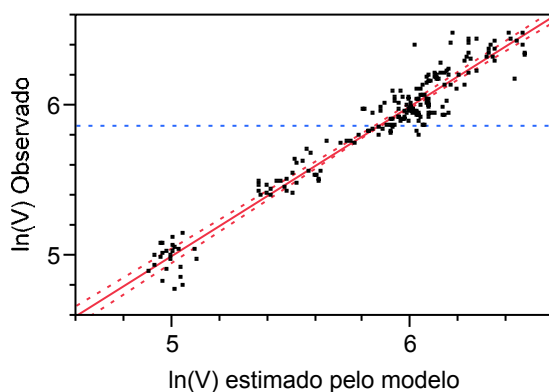


Gráfico 57 - Logaritmo do Volume observado em campo x logaritmo do volume estimado pelo modelo de Schumacher & Hall tipo (i), unidade em ln(m³)

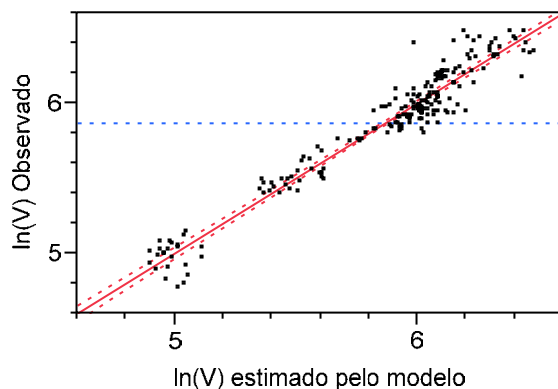


Gráfico 58 - Logaritmo do Volume observado em campo x logaritmo do volume estimado pelo modelo de Schumacher & Hall tipo (ii), unidade em ln(m³)

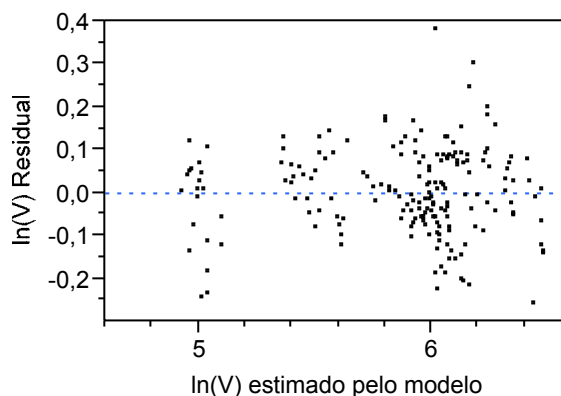


Gráfico 59 - Logaritmo do Volume residual x logaritmo do volume estimado pelo modelo de Schumacher & Hall tipo (i).

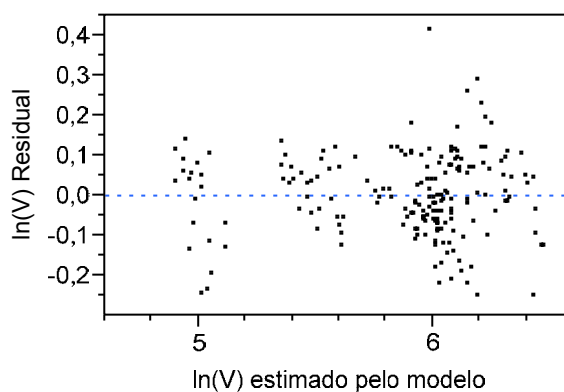


Gráfico 60 - Logaritmo do Volume residual x logaritmo do volume estimado pelo modelo de Schumacher & Hall tipo (ii).

4.2.3 Modelo de Clutter

O modelo de Clutter é um dos modelos mais difundidos entre as empresas florestais brasileiras. Esse modelo foi ajustado tendo como variáveis independentes aquelas provenientes do LASER que apresentaram bons resultados na fase exploratória.

Para tanto o primeiro passo, foi localizar dentre as variáveis LASER, quais poderiam substituir cada uma das variáveis do modelo de Clutter, que para efeito deste trabalho pode ser expresso conforme a equação (44).

$$\ln(V) = \beta_0 + \beta_1 S + \beta_2 I^{-1} + \beta_3 \ln(B) + \varepsilon \quad (44)$$

A variável Índice de Sítio foi obtida pelo método da curva guia, conforme apresentado por Leite 2006. Em seguida, procedeu-se à busca pela variável LASER que melhor a representaria.

A variável f_havg foi a que teve melhores resultados para expressar o Índice de Sítio, registrando R^2 de 0,36 e RQEM% de 0,047. O Gráfico 61 ilustra a correlação dessas duas variáveis.

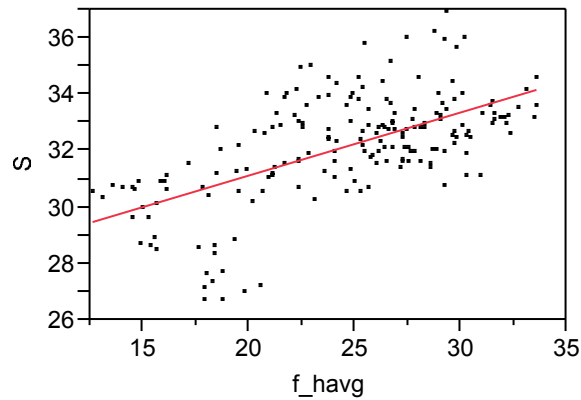


Gráfico 61 - Correlação entre o Índice de Sítio e f_havg , para efeito de substituição da variável Índice de Sítio no modelo de Clutter

A variável $f_h70^{0,5}$ foi a que teve melhores resultados para expressar o Logaritmo da Área Basal, registrando R^2 de 0,86 e RQEM% de 0,045. O Gráfico 62 ilustra a correlação dessas duas variáveis.

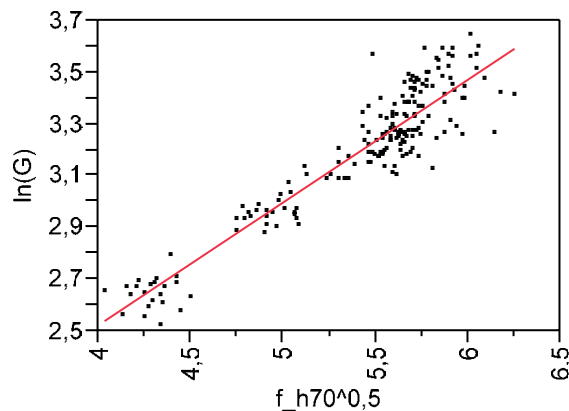


Gráfico 62 - Correlação entre Área Basal e $f_h70^{0,5}$, para efeito de substituição da variável Área Basal no modelo de Clutter

Dessa forma é possível reescrever o modelo de Clutter utilizando-se as novas variáveis independentes, conforme apresentado no Quadro 34.

Modelo Original	Modelo com as variáveis Laser
$\ln(V) = \beta_0 + \beta_1 S + \beta_2 I^{-1} + \beta_3 \ln(B) + \varepsilon$	$\ln(V) = \beta_0 + \beta_1 f_havg + \beta_2 I^{-1} + \beta_3 f_h70^{0,5} + \varepsilon$

Quadro 34 - Modelos de Clutter adaptado com as variáveis LASER

Utilizando-se o modelo apresentado no Quadro 34, procedeu-se ao ajuste dos parâmetros da equação, obtendo-se o modelo conforme equação (47).

$$\ln(V) = 4,3331 + 0,0274 f_havg - 2,1437 age^{-1} + 0,2208 f_h70^{0,5} + \varepsilon \quad (47)$$

O Quadro 35 apresenta os resultados obtidos para o modelo de Clutter, o Gráfico 63 apresenta os dados observados em relação aos dados estimados para esse modelo e o Gráfico 64 apresenta os resíduos.

Volume (ln(V)) – Clutter	
Indicador	Valor
R ²	0,9468
Rxy	0,9459
RQEM	0,09426
RQEM%	5,8715
Prob. > F	<0,001

Quadro 35 - Indicadores observados para os modelos ajustados de Clutter

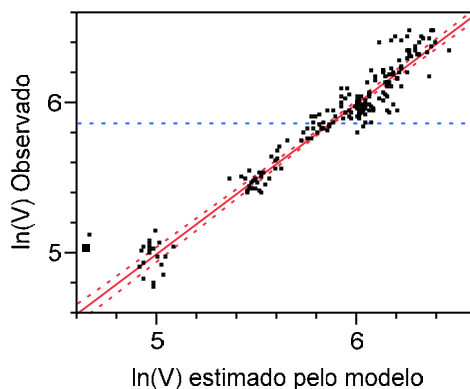


Gráfico 63 - Logaritmo do Volume observado em campo x logaritmo do volume estimado pelo modelo de Clutter, unidade em ln(m³).

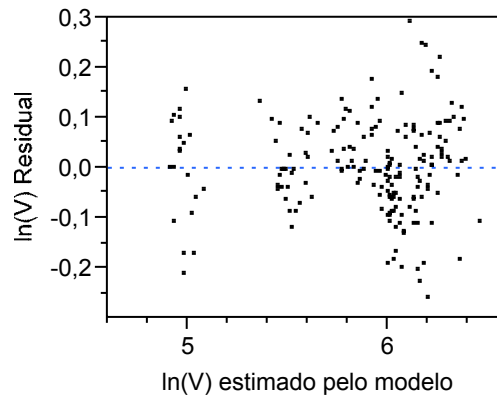


Gráfico 64 - Logaritmo do Volume residual x logaritmo do volume estimado pelo modelo de Clutter.

4.2.4 Modelo de Buckman

O modelo de Buckman, originalmente proposto para estimar incrementos na área basal, ajustado para estimar volume e para tanto sofreu uma adaptação em sua versão original. O modelo utilizado para o ajuste é apresentado na equação (48):

$$\ln(V) = \beta_0 + \beta_1 S + \beta_2 \frac{1}{I} + \beta_3 B_1 + \varepsilon \quad (48)$$

Do mesmo modo que para o modelo de Clutter, a variável f_{havg} foi a que teve melhores resultados para expressar o Índice de Sítio, registrando R^2 de 0,36 e RQEM% de 0,047. O Gráfico 61 ilustra a correlação dessas duas variáveis.

A variável f_{h10} foi a que teve melhores resultados para expressar a Área Basal, registrando R^2 de 0,82 e RQEM% de 0,098. O Gráfico 65 ilustra a correlação dessas duas variáveis.

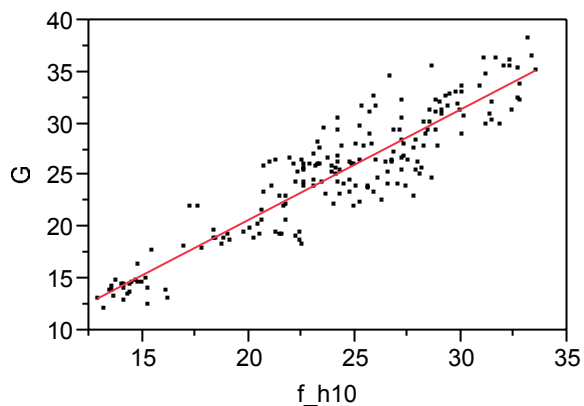


Gráfico 65 - Correlação entre Área Basal e f_{h10} , para efeito de substituição da

variável Área Basal no modelo de Buckman

Dessa forma é possível reescrever o modelo de Buckman utilizando-se as novas variáveis independentes, conforme apresentado no Quadro 36.

Modelo Original adaptado	Modelo com as variáveis Laser
$Ln(V) = \beta_0 + \beta_1 S + \beta_2 \frac{1}{I} + \beta_3 B_1 + \varepsilon$ <p>(49)</p>	$Ln(V) = \beta_0 + \beta_1 f_h10 + \beta_2 \frac{1}{I} + \beta_3 f_havg + \varepsilon$ <p>(50)</p>

Quadro 36 - Modelos de Buckman adaptado com as variáveis LASER

Utilizando-se o modelo apresentado no Quadro 36, procedeu-se ao ajuste dos parâmetros da equação, obtendo-se o modelo conforme equação (51).

$$\ln(V) = 5,1679 + 0,0262 f_havg - 2,5450 age^{-1} + 0,0187 f_h10 + \varepsilon \quad (51)$$

O Quadro 37 apresenta os resultados obtidos para o modelo de Buckman, o Gráfico 66 apresenta os dados observados em relação aos dados estimado para esse modelo e o Gráfico 67 apresenta o resíduo do modelo.

Volume (ln(V)) - Buckman	
Indicador	Valor
R ²	0,953
Rxy	0,952
RQEM	0,089
RQEM%	0,003
Prob. > F	<0,001

Quadro 37 - Indicadores observados para os modelos ajustados de Clutter

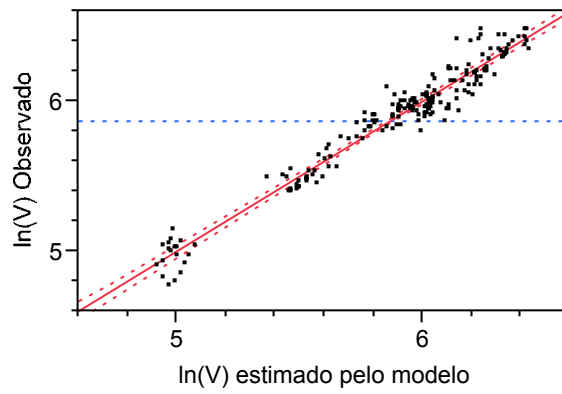


Gráfico 66 - Logaritmo do Volume observado em campo x logaritmo do volume estimado pelo modelo de Clutter, unidade em $\ln(\text{m}^3)$

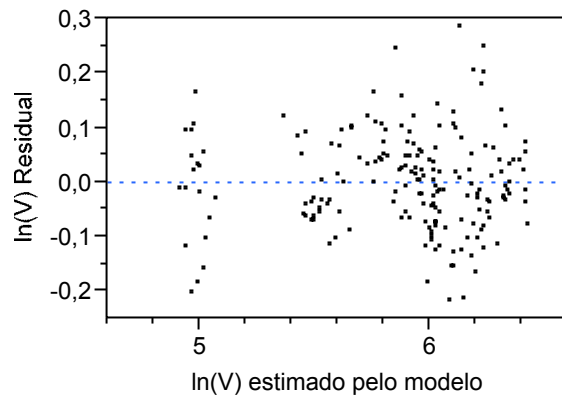


Gráfico 67 - Logaritmo do Volume residual x logaritmo do volume estimado pelo modelo de Clutter

4.3 SELEÇÃO FINAL DOS MODELOS

4.3.1 Diâmetro médio

O modelo para estimar o diâmetro que possui a melhor combinação R^2 e RQEM%, consiste no modelo da raiz quadrada do diâmetro, conforme pode ser verificado pela tabela 3.

Tabela 3- Comparação dos valores estatísticos de análise dos modelos para estimativa de diâmetro

Variável(Y)	R^2	Rxy	RQEM	RQEM%	Média	Modelo Recomendado
$D_{mean}^{0,5}$	0,887	0,886	0,092	0,0004	19,432	**
Dmean	0,890	0,889	0,782	0,040	19,506	
$\ln(D_{mean})$	0,893	0,892	0,041	0,054	19,356	
D_{mean}^2	0,879	0,878	31,178	0,284	19,645	
D_{mean}^{-1}	0,908	0,907	0,002	24,882	19,202	

4.3.2 Altura média

O modelo para estimar a altura média que possui a melhor combinação R^2 e RQEM%, consiste no modelo da raiz quadrada da altura média, conforme pode ser verificado pela tabela 4.

Tabela 4- Comparação dos valores estatísticos de análise dos modelos para estimativa da altura média

Variável(Y)	R^2	Rxy	RQEM	RQEM%	Média	Modelo Recomendado
$H_{mean}^{0,5}$	0,946	0,945	0,093	0,0003	30,033	**
$\ln(H_{mean})$	0,961	0,960	0,030	0,035	29,865	
Hmean	0,920	0,919	1,181	0,039	30,188	
H_{mean}^2	0,923	0,922	65,271	0,265	30,470	
H_{mean}^{-1}	0,967	0,966	0,001	32,869	29,509	

4.3.3 Altura dominante

O modelo para estimar a altura dominante que possui a melhor combinação R^2 e RQEM%, consiste no modelo da raiz quadrada da altura dominante, conforme pode ser verificado pela tabela 5.

Tabela 5- Comparação dos valores estatísticos de análise dos modelos para estimativa da altura dominante

Variável(Y)	R ²	Rxy	RQEM	RQEM%	Média	Modelo Recomendado
Hdom ^{0,5}	0,960	0,960	0,094	0,0003	33,020	**
ln(Hdom)	0,964	0,964	0,033	0,032	32,779	
Hdom	0,959	0,959	1,047	0,031	33,242	
Hdom ²	0,940	0,940	77,346	0,261	33,639	
Hdom ⁻¹	0,974	0,974	0,001	31,961	32,256	

4.3.4 Área Basal

O modelo para estimar a área basal que possui a melhor combinação R² e RQEM%, consiste no modelo da raiz quadrada da área basal, conforme pode ser verificado pela tabela 6.

Tabela 6- Comparação dos valores estatísticos de análise dos modelos para estimativa da área basal

Variável(Y)	R ²	Rxy	RQEM	RQEM%	Média	Modelo Recomendado
G ^{0,5}	0,921	0,920	0,174	0,001	24,967	**
ln(G)	0,934	0,933	0,067	0,044	24,567	
G	0,872	0,870	2,149	0,085	25,345	
G ²	0,873	0,872	105,740	0,395	26,034	
G ⁻¹	0,939	0,938	0,003	13,853	23,753	

4.3.5 Volume

Para realizar as estimativas de volume tanto os modelos empíricos exploratórios “raiz quadrada do volume” e “logaritmo do volume”, como os modelos biométricos florestais de Schumacher, Buckman e Clutter apresentam bons resultados para a combinação R² e RQEM%, conforme pode ser verificado na tabela 7. Sendo assim, esses cinco modelos poderiam ser utilizados na prática para realizar estimas de volumes.

Tabela 7- Comparação dos valores estatísticos de análise dos modelos para estimativa do volume

Variável(Y)	R ²	Rxy	RQEM	RQEM%	Média	Autor	Modelo Recomendado
V ^{0,5}	0,943	0,943	0,849	0,002	368,667	-	**
ln(V)	0,957	0,956	0,085	0,003	354,781	-	**
ln(V)	0,953	0,952	0,089	0,003	354,801	Buckman	**
ln(V)	0,947	0,946	0,094	0,003	354,781	Clutter	**
ln(V)	0,937	0,936	0,104	0,003	354,801	Schumacher & Hall	
ln(V)	0,935	0,934	0,104	0,003	354,801	Schumacher & Hall	
ln(V)	0,931	0,931	0,107	0,003	354,781	Schumacher	**
V	0,892	0,891	43,235	0,113	381,263	-	
V ²	0,870	0,868	36.701,940	0,475	403,064	-	
V ⁻¹	0,952	0,951	0,000	9,367	323,520	-	

5 Considerações Finais

Verificou-se que o uso da tecnologia ALS gera observações com alta capacidade preditiva para as variáveis usualmente calculadas em atividades de inventário florestal e analisadas neste trabalho: diâmetro médio, altura média, altura dominante, área basal e volume.

É importante destacar, que as variáveis LASER que tiveram maior contribuição para o modelo ajustado ao diâmetro médio foram: idade, f_{h90}^2 , f_{h30}^{-1} , f_{h10} , f_{h50} , age^{-1} , f_{h90} e f_{h50}^2 .

Para a altura média, dentre as variáveis LASER as melhores preditivas foram: $\ln(f_{h90})$, f_{h90} , f_{h90}^{-1} e age^{-1} . Apenas em um caso verificamos a idade contribuindo para o ajuste do modelo. Por outro lado, como se esperava as variáveis que expressam o percentil 90 apresentaram alta correlação com a altura dominante, sendo assim, foram verificadas em quase todos.

Dentre as variáveis LASER que melhor explicam o modelo para área basal, destacaram-se a classe de idade, transformada pelo logaritmo f_{h10}^2 , f_{h50}^2 , $\ln(f_{havg})$, age^{-1} , f_{h10}^2 , f_{havg}^2 , f_{h10} , $\ln(age)$, $f_{veg_2m}^{-1}$ e $\ln(f_{h30})$.

Quanto aos modelos volumétricos, seria recomendável dar preferência à utilização dos modelos convencionais já consagrados na área de biometria e inventário florestal. Os modelos de Clutter e Buckman apresentaram bons resultados em termos dos indicadores analisados, sendo assim, seriam os mais recomendados. O modelo de Clutter utilizou as variáveis: idade, f_{havg} e f_{h70} , e o modelo de Buckman: idade, f_{havg} e f_{h10} .

Complementarmente, o modelo de Schumacher também apresentou bons resultados em termos dos indicadores analisados. É importante destacar que as variáveis preditivas nesse modelo, f_{h90} e idade, têm justificativa biológica muito forte para se relacionarem com volume, provendo a esse modelo uma sustentação teórica que o diferencia dos demais modelos. Além disso, esse modelo utiliza poucas variáveis preditivas, ou seja, é um modelo parcimonioso e relativamente simples de ser aplicado. Por esses motivos, este modelo seria o mais recomendável para realização das estimativas volumétricas exploradas neste trabalho.

Recomenda-se que, dando continuidade a este trabalho, se estude a possibilidade serem analisadas as árvores individualmente. Para tanto seria necessária a aplicação de algoritmos já existentes ou a elaboração de um novo algoritmo, que pudesse realizar a modelagem dos dados de modo a se obterem resultados para árvores individuais da parcela. Acredita-se que essa modelagem traga resultados ainda melhores para as estimativas das variáveis de interesse do inventário florestal. Entretanto essa linha de pesquisa exige avançados conhecimentos em modelagem e geração de algoritmos para tratamento de dados da tecnologia ALS, bem como, grande suporte computacional.

Referências

- BEVEN, K. J. et al. User's guide to the distributions versions. CRES Technical Report. TR 110.2. Lancaster University, 1995. p. 26
- CALEGARIO, N., DANIELS R. F., MAESTRI, R., NEIVA, R. Modeling dominant height growth based on nonlinear mixed-effects model: a clonal Eucalyptus plantation case study. **Forest Ecology and Management**, New York, v. 204, n. 1, p. 11 – 21, Jan. 2005.
- COUTO, H. T. Z. Sistemas Integrados de Levantamentos Florestais.. In: SIMPÓSIO SOBRE INVENTÁRIO FLORESTAL, 2. 1984. Piracicaba. **Anais...** Piracicaba: IPEF, 1984, 131p.
- DAVIS, L.S.; JOHNSON K.N. Forest management 3ed. New York; McGraw-Hill, 1987. 789p.
- DUBAYAH, R. O.; KNOX, R. G.; HOFTON, M. A.; BLAIR, J. B.; DRAKE, J. B. Land surface characterization using LiDAR remote sensing. In: HILL, M.; ASPINALL, R. (Ed.). Spatial Information for Land Use Management. Singapore: International Publishers Direct, 2000. p.25-38.
- DUBAYAH, R.; DRAKE, J. 2000. LiDAR Remote Sensing for forestry applications. **Journal of forestry**, Maryland, v. 98,n.1, p. 44-46.
- LEFSKY, M. A., COHEN, W. B., ACKER, S. A., PARKER, G. G., SPIES, T. A., AND HARDING, D. Lidar Remote Sensing of the Canopy Structure and Biophysical Properties of Douglas-Fir Western Hemlock Forests. **Remote Sensing Environment**, New York, v. 70, n. 3, p. 339 – 361, Dec. 1999.
- LEFSKY, M. A., COHEN, W.B., SPIES, T. A. An evaluation of alternate remote sensing products for forest inventory, monitoring, and mapping of Douglas-fir forests in western Oregon. **Canadian Journal of Forest Research**, Toronto, v. 31, n. 3, p. 78 – 87, Dec. 2000.
- LEITE,H.G. CAMPOS,J.C.C.; **Mensuração florestal: perguntas e respostas**. 2ed. Viçosa: UFV, 2006. 407p.
- MACEDO, R.C. **Prognose madeireira de plantio clonal de *Eucalyptus spp.* Através de dados derivados de LiDAR aerotransportado**. 2009. 133p. Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais – Ministério da Ciência e Tecnologia. São José dos Campos, 2009.

MALTAMO, M., EERIKÄINEN, K., PACKALÉN, P., HYYPPÄ, J. Estimation of stem volume using laser scanning-based canopy height metrics. **Forestry**, Oxford, v. 79, n. 2, p. 217 – 229, Fev. 2006.

MEANS J. E., ACKER S. A., HARDING D. J., BLAIR J. B., LEFSKY M. A., COHEN W. B., HARMON M. E., AND MCKEE W. Scanning Airborne Lidar to Estimate Forest Stand Characteristics.. **Remote Sensing Environment**, New York, v. 67, n. 3, p. 298 – 308, Mar. 1999.

NÆSSET, E. Estimating Timber Volume of Forest Stands Using Airborne Laser Scanner Data. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 61, n. 3, p. 246 – 253, Nov. 1997.

NÆSSET, E. Practical Large-scale Forest Stand Inventory Using a Smallfootprint Airborne Scanning Laser. **Scandinavian Journal of Forest Research**, Oslo, v. 19, n. 2, p. 164 – 179, Mar. 2004.

NÆSSET, E. Practical Large-scale Forest Stand Inventory Using a Smallfootprint Airborne Scanning Laser. **Scandinavian Journal of Forest Research**, Oslo, v. 19, n. 6, p. 482 – 499, Dec. 2004.

NÆSSET, E. Airborne laser scanning as a method in operational forest inventory: Status of accuracy assessments accomplished in Scandinavia. **Scandinavian Journal of Forest Research**, Oslo, v. 22, n. 5, p. 433 – 442, Oct. 2007.

NILSSON, M. Estimation of tree heights and stand volume using an airborne lidar system. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 56, n.1, p. 1 – 7, Apr. 1996

PACKALÉN, P. **Using Airborne Laser Scanning Data and Digital Aerial Photographs to Estimate Forest Growing Stock**. 2006. 30p. Licentiate thesis (Master in Forest Planning and Economics) Faculty of Forestry – University of Joensuu. Joensuu, 2006.

RIEGER, W., ECKMÜLLNER, O., MÜLLNER, H., & REITER, T. (1999). Laser-scanning from the derivation of forest stand parameters. ISPRS workshop: Mapping forest structure and topography by airborne and spaceborne lasers, La Jolla, CA.

RIEGER, W., ECKMÜLLNER, O., MÜLLNER, H., REITER, T.. Laser-scanning from the derivation of forest stand parameters In: ISPRS workshop: Mapping forest structure and topography by airborne and spaceborne lasers. 1999. La Jolla. **Anais...** La Jolla: ISPRS, 1999, 7p.

SANQUETTA, C. R., REZENDE, A. V., GAIAD, D., SCHAAF, L. B., ZAMPIER, A. C., ARCE, J. E. Produção de madeira para celulose em povoamentos de *Pinus taeda* submetidos a diferentes densidades de plantio e regimes de desbaste: abordagem experimental. **Cerne**, Lavras, v. 10, n. 2, p. 154 – 166, Jul. 2004.

SANTANA, C. MELLO, A. A., EISFELD, R. L., SANQUETTA, C. R., Sistema de equações para simulação do crescimento e da produção em povoamentos de *Eucalyptus grandis* hill ex maiden. sem desbaste baseado no modelo de Clutter. **Ambiência Guarapuava**, Guarapuava, v. 1, n. 2, p. 239-256, Jul. 2005

SCOLFORO, J. R. S. **Modelagem do crescimento e da produção de florestas plantadas e nativas**. Lavras: Universidade Federal de Lavras, 1998. 463p.

STAPE, J.L. **Production ecology of clonal Eucalyptus plantations in northeastern Brazil**. 2002. 225p. PhD Thesis (Degree of Doctor of Philosophy) Colorado State University. Fort Collins, 2002.

ZAKIA, M. J. B.; FERRAZ, F. F. B.; RIGNETO, A. M.; LIMA, W. P. Delimitação da Zona Ripária em uma Microbacia (Cap. VII). In: LIMA, W. P.; ZAKIA, M. J. B (orgs). *As Florestas Plantadas e a Água – Implementando o Conceito de Microbacia Hidrográfica como Unidade de Planejamento*. CNPQ. São Carlos. Rima. 2006. 226p.

WACK, R., SCHARDT, M., BARRUCHO, L., LOHR, U. OLIVEIRA, T. Forest inventory for eucalyptus plantations based on airborne laserscanner data. In: PROCEEDINGS OF THE ISPRS WORKING GROUP III/3 WORKSHOP 3-D RECONSTRUCTION FROM AIRBORNE LASERSCANNER AND INSAR DATA. 2003. Dresden. **Anais...** Dresden: ISPRS, 2003, 7p.

SBS – Sociedade Brasileira de Silvicultura. Dado extraído da webpage <http://www.sbs.org.br> em 20 de março de 2006.

IPEF – Instituto de Pesquisas e Estudos Florestais. Dado extraído da webpage http://www.ipef.br/mct/MCT_05.htm em 20 de março de 2006.