

MARCOS VINICIUS GIONGO ALVES

ESTIMATIVA DE VARIÁVEIS FLORESTAIS COM PERFILAMENTO A LASER (LiDAR)

Tese apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Florestal, do Setor de Ciências Agrárias da Universidade Federal do Paraná, como parte dos requisitos para obtenção do título de Doutor em Ciências Florestais

Orientador:

Prof. Dr. Henrique Soares Koehler

Co-Orientadores:

Prof. Dr. Sebastião do Amaral Machado

Prof. Dr. Flávio Felipe Kirchner

CURITIBA

2010

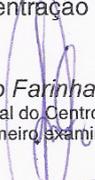


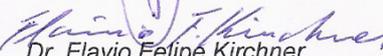
Universidade Federal do Paraná
Setor de Ciências Agrárias - Centro de Ciências Florestais e da Madeira
Programa de Pós-Graduação em Engenharia Florestal

PARECER

Defesa nº. 850

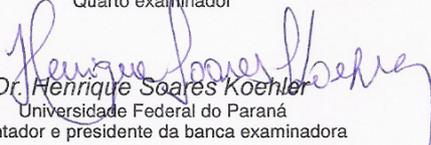
A banca examinadora, instituída pelo colegiado do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Florestal, do Setor de Ciências Agrárias, da Universidade Federal do Paraná, após argüir o(a) doutorando(a) *Marcos Vinicius Giongo Alves* em relação ao seu trabalho de tese intitulado "**Estimativa de variáveis florestais com perfilamento LASER (LiDAR)**", é de parecer favorável à **APROVAÇÃO** do(a) acadêmico(a), habilitando-o(a) ao título de *Doutor* em Engenharia Florestal, área de concentração em MANEJO FLORESTAL.


Dr. Luciano Farinha Watzlawick
Universidade Estadual do Centro Oeste - UNICENTRO
Primeiro examinador


Dr. Flavio Felipe Kirchner
Instituto de Ecologia Terrestre
Segundo examinador


Dr. Regina do Rocio de Andrade
Consultora da AGROGEO
Terceiro examinador


Dr. Pericles Silveira
Universidade Positivo
Quarto examinador


Dr. Henrique Soares Koehler
Universidade Federal do Paraná
Orientador e presidente da banca examinadora



Curitiba, 15 de outubro de 2010.



Setsuo Iwakiri
Coordenador do Curso de Pós-Graduação em Engenharia Florestal
João Carlos Garzel Leodoro da Silva
Vice-coordenador do curso

Aos meus pais e meus irmãos

Dedico

AGRADECIMENTOS

Tenho o privilégio de agradecer aquelas pessoas que, de alguma forma, contribuíram para a realização deste trabalho. Pessoas que me incentivaram de diversas maneiras. A todos vocês, meu sincero “muito obrigado”.

Ao grande mestre Dr. Henrique Soares Koehler pela sua orientação, seus conhecimentos passados e por tudo que é como pessoa, tornando possível a realização deste trabalho.

Aos professores Dr. Sebastião do Amaral Machado e Dr. Flávio Felipe Kirchner pelo apoio e incentivo no desenvolvimento deste trabalho, e também, pela presteza de suas sugestões.

A querida professora Cecília Iritani (*in memoriam*) pela sua forte contribuição na minha formação acadêmica e pessoal.

Agradeço também aos professores do Curso de Pós-Graduação em Engenharia Florestal, que, de maneira direta ou indireta, participaram da elaboração e amadurecimento do projeto de tese que assumiu a forma aqui presente.

Também agradeço a formação recebida nesta Universidade, principalmente aos professores da Escola de Florestas. Ao Conselho Nacional de Pesquisa (CNPq) pela concessão de bolsa durante parte do período de desenvolvimento deste trabalho. Ao LACTEC pelo fornecimento dos dados LiDAR. Ao apoio do Programa Alban, Programa de bolsas de alto nível da União Europeia para América Latina (nº E07D402548BR).

Agradeço ao grande apoio dos pesquisadores e amigos da Università degli Studi del Molise, Antonio Musto, Bruno Lasserre, Carmen Giancola, Daniela Tonti, Giovanni Santopuoli, Mauro Maesano, Mattia Scirè, Marco Ottaviano, Michele Minotti, Ugo Chiavetta e aos professores Paolo Di Martino, Piera Di Marzio, Gherardo Chirici e em especial ao Prof. Marco Marchetti por todo o apoio e as oportunidades fornecidas.

Aos meus pais, pela sólida formação dada até minha juventude, que me proporcionou a continuidade nos estudos até a chegada a este doutoramento, meus eternos agradecimentos.

A Deus, pela oportunidade de realização de mais este importante passo em minha vida.

SUMÁRIO

| | |
|--|-----|
| LISTA DE SIGLAS E ABREVIações | v |
| LISTA DE TABELAS | vii |
| LISTA DE FIGURAS | x |
| RESUMO | xiv |
| ABSTRACT | xv |
| 1 INTRODUÇÃO | 1 |
| 1.1 MOTIVAÇÃO | 1 |
| 1.2 OBJETIVOS | 3 |
| 2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA | 4 |
| 2.1 SISTEMA LiDAR | 4 |
| 2.1.1 Princípios e componentes de funcionamento | 5 |
| 2.1.2 Sensor Laser | 7 |
| 2.1.3 Sistema de Navegação Inercial | 11 |
| 2.1.4 Sistema de Posicionamento Global (GPS) | 12 |
| 2.2 PRINCIPAIS APLICAÇÕES ALS NO BRASIL | 14 |
| 2.3 MODELOS DIGITAIS DO TERRENO | 15 |
| 2.4 APLICAÇÕES LiDAR NA ÁREA FLORESTAL | 23 |
| 2.4.1 Estimativas de alturas | 24 |
| 2.4.2 Identificação da localização de árvores individuais | 32 |
| 2.4.2.1 Local máxima | 37 |
| 2.4.2.2 Análise morfológica | 38 |
| 2.4.3 Estimativas em escala de talhão | 40 |
| 2.4.4 Incêndios florestais e modelagem de material combustível | 42 |
| 2.4.4.1 Estimativa da altura da base da copa | 44 |
| 2.4.5 Caracterização da vegetação e identificação de espécies | 48 |
| 2.4.6 Exploração e planejamento de estradas florestais | 49 |
| 2.5 PERSPECTIVAS FUTURAS | 50 |
| 3 MATERIAL E MÉTODOS | 51 |
| 3.1 ÁREAS DE ESTUDO | 51 |
| 3.1.1 Brasil | 51 |
| 3.1.1.1 Localização e características climáticas | 51 |
| 3.1.1.2 Características da cobertura florestal | 52 |
| 3.1.1.3 Levantamentos de campo | 53 |
| 3.1.1.4 Bases de dados LiDAR | 55 |
| 3.1.2 Estados Unidos | 56 |

| | | |
|----------|---|------------|
| 3.1.2.1 | Localização e características climáticas..... | 56 |
| 3.1.2.2 | Características da cobertura florestal..... | 58 |
| 3.1.2.2 | Base de dados LiDAR..... | 60 |
| 3.2 | ELABORAÇÃO DE MODELOS DIGITAIS DO TERRENO..... | 60 |
| 3.3 | RECONHECIMENTO DA LOCALIZAÇÃO DE ÁRVORES INDIVIDUAIS..... | 65 |
| 3.4 | ESTIMATIVA DAS ALTURAS DAS ÁRVORES..... | 68 |
| 3.5 | ESTIMATIVA DA ALTURA DA BASE DA COPA..... | 72 |
| 4 | RESULTADOS E DISCUSSÃO..... | 76 |
| 4.1 | INVENTÁRIO FLORESTAL (BRASIL)..... | 76 |
| 4.2 | CLASSIFICAÇÃO DO USO DO SOLO (BRASIL)..... | 77 |
| 4.3 | MODELOS DIGITAIS DO TERRENO..... | 78 |
| 4.4 | RECONHECIMENTO DA LOCALIZAÇÃO DE ÁRVORES INDIVIDUAIS..... | 89 |
| 4.4.1 | Brasil..... | 89 |
| 4.4.2 | Estados Unidos..... | 91 |
| 4.5 | ESTIMATIVA DE ALTURAS..... | 93 |
| 4.5.1 | Árvores de araucária..... | 93 |
| 4.5.2 | Árvores da parcela P50..... | 96 |
| 4.5.2.1 | Área total..... | 96 |
| 4.5.2.2 | Estrato superior..... | 97 |
| 4.5.2.3 | Estrato intermediário..... | 98 |
| 4.5.2.4 | Estrato inferior..... | 100 |
| 4.5.3 | Altura média e máxima por parcela..... | 101 |
| 4.6 | ESTIMATIVA DA ALTURA DA BASE DA COPA..... | 102 |
| 5 | CONCLUSÕES..... | 106 |
| 5.1 | MODELO DIGITAL DO TERRENO..... | 106 |
| 5.2 | LOCALIZAÇÃO AUTOMÁTICA DE ÁRVORES INDIVIDUAIS..... | 107 |
| 5.3 | ESTIMATIVA DAS ALTURAS DAS ÁRVORES..... | 108 |
| 5.4 | ESTIMATIVA DA ALTURA DA BASE DA COPA DAS ÁRVORES..... | 109 |
| 6 | REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS..... | 111 |

LISTA DE SIGLAS E ABREVIações

| | |
|-----------------|--|
| $S_{\bar{x}}\%$ | erro padrão em porcentagem |
| $S_{\bar{x}}$ | erro padrão |
| χ^2 | Qui-quadrado |
| °C | grau Celsius |
| ALS | <i>Airborne Laser Scanning</i> |
| ALTM | <i>Airborne Laser Terrain Mapper</i> |
| AOL | <i>Atmospheric Oceanographic LiDAR</i> |
| ATM | <i>Airborne Topographic Mapper</i> |
| CAP | circunferência a altura do peito |
| CBH | <i>Canopy Base Height</i> |
| cm | centímetro |
| DAP | diâmetro à altura do peito |
| DGPS | <i>Differential GPS</i> |
| FOM | Floresta Ombrófila Mista |
| g | área basal |
| GHz | Gigahertz |
| GIS | Geographic Information System |
| GPS | <i>Global Positioning System</i> |
| ha | hectare |
| h_{bc} | altura da base da copa |
| h_t | altura total |
| Hz | hertz |
| ICESAT | <i>Ice, Cloud, and land Elevation Satellite</i> |
| IDW | <i>Inverse Distance Weighted</i> |
| IMU | <i>Inertial Measurement System</i> |
| INS | <i>Inertial Navigation System</i> |
| ISA | <i>Inertial Sensors Array</i> |
| km | quilômetro |
| km ² | quilômetro quadrado |
| LaDAR | <i>Laser Detection And Ranging</i> |
| LADEN | Laboratório de Dendrometria |
| <i>laser</i> | <i>Light Amplification by Stimulated Emission of Radiation</i> |
| LiDAR | <i>Light Detection And Ranging</i> |
| m | metro |

| | |
|----------------|---|
| MDS | Modelo Digital de Superfície |
| MDT | Modelo Digital do Terreno |
| MDTs | Modelos Digitais de Terreno |
| MDV | Modelo Digital da Vegetação |
| MDVn | Modelo Digital da Vegetação normalizado |
| MGF | <i>Multi-directional ground</i> |
| mm | milímetro |
| MOLA | <i>Mars Observer Laser Altimeter</i> |
| NCALM | <i>National Center for Airborne Laser Mapping</i> |
| NSF | <i>National Science Foundation</i> |
| PDOP | <i>Position Dilution of Precision</i> |
| r | Coeficiente de correlação |
| r ² | Coeficiente de determinação |
| RADAR | <i>RAdio Detection And Ranging</i> |
| RTK | <i>Real Time Kinematic</i> |
| SAD | <i>South American Datum</i> |
| SIG | Sistemas de Informação Geográfica |
| SLA | <i>Shuttle Laser Altimeter</i> |
| STRS | <i>Single-Tree Remote Sensing</i> |
| TIN | <i>Triangulated Irregular Network</i> |
| TPS | <i>Thin Plate Spline</i> |
| UFPR | Universidade Federal do Paraná |
| UHF | <i>Ultra High Frequency</i> |
| UTM | <i>Universal Transverse of Mercator</i> |
| VCL | <i>Vegetation Canopy Lidar Mission</i> |

LISTA DE TABELAS

| | |
|--|----|
| TABELA 01 - USO E POTENCIALIDADES DA TECNOLOGIA LiDAR EM APLICAÇÕES FLORESTAIS | 24 |
| TABELA 02 - RESULTADO DE ALGUNS TRABALHOS DESCRITOS EM LITERATURA NA ESTIMATIVA DE ALTURAS DE ÁRVORES INDIVIDUAIS COM USO DE DADOS LiDAR..... | 31 |
| TABELA 03 - RESULTADOS DO RECONHECIMENTO AUTOMÁTICO DA LOCALIZAÇÃO DE ÁRVORES INDIVIDUAIS EM DIVERSOS TRABALHOS DESCRITOS EM LITERATURA COM USO DE DADOS LiDAR | 36 |
| TABELA 04 - PARÂMETROS DO VÔO E CONFIGURAÇÕES DO SISTEMA LiDAR..... | 56 |
| TABELA 05 - PARÂMETROS DE CONFIGURAÇÕES UTILIZADOS NO ALGORITMO DE INTERPOLAÇÃO POLINOMIAL (IP) PARA A CLASSIFICAÇÃO DE PONTOS PERTENCENTES AO TERRENO NOS DADOS LiDAR..... | 62 |
| TABELA 06 - PARÂMETROS DE CONFIGURAÇÕES UTILIZADOS NO ALGORITMO TIN ADAPTADO (TA) PARA A CLASSIFICAÇÃO DE PONTOS PERTENCENTES AO TERRENO NOS DADOS LiDAR | 63 |
| TABELA 07 - PARÂMETROS DE CONFIGURAÇÕES UTILIZADOS NO SOFTWARE TERRASCAN (TS) PARA A CLASSIFICAÇÃO DOS PONTOS PERTENCENTES AO TERRENO NOS DADOS LiDAR | 63 |
| TABELA 08 - PARÂMETROS DE CONFIGURAÇÕES UTILIZADOS NO ALGORITMO DE APROXIMAÇÕES SUCESSIVAS (AS) PARA A CLASSIFICAÇÃO DOS PONTOS PERTENCENTES AO TERRENO NOS DADOS LiDAR..... | 63 |
| TABELA 09 - PARÂMETROS DE CONFIGURAÇÕES UTILIZADOS NO ALGORITMO DE LIMITE DE ELEVAÇÃO (LE) PARA A CLASSIFICAÇÃO DOS PONTOS PERTENCENTES AO TERRENO NOS DADOS LiDAR..... | 63 |
| TABELA 10 - PARÂMETROS DE CONFIGURAÇÕES UTILIZADOS NO ALGORITMO MORFOLOGIA PROGRESSIVA (MP) PARA A CLASSIFICAÇÃO DOS PONTOS PERTENCENTES AO TERRENO NOS DADOS LiDAR..... | 64 |
| TABELA 11 - PARÂMETROS DE CONFIGURAÇÕES UTILIZADOS NO ALGORITMO DE DECLIVIDADE MÁXIMA (DM) PARA A CLASSIFICAÇÃO DOS PONTOS PERTENCENTES AO TERRENO NOS DADOS LiDAR..... | 64 |
| TABELA 12 - MODELOS HIPSOMÉTRICOS UTILIZADOS..... | 71 |
| TABELA 13 - PRINCIPAIS VARIÁVEIS DENDROMÉTRICAS OBTIDAS NO INVENTÁRIO FLORESTAL..... | 76 |
| TABELA 14 - CATEGORIAS DE USO DO SOLO PRESENTES NA ÁREA DE ESTUDO.... | 78 |
| TABELA 15 - PENETRABILIDADE E DENSIDADE MÉDIAS OBTIDAS COM OS DIFERENTES PARÂMETROS DE CONFIGURAÇÃO DO ALGORITMO INTERPOLAÇÃO POLINOMIAL (IP) | 79 |
| TABELA 16 - PENETRABILIDADE E DENSIDADE MÉDIAS OBTIDAS COM OS DIFERENTES PARÂMETROS DE CONFIGURAÇÃO DO ALGORITMO TIN ADAPTADO (TA)..... | 79 |
| TABELA 17 - PENETRABILIDADE E DENSIDADE MÉDIAS OBTIDAS COM OS DIFERENTES PARÂMETROS DE CONFIGURAÇÃO DO SOFTWARE TERRASCAN (TS) | 80 |

| | |
|---|-----|
| TABELA 18 - PENETRABILIDADE E DENSIDADE MÉDIAS OBTIDAS COM OS DIFERENTES PARÂMETROS DE CONFIGURAÇÃO DO ALGORITMO APROXIMAÇÕES SUCESSIVAS (AS) | 80 |
| TABELA 19 - PENETRABILIDADE E DENSIDADE MÉDIAS OBTIDAS COM OS DIFERENTES PARÂMETROS DE CONFIGURAÇÃO DO ALGORITMO LIMITE DE ELEVAÇÕES (LE) | 80 |
| TABELA 20 - PENETRABILIDADE E DENSIDADE MÉDIAS OBTIDAS COM OS DIFERENTES PARÂMETROS DE CONFIGURAÇÃO DO ALGORITMO MORFOLOGIA PROGRESSIVA (MP)..... | 80 |
| TABELA 21 - PENETRABILIDADE E DENSIDADE MÉDIAS OBTIDAS COM OS DIFERENTES PARÂMETROS DE CONFIGURAÇÃO DO ALGORITMO DE DECLIVIDADE MÁXIMA (DM) | 80 |
| TABELA 22 - ERRO PADRÃO PARA AS DIFERENTES ELABORAÇÕES REALIZADAS EM RELAÇÃO AO MDT OBTIDOS COM OS DADOS DE LEVANTAMENTO TOPOGRÁFICO | 86 |
| TABELA 23 - POTENCIALIDADE DOS ALGORITMOS DE CLASSIFICAÇÃO DE DADOS LiDAR PARA A IDENTIFICAÇÃO DE PONTOS PERTENCENTES AO TERRENO NA ÁREA DE ESTUDO..... | 88 |
| TABELA 24 - NÚMERO DE ÁRVORES LOCALIZADAS COM O USO DO ALGORITMO DE LOCAIS MÁXIMAS NA ÁREA DE ESTUDO LOCALIZADA NO BRASIL .. | 89 |
| TABELA 25 - NÚMERO DE ÁRVORES LOCALIZADAS COM O USO DA ANÁLISE MORFOLÓGICA NA ÁREA DE ESTUDO LOCALIZADA NO BRASIL..... | 90 |
| TABELA 26 - NÚMERO DE ÁRVORES LOCALIZADAS COM O USO DO ALGORITMO DE LOCAIS MÁXIMAS NAS QUATRO ÁREAS DE ESTUDO NOS ESTADOS UNIDOS | 91 |
| TABELA 27 - NÚMERO DE ÁRVORES LOCALIZADAS COM O USO DA ANÁLISE MORFOLÓGICA NAS QUATRO ÁREAS DE ESTUDO NOS ESTADOS UNIDOS | 92 |
| TABELA 28 - ESTATÍSTICAS DESCRITIVAS DAS ALTURAS OBTIDAS COM O USO DO HIPSÔMETRO E DADOS LiDAR PARA AS ÁRVORES DE ARAUCÁRIA | 93 |
| TABELA 29 - RESULTADOS DOS AJUSTES HIPSOMÉTRICOS DAS ESTIMATIVAS DAS ALTURAS OBTIDAS COM O USO DO HIPSÔMETRO E DADOS LiDAR..... | 94 |
| TABELA 30 - ESTATÍSTICAS DESCRITIVAS DAS ALTURAS OBTIDAS COM O USO DO HIPSÔMETRO E DADOS LiDAR PARA TODAS AS ÁRVORES DA PARCELA P50 | 96 |
| TABELA 31 - ESTATÍSTICAS DESCRITIVAS DAS ALTURAS OBTIDAS COM O USO DO HIPSÔMETRO E DADOS LiDAR PARA AS ÁRVORES DO ESTRATO SUPERIOR..... | 97 |
| TABELA 32 - ESTATÍSTICAS DESCRITIVAS DAS ALTURAS OBTIDAS COM O USO DO HIPSÔMETRO E DADOS LiDAR PARA AS ÁRVORES DO ESTRATO INTERMEDIÁRIO | 98 |
| TABELA 33 - ESTATÍSTICAS DESCRITIVAS DAS ALTURAS OBTIDAS COM O USO DE HIPSÔMETRO E LiDAR PARA AS ÁRVORES DO ESTRATO INTERMEDIÁRIO (SEM AS ÁRVORES SOMBREADAS POR OUTRAS)..... | 99 |
| TABELA 34 - ESTATÍSTICAS DESCRITIVAS DAS ALTURAS OBTIDAS COM O USO DO HIPSÔMETRO E DADOS LiDAR PARA AS ÁRVORES DO ESTRATO INFERIOR | 100 |

| | |
|---|-----|
| TABELA 35 - RESULTADOS DO TESTE QUI-QUADRADO (χ^2) PARA A ESTIMATIVA DA ALTURA MÉDIA E MÁXIMA NAS SUBPARCELAS (10,15 E 20 M) | 101 |
| TABELA 36 - ERRO PADRÃO ($S_{\bar{x}}$) PARA A ESTIMATIVA DA ALTURA MÉDIA E MÁXIMA NAS SUBPARCELAS (10,15 E 20 M) | 101 |

LISTA DE FIGURAS

| | |
|---|----|
| FIGURA 01 - CONCEITO DA MEDIÇÃO DE DISTÂNCIA COM A TECNOLOGIA LIDAR | 6 |
| FIGURA 02 - PRINCIPAIS COMPONENTES DE UM SISTEMA AIRBORNE LASER SCANNING (ALS) | 7 |
| FIGURA 03 - CARACTERÍSTICA DOS DIFERENTES SISTEMAS ALS, (A) SISTEMA DE PULSOS (DISCRETE ECHO) E (B) SISTEMA DE ONDAS CONTÍNUAS (FULL-WAVEFORM) | 8 |
| FIGURA 04 - MECANISMOS DO ESPELHO DE VARREDURA ÓTICO MECÂNICO. (A) ESPELHO OSCILANTE; (B) POLÍGONO ROTATÓRIO; (C) VARREDURA PALMER E (D) VARREDURA DE FIBRAS ROTATÓRIAS..... | 8 |
| FIGURA 05 - CONFIGURAÇÃO DA VARREDURA EM RELAÇÃO AO TIPO DE ESPELHO ÓTICO MECÂNICO. (A) ESPELHO OSCILANTE; (B) ESPELHO OSCILANTE COM DOIS EIXOS; (C) POLÍGONO ROTATÓRIO; (D) VARREDURA PALMER E (E) VARREDURA DE FIBRAS ROTATÓRIAS..... | 9 |
| FIGURA 06 - EXEMPLO DE DIFERENTES DIMENSÕES DO FOOTPRINT COM BASE NA VARIAÇÃO DO ÂNGULO DE DIVERGÊNCIA DO FEIXE | 10 |
| FIGURA 07 - CARACTERÍSTICA DA NUVEM DE PONTOS DE UM SISTEMA ALS COM DIMENSÃO PEQUENA DO FOOTPRINT | 11 |
| FIGURA 08 - ESQUEMA DO SISTEMA IMU NA MEDIÇÃO DA ORIENTAÇÃO DOS ÂNGULOS DE ROLAMENTO (F), ARFAGEM (Q), E GUINADA (Y) (ROLL, PITCH, YAW) | 12 |
| FIGURA 09 - TÉCNICAS DE POSICIONAMENTO RTK (REAL TIME KINEMATIC) E DGPS (DIFFERENTIAL GPS) | 13 |
| FIGURA 10 - TIPO E CARACTERÍSTICAS DOS DIFERENTES PROCESSOS UTILIZADOS PARA A CLASSIFICAÇÃO DOS PONTOS PERTENCENTES AO TERRENO EM DADOS LIDAR..... | 17 |
| FIGURA 11 - (A) VALORES CALCULADOS PARA A CLASSIFICAÇÃO DE UM PONTO COM REFERÊNCIA A FACE DO TIN E (B) CORTE DE BORDAS | 20 |
| FIGURA 12 - DIFERENTES DISTÂNCIAS PARA A ESTIMATIVA DA ALTURA TOTAL DE ÁRVORES INDIVIDUAIS..... | 25 |
| FIGURA 13 - MÉTODO CONVENCIONAL PARA AS ESTIMATIVAS DA ALTURA INDIVIDUAL BASEADO NO PRINCÍPIO TRIGONOMÉTRICO | 25 |
| FIGURA 14 - FOOTPRINT E CARACTERÍSTICA DAS DIFERENTES REFLEXÕES DE CADA PULSO LASER | 28 |
| FIGURA 15 - SUPERESTIMATIVA DAS ALTURAS DAS ÁRVORES INDIVIDUAIS EM SITUAÇÃO ONDE AS ÁRVORES ESTÃO CRESCENDO EM ÁREAS DE DECLIVE E INCLINADAS PARA O LADO DO VALE | 30 |
| FIGURA 16 - PROCESSO DE OBTENÇÃO DE MODELO DIGITAL DA SUPERFÍCIE NORMALIZADO (MDS _n) A PARTIR DE MODELOS GERADOS COM DADOS DA VARREDURA LASER SCANNING | 34 |
| FIGURA 17 - ESQUEMA DE APLICAÇÃO DOS FILTROS MORFOLÓGICOS DE ABERTURA, FECHAMENTO E AS OPERAÇÕES DE BOTHAT E TOPHAT..... | 40 |
| FIGURA 18 - ALTURA DA BASE DA COBERTURA FLORESTAL (CANOPY BASE HEIGHT)..... | 45 |

| | |
|---|----|
| FIGURA 19 - ONDA SIMULADA DOS PULSOS LASER | 19 |
| FIGURA 20 – LOCALIZAÇÃO DA ÁREA DE ESTUDO (CURITIBA, PARANÁ, BRASIL)..... | 51 |
| FIGURA 21 - CARACTERÍSTICA ESTRUTURAL DA FLORESTA COM ARAUCÁRIA NA ÁREA DE ESTUDO..... | 53 |
| FIGURA 22 - ÁREA DE ESTUDO, DIVISÃO DOS BLOCOS E EXEMPLO DOS ATRIBUTOS INDIVIDUAIS DAS ÁRVORES | 54 |
| FIGURA 23 - BLOCOS OBTIDOS DENTRO DA ÁREA DE ESTUDO E LEVANTAMENTO DE CAMPO REALIZADO NO INTERIOR DA PARCELA P50..... | 55 |
| FIGURA 24 - LOCALIZAÇÃO DA ÁREA DE ESTUDO (ESTADOS UNIDOS) | 57 |
| FIGURA 25 - LOCALIZAÇÃO DAS ÁREAS DE ESTUDOS NO INTERIOR DO PARQUE NACIONAL DE YOSEMITE (LIMITE DO PARQUE DE YOSEMITE EM VERDE)..... | 57 |
| FIGURA 26 - CARACTERÍSTICA DA TIPOLOGIA FLORESTAL PRESENTE NA ÁREA (1) NO INTERIOR DO PARQUE YOSEMITE – USA | 58 |
| FIGURA 27 - CARACTERÍSTICA DA TIPOLOGIA FLORESTAL PRESENTE NA ÁREA (2) NO INTERIOR DO PARQUE YOSEMITE – USA | 59 |
| FIGURA 28 - CARACTERÍSTICA DA TIPOLOGIA FLORESTAL PRESENTE NA ÁREA (3) NO INTERIOR DO PARQUE YOSEMITE – USA | 59 |
| FIGURA 29 - CARACTERÍSTICA DA TIPOLOGIA FLORESTAL PRESENTE NA ÁREA (4) NO INTERIOR DO PARQUE YOSEMITE – USA | 60 |
| FIGURA 30 - FLUXOGRAMA DA METODOLOGIA UTILIZADA PARA A AVALIAÇÃO DAS ELABORAÇÕES DOS MDTs A PARTIR DOS DADOS DA VARREDURA LASER | 61 |
| FIGURA 31 - FLUXOGRAMA DAS METODOLOGIAS UTILIZADAS PARA A IDENTIFICAÇÃO DA LOCALIZAÇÃO DAS ÁRVORES INDIVIDUAIS EM DADOS LIDAR | 66 |
| FIGURA 32 - EXEMPLO DA APLICAÇÃO DO FILTRO DE SUAUIZAÇÃO AO RASTER DO MDV _n JÁ PRÉ PROCESSADO COM O FILTRO DA MEDIANA (ÁREA 1 - PARQUE DE YOSEMITE)..... | 68 |
| FIGURA 33 - FLUXOGRAMA DAS METODOLOGIAS UTILIZADAS PARA A ESTIMATIVA DAS ALTURAS INDIVIDUAIS E NAS SUBPARCELAS..... | 69 |
| FIGURA 34 - FLUXOGRAMA DAS METODOLOGIAS UTILIZADAS PARA A ESTIMATIVA DA ALTURA DA BASE DA COPA DAS ÁRVORES..... | 73 |
| FIGURA 35 - ESTRUTURA TRIDIMENSIONAL DA PARCELA P50 OBTIDO COM OS DADOS PROVENIENTES DO LEVANTAMENTO DE CAMPO | 75 |
| FIGURA 36 - PRINCIPAIS ESPÉCIES ARBÓREAS ENCONTRADAS DENTRO DA PARCELA (P50)..... | 76 |
| FIGURA 37 - MAPA DO USO DO SOLO PRESENTE NA ÁREA DE ESTUDO..... | 77 |
| FIGURA 38 - HILLSHADE DOS MDTs OBTIDOS COM PONTOS CLASSIFICADOS COM O USO DO ALGORITMO DE INTERPOLAÇÃO POLINOMIAL (IP) | 82 |
| FIGURA 39 - HILLSHADE DOS MDTs OBTIDOS COM PONTOS CLASSIFICADOS COM O USO DO ALGORITMO DE TIN ADAPTADO (TA) | 82 |
| FIGURA 40 - HILLSHADE DOS MDTs OBTIDOS COM PONTOS CLASSIFICADOS COM O USO DO SOFTWARE TERRASCAN (TS)..... | 83 |
| FIGURA 41 - HILLSHADE DOS MDTs OBTIDOS COM PONTOS CLASSIFICADOS COM O USO DO ALGORITMO DE APROXIMAÇÕES SUCESSIVAS (AS) .. | 83 |

| | |
|---|-----|
| FIGURA 42 - HILLSHADE DOS MDTs OBTIDOS COM PONTOS CLASSIFICADOS COM O USO DO ALGORITMO DE LIMITE DE ELEVAÇÕES (LE)..... | 84 |
| FIGURA 43 - HILLSHADE DOS MDTs OBTIDOS COM PONTOS CLASSIFICADOS COM O USO DO ALGORITMO DE MORFOLÓGICO PROGRESSIVO (MP) | 84 |
| FIGURA 44 - HILLSHADE DOS MDTs OBTIDOS COM PONTOS CLASSIFICADOS COM O USO DO ALGORITMO DE DECLIVIDADE MÁXIMA (DM) | 85 |
| FIGURA 45 - VARIAÇÃO DO ERRO PADRÃO NAS ÁREAS DE COBERTURA VEGETAL PARA AS CONFIGURAÇÕES DOS ALGORITMOS COM MELHOR DESEMPENHO | 87 |
| FIGURA 46 - VARIAÇÃO DO ERRO PADRÃO NAS DIFERENTES CATEGORIAS DE USO DO SOLO PARA AS CONFIGURAÇÕES DOS ALGORITMOS COM MELHOR DESEMPENHO | 88 |
| FIGURA 47 - RESULTADO DO USO DE LOCAIS DE MÁXIMA NO RECONHECIMENTO DOS INDIVÍDUOS ARBÓREOS NA ÁREA DE ESTUDO LOCALIZADA NO BRASIL (MDVn COM 0,5 M E 0,6 DE SIGMA)..... | 90 |
| FIGURA 48 - EXEMPLO DA IMAGEM TOPHAT OBTIDA COM A ANÁLISE MORFOLÓGICA NO RECONHECIMENTO DOS INDIVÍDUOS ARBÓREOS NA ÁREA DE ESTUDO LOCALIZADA NO BRASIL | 91 |
| FIGURA 49 - RESULTADOS DA IDENTIFICAÇÃO AUTOMÁTICA COM O USO DE LM NAS QUATRO ÁREAS DE ESTUDO LOCALIZADAS NOS ESTADOS UNIDOS (PONTOS EM VERMELHO - ÁRVORES IDENTIFICADAS)..... | 92 |
| FIGURA 50 - PROCEDIMENTOS E RESULTADOS OBTIDOS COM O USO DA ANÁLISE MORFOLÓGICA NA ÁREA (3), SENDO: (1) MDVn; (2) RESULTADO DO FILTRO TOPHAT; (3) CONVERSÃO DO RASTER TOPHAT EM VETOR E (4) LOCALIZAÇÃO DAS ÁRVORES | 93 |
| FIGURA 51 - DESVIOS ENTRE AS ESTIMATIVAS DAS ALTURAS DAS ÁRVORES DE ARAUCÁRIA OBTIDAS DOS DADOS LiDAR E COM O USO DO HIPSÔMETRO | 94 |
| FIGURA 52 - CURVAS HIPSOMÉTRICAS DAS ÁRVORES DE ARAUCÁRIA OBTIDA COM O USO DE DADOS COLETADOS COM O HIPSÔMETRO..... | 95 |
| FIGURA 53 - CURVAS HIPSOMÉTRICAS DAS ÁRVORES DE ARAUCÁRIA OBTIDA COM O USO DAS ESTIMATIVAS DOS DADOS LiDAR..... | 95 |
| FIGURA 54 - DESVIOS ENTRE AS ESTIMATIVAS OBTIDAS DOS DADOS LiDAR E COM USO DO HIPSÔMETRO PARA TODAS AS ÁRVORES DA PARCELA P50 | 96 |
| FIGURA 55 - DESVIOS ENTRE AS ESTIMATIVAS OBTIDAS DOS DADOS LiDAR E COM USO DO HIPSÔMETRO PARA AS ÁRVORES DO ESTRATO SUPERIOR..... | 97 |
| FIGURA 56 - DESVIOS ENTRE AS ESTIMATIVAS OBTIDAS DOS DADOS LiDAR E COM USO DO HIPSÔMETRO PARA TODAS AS ÁRVORES DO ESTRATO INTERMEDIÁRIO | 98 |
| FIGURA 57 - DESVIOS ENTRE AS ESTIMATIVAS OBTIDAS DOS DADOS LiDAR E COM USO DO HIPSÔMETRO PARA AS ÁRVORES DO ESTRATO INTERMEDIÁRIO (SEM AS ÁRVORES SOMBREADAS POR OUTRAS)..... | 99 |
| FIGURA 58 - DESVIOS ENTRE AS ESTIMATIVAS OBTIDAS DOS DADOS LiDAR E COM USO DO HIPSÔMETRO PARA AS ÁRVORES DO ESTRATO INFERIOR | 100 |

| | |
|---|-----|
| FIGURA 59 - EVOLUÇÃO DO ERRO PADRÃO NAS DIFERENTES VARIAÇÕES DAS DIMENSÕES DAS SUBPARCELAS PARA A ESTIMATIVA DA ALTURA MÉDIA E MÁXIMA COM OS DADOS LiDAR..... | 102 |
| FIGURA 60 - EVOLUÇÃO DO ERRO PADRÃO (%) NAS DIFERENTES VARIAÇÕES DAS DIMENSÕES DOS GRIDS UTILIZADOS NA METODOLOGIA (02)..... | 103 |
| FIGURA 61 - RESULTADOS DAS ESTIMATIVAS DAS DIVERSAS ALTURAS DA BASE DAS COPAS DAS ÁRVORES COM A UTILIZAÇÃO DA METODOLOGIA 02 E UM GRID DE 20 M..... | 104 |
| FIGURA 62 - ALTURAS DOS DIFERENTES ESTRATOS FLORESTAIS OBTIDOS A PARTIR DOS DADOS LiDAR E REPRESENTAÇÃO GRÁFICA DA ESTRUTURA FLORESTAL..... | 105 |

RESUMO

Nos últimos anos, a aquisição de dados com o uso de *Airborne Laser Scanning* (ALS) com a tecnologia LiDAR (*Light Detection and Ranging*) vem se tornando promissora na área florestal, em especial para a estimativa de variáveis dendrométricas e avaliação da estrutura vertical e horizontal. Informações da topografia e da cobertura florestal são extremamente importantes para os gestores de recursos florestais e naturais. Informações exatas de altura e densidade das árvores, além de serem fundamentais, são de difícil obtenção com a utilização das técnicas convencionais. A tecnologia de varredura a laser, ao contrário das imagens de satélite e de fotografias aéreas, pode simultaneamente mapear o terreno embaixo das árvores, bem como obter a estimativa da altura das árvores. A utilização da modelagem integrada aos dados LiDAR possibilita também a obtenção de estimativas de diversas variáveis florestais como área basal, diâmetro, volume, biomassa, carbono e quantidade de material combustível. Apresenta também grande potencial nas atividades de planejamento da exploração florestal e construção de estradas. Entretanto, existem ainda muitos desafios a serem superados no desenvolvimento de metodologias e aplicações computacionais mais confiáveis e robustas para a modelagem de dados provenientes deste sensor. O objetivo deste trabalho foi avaliar o potencial da aplicação de dados LiDAR para a estimativa das variáveis florestais altura individual total, altura média, altura da base das copas das árvores e número de indivíduos. Foram também avaliadas diferentes metodologias de classificação de pontos da varredura *laser* aerotransportado para a elaboração de Modelos Digitais do Terreno (MDT). Dentre os diversos procedimentos avaliados para a elaboração dos MDT, o uso do aplicativo comercial TerraScan (TS) foi o que apresentou os melhores resultados tanto para a área total, com um erro padrão de 0,48 m, como para áreas florestais, com um erro padrão de 0,53 m. Entretanto, outros algoritmos utilizados também apresentaram resultados promissores para a classificação dos pontos da varredura laser nas áreas florestais, como por exemplo, o algoritmo de Interpolação Polinomial (IP) com um erro padrão de 0,65 m. Para o reconhecimento automático do número de árvores, na área de estudo localizada no Brasil, a análise morfológica permitiu melhores resultados quando comparados com os obtidos pelo uso do algoritmo de locais máxima, resultando o reconhecimento de 4.848 árvores. Nas áreas de estudo localizadas no interior do Parque Yosemite - USA, as diferentes técnicas avaliadas (local máxima e análise morfológica) apresentaram resultados bastante semelhantes. Para as estimativas das alturas totais das árvores de araucária com o uso de dados LiDAR, o coeficiente de correlação foi 0,95 e o erro padrão 0,91 m, quando relacionadas com as medidas obtidas em campo com uso de hipsômetro. As estimativas das alturas da base das copas das árvores em diferentes dimensões de sub parcelas (10, 15 e 20 metros) apresentaram respectivamente um erro padrão de 1,42; 0,95 e 0,82 m que correspondem percentualmente a 23,62, 15,70 e 13,84% respectivamente.

Palavras chave: inventário florestal; airborne laser scanning; LiDAR; sensoriamento remoto

ABSTRACT

Lately, data acquisition using Airborne Laser Scanning (ALS) with LiDAR technology (Light Detection and Ranging) is becoming promising in the forest field, especially for estimation of dendrometric variables and to evaluate vertical and horizontal structure of the forest. Topographic and forest coverage information are extremely important to forest and natural resources managers. Accurate information on trees height and density are fundamental for planning, but also hard to obtain by conventional methods. Laser scanning technology, as opposed to satellite images and aerial photographs, can at the same time map the ground and obtain estimates of the trees height. The use of modeling associated with LIDAR data allows the researcher to obtain estimates of several other forest variables, such as basal area, diameter, volume, biomass and combustible material. It also presents a great potential in planning forest harvesting activities, road construction and maintenance. However, there are still many challenges in developing stronger and more reliable technologies and computational applications for modeling the data acquired with this type of sensor. The objective of this study was to evaluate the potential application of the LiDAR data to estimate forest variables, such as total individual height, average height, canopy base height and number of trees. Different classification methods of airborne laser scan points for the development of Digital Elevation Model (DEM) were also analyzed. Among the procedures evaluated for the preparation of DEM, the use of the software application TerraScan (TS) showed the best results for the total area, with a standard error of 0,48 m, while for the forest area the standard error was 0,53 m. However, other algorithms used also showed promising results for points classification with laser scanning in forest areas, such as the algorithm of Polynomial Interpolation (PI), which showed a standard error 0.65 m. For automatic recognition of number of individual trees in the study area located in Brazil, the morphologic analysis showed better results when compared with the use of local maximum algorithm, resulting in the recognition of 4848 trees. For study areas located at the Yosemite Park - USA, the different techniques evaluated (local maximum and morphological analysis) showed very similar results. The estimation of the total heights of Araucaria trees using LiDAR data, showed a correlation coefficient of 0.95 and a standard error of 0.91 m, when related to the measurements obtained at the field using a hypsometer. The estimation of the trees base heights with plots of different sizes (10, 15 and 20 meters) showed an standard error of 1.42, 0.95 and 0.82 m, which correspond to 23.62, 15.70 and 13.84%, respectively.

Key words: forest inventory; airborne laser scanning; LiDAR; remote sensing

1 INTRODUÇÃO

As informações espaciais têm desempenhado um papel vital na vida humana e vêm sendo utilizados há milênios, desde que o homem começou a procurar por melhores presas e passou a trilhar caminhos mais seguros. No decorrer dos anos, o homem paulatinamente modificou os parâmetros e informações presentes nos mapas, conforme suas necessidades e recursos disponíveis.

Atualmente vivemos em uma era em que a informação passou a apresentar ampla importância nos diversos aspectos das atividades humanas, sobremaneira no desenvolvimento da sociedade. As técnicas de coleta e processamento da informação vêm passando por um grande processo de evolução, permitindo a utilização e obtenção de dados cada vez mais relevantes e completos.

No decorrer das últimas décadas, a informação tem sido agregada a posições geográficas, gerando o termo conhecido como “informação georeferenciada”. Este termo representa uma referência, por coordenadas, com pontos em nosso geóide, a Terra.

A utilização de técnicas de sensoriamento remoto (terrestre, aéreo ou espacial) gera uma grande quantidade de dados, em diversas categorias, podendo ser adquiridos em um intervalo de tempo muito curto. Desta forma, um desafio ao processamento desta grande quantidade de informações disponíveis é a transformação de determinado volume de dados em informações úteis, sem contudo abstrair a pertinência ou a exatidão da própria informação.

Na maioria das situações o processamento manual de grandes quantidades de dados espaciais não possibilita um aproveitamento total das informações disponíveis. Neste sentido, vem sendo necessário o desenvolvimento de técnicas semi e/ou automáticas para a extração das informações de interesse.

Outro aspecto importante é a resolução temporal dessas informações, ou seja, a frequência de passagem do sensor num mesmo local, num determinado intervalo de tempo. A resolução temporal é de grande interesse em estudos relacionados a mudanças na superfície terrestre e no seu monitoramento. Neste sentido, o desenvolvimento de técnicas e processamentos semi ou automatizados são de extrema importância para que seja possível padronizar as análises e produzir resultados temporais comparativos.

1.1 MOTIVAÇÃO

O manejo do ecossistema florestal depende de informações exatas, completas e concisas sobre as condições e a produtividade dos recursos naturais. A estimativa desses atributos é geralmente objetivo das atividades de inventário e monitoramento florestal. As informações das áreas florestais são de extrema importância para a conservação dos

recursos, bem como para a definição de estratégias e táticas de planejamento do desenvolvimento local, permitindo que os gestores utilizem com maior eficiência os recursos financeiros, geralmente bastante limitados.

Até recentemente, as fotografias aéreas foram a principal fonte de dados de sensoriamento remoto para fins florestais. Porém, nas últimas duas décadas, novas tecnologias baseadas em imagem digital vêm apresentando muitas vantagens: menor custo de aquisição, maior facilidade de processamento e análise.

Nos últimos anos, os sensores ativos vêm demonstrando grande potencial de aplicabilidade na área florestal. Em geral, os sensores ativos são capazes de obter informações tridimensionais das áreas florestais, possibilitando até mesmo a obtenção de informações dendrométricas individuais. Estas informações podem ser utilizadas para representar a estrutura de povoamentos florestais e possibilitar a estimativa de variáveis florestais, tais como: volume, biomassa, material combustível, entre outras.

Os dados provenientes dos sensores ativos são normalmente mais difíceis de serem processados e analisados do que as imagens de sensores passivos (fotografias aéreas e imagens de satélite). Entretanto, mais recentemente, a maior disponibilidade de dados e o forte aumento do interesse da comunidade científica no desenvolvimento de metodologias e aplicações computacionais vêm tornando mais fácil e acessível aos usuários a manipulação destas informações.

Apesar do laser (*Light Amplification by Stimulated Emission of Radiation*) não ser uma nova tecnologia, sua utilização na aquisição de dados geográficos é relativamente recente. Sua utilização em sistemas LiDAR (*Light Detection And Ranging*) vem demonstrando uma excelente possibilidade na capacidade de aquisição de informações, em pequenos intervalos de tempo.

O desenvolvimento da tecnologia LiDAR foi inicialmente previsto para a utilização em levantamento de dados para a elaboração de Modelos Digitais de Terreno (MDT) nos quais os métodos tradicionais não eram suficientes, principalmente em áreas de difícil acesso.

Atualmente o LiDAR vem demonstrando grande potencial em diversas áreas de aplicação, tais como: planejamento costeiro, avaliação de risco de inundações, telecomunicações e redes de transmissão de energia, florestas, agricultura, petróleo, transportes, planejamento urbano, mineração, entre outras.

Na área florestal, os dados LiDAR vêm sendo aplicados para a estimativa de diversas variáveis, tais como: altura, volume, biomassa, área basal, diâmetro de copa, DAP, índice de área foliar, material combustível, entre outras. Existem também estudos relacionados ao uso dos dados no planejamento da construção de estradas florestais e nas atividades relacionadas à exploração madeireira.

A maioria dos estudos de aplicação de dados LiDAR na estimativa de variáveis florestais vêm sendo desenvolvidos em áreas com formações florestais relativamente

homogêneas, de baixa diversidade de espécies e baixa/média densidade de indivíduos arbóreos. Os trabalhos de pesquisa estão bastante concentrados nas áreas florestais dos países do norte da Europa, Estados Unidos e Canadá. Mais recentemente, observa-se uma expansão dos trabalhos, com dados LiDAR, em áreas florestais em diversas partes do mundo.

Este trabalho teve um grande desafio ao realizar o primeiro estudo da possibilidade de estimativa e uso de dados LiDAR em área de Floresta com Araucária. Na área de estudo encontra-se uma floresta secundária que apresenta uma estrutura horizontal e vertical bastante complexa, tornando difícil a extração das variáveis de interesse e a automação dos procedimentos.

1.2 OBJETIVOS

Inicialmente, procurou-se obter uma visão detalhada das metodologias existentes para a elaboração e uso de dados LiDAR em aplicações florestais. Neste sentido, buscou-se identificar trabalhos realizados em áreas com uma estrutura semelhante à da área de estudo. Seqüencialmente, procurou-se entender a relação da estrutura espacial dos dados da varredura *laser scanning* em relação à estrutura da floresta presente na área de estudo.

A pesquisa realizada avaliou diversas metodologias com os dados da área de estudo, tentando identificar as possíveis aplicações e limitações existentes com o uso dos dados LiDAR.

Desta forma, o trabalho de pesquisa realizado teve como objetivo geral avaliar o uso dos dados da varredura *laser scanning* para a estimativa de variáveis florestais no interior da área de estudo. Os objetivos específicos deste trabalho foram:

1. Avaliar procedimentos e algoritmos para a classificação dos pontos da varredura *laser*;
2. Avaliar a exatidão do Modelo Digital de Terreno, gerados a partir dos dados LiDAR em diferentes categorias de uso do solo;
3. Avaliar os procedimentos e algoritmos para a identificação automática da localização de árvores individuais;
4. Avaliar a estimativa das alturas totais de árvores individuais e das alturas médias e máximas por unidade de área;
5. Avaliar a estimativa da altura da base da copa das árvores individuais e por unidade de área.

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Embora o *laser* (Light Amplification by Stimulated Emission of Radiation) não seja uma nova tecnologia, a sua utilização para dados geográficos é relativamente recente. O uso em sistemas LiDAR (Light Detection And Ranging) vem demonstrando uma excelente capacidade de aquisição de grande quantidade de informações em pequeno intervalo de tempo.

A tecnologia LiDAR é baseada nos mesmos princípios utilizados no sistema de RADAR (RAdio Detection And Ranging); ela utiliza pulsos *laser*, ao contrário daquelas que usam ondas de rádio para localizar os objetos de interesse. O desenvolvimento desta tecnologia foi inicialmente previsto para levantamento de dados e elaboração de Modelos Digitais de Terreno (MDT) cujos métodos tradicionais não eram suficientes, principalmente em área de difícil acesso.

Atualmente o LiDAR vem demonstrando grande potencial em diversas áreas de aplicações, tais como: planejamento costeiro, avaliação de risco de inundações, telecomunicações e redes de transmissão de energia, florestas, agricultura, petróleo, transportes, planejamento urbano, mineração, entre outros.

O sensor de varredura a *laser* aerotransportado tem grande potencial para aplicações florestais por apresentar capacidade de mobilização de uma grande quantidade de pontos com alta exatidão, baixo custo e alta velocidade de aquisição de dados da estrutura vertical e horizontal das áreas florestais.

2.1 SISTEMA LIDAR

LiDAR, sigla utilizada para Light Detection And Ranging, é um termo que tem sido utilizado para designar esta nova tecnologia de sensoriamento remoto. Em português vem sendo utilizada a terminologia de Sistema de Varredura a *Laser* (ELMIRO et al., 2006; COELHO e VARGAS, 2007) ou de Perfilamento a *Laser* (SILVA e RIBAS, 2007). O termo LaDAR (Laser Detection And Ranging) também é utilizado, porém, com mais frequência em aplicações militares (SIEPMANN, 2006).

Em 1958, Townes e Schawlow pela primeira vez estabeleceram a teoria para obter a amplificação de luz por emissão estimulada de radiação (*laser*) com base nos fundamentos estabelecidos por Einstein em 1916. Em 1960, Maiman demonstrou o primeiro sucesso do desenvolvimento de um *laser* (*laser* de ruby). Nas décadas de 60 e 70, várias experiências demonstraram o poder de utilização do *laser* em sensoriamento remoto, incluindo diversas aplicações, como: monitoramento atmosférico, estudos oceanográficos e outros (WEHR e LOHR, 1999).

Durante a década de 80, a utilização do *laser* passou a ser empregada na medição de distâncias e foi implementado como instrumento do NASA's *Atmospheric Oceanographic LiDAR* (AOL) e no *Airborne Topographic Mapper* (ATM) (FLOOD, 2001). Mais recentemente, na década de 90 foram desenvolvidos sensores mais confiáveis, como o *Shuttle Laser Altimeter* (SLA) (BUFTON et al., 1995) e o *Mars Observer Laser Altimeter* (MOLA) (SMITH et al., 1993; ABSHIRE et al., 2000) que realizaram medidas em extensas áreas da superfície terrestre e dos oceanos. Atualmente existe uma grande quantidade de instrumentos aplicados em diversas áreas e muitos trabalhos de pesquisa vêm desenvolvendo e aprimorando seu uso.

2.1.1 Princípios e componentes de funcionamento

Nos sistemas de pulso, o princípio de funcionamento do sistema de varredura *laser* consiste na emissão de um pulso *laser* de uma plataforma (aérea, terrestre ou orbital) com uma elevada frequência de repetição. O tempo de retorno dos pulsos *laser* entre a plataforma e os alvos é medido pelo sensor, permitindo a estimativa destas distâncias (BALTSAVIAS, 1999b; WAGNER et al., 2004) à distância (D), e pode ser obtida pela equação (1) (BALTSAVIAS, 1999a).

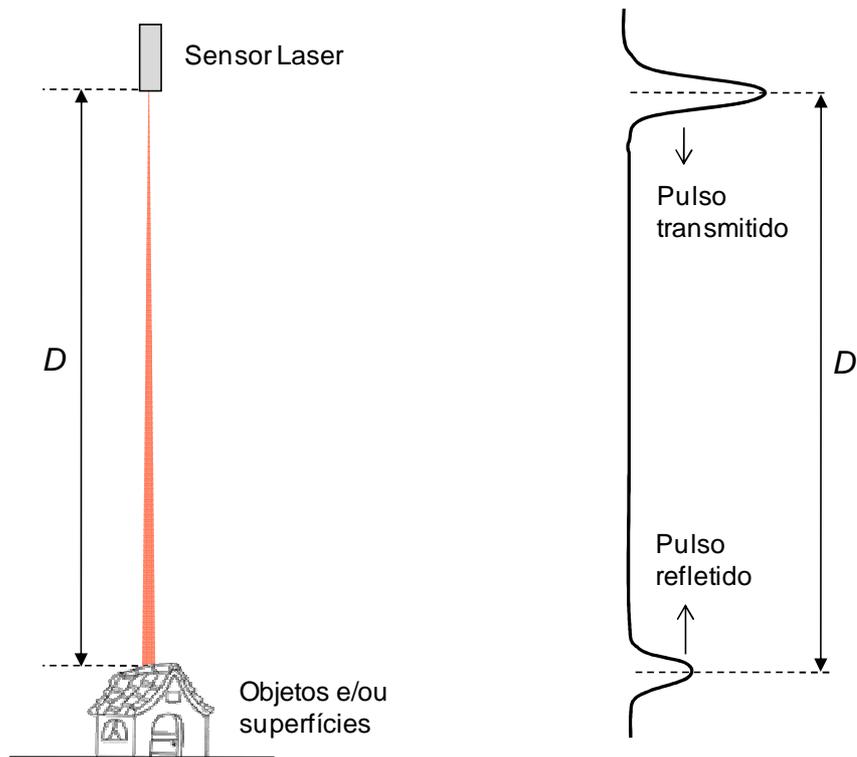
$$D = c \left(\frac{t}{2} \right) \quad (1)$$

Onde,

c = velocidade da luz ≈ 300.000 km/s

t = tempo de emissão e recepção de um pulso (ns)

Na Figura 01 pode-se observar o conceito, dos sistemas de pulso, na obtenção das distâncias entre o sensor e a superfície terrestre. O sistema LiDAR apresenta sua própria fonte de energia, neste caso uma fonte de luz o "*laser*", a qual emite radiação eletromagnética em ondas curtas (1-10 μm) sensível às perturbações atmosféricas (ANDERSEN et al., 2006a), sendo considerado um método direto na captura de dados e classificado como um sensor ativo.

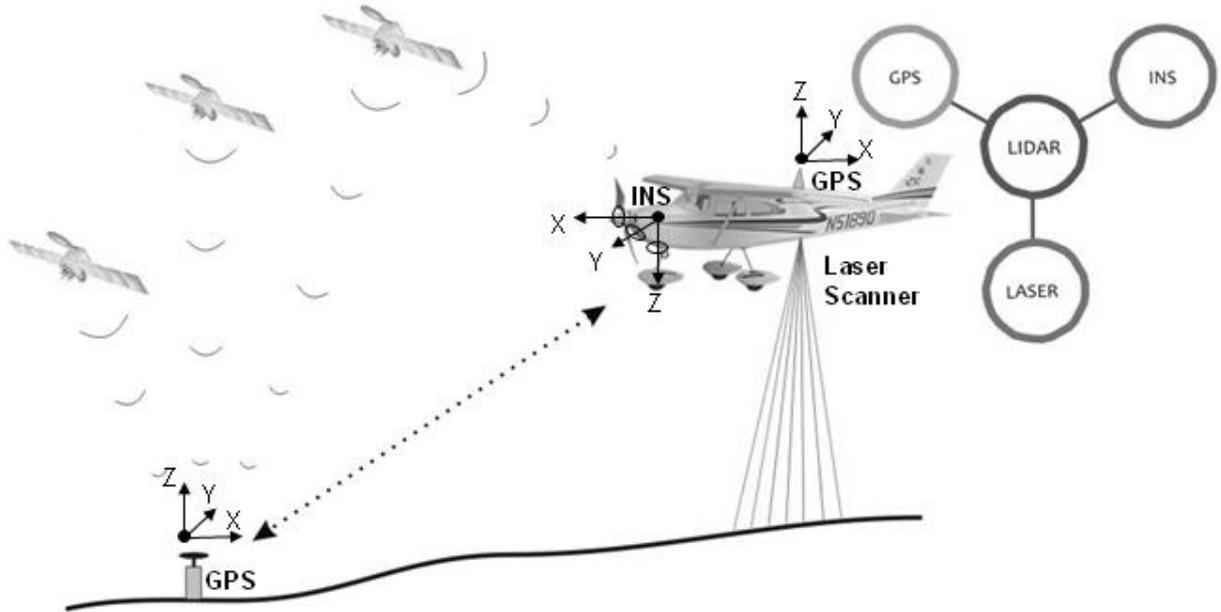


Fonte: Autor (2010)

FIGURA 01 - CONCEITO DA MEDIÇÃO DE DISTÂNCIA COM A TECNOLOGIA LIDAR

Uma vantagem dos sensores de varredura a *laser* é que não dependem do sol como uma fonte de iluminação. Sendo assim, a análise dos dados não é prejudicada por sombras causadas por nuvens ou objetos vizinhos (WAGNER et al., 2004). Outra característica importante deste sensor, é que os pulsos de *laser* podem penetrar por pequenas aberturas no dossel da floresta e fornecer informações da estrutura florestal e também o relevo presente nestas áreas.

Os sistemas ALS (*Airborne Laser Scanning*) são compostos por um sensor *laser* (que essencialmente registra o tempo entre o sinal emitido e recebido de um determinado ponto), um Sistema Inercial de Navegação (INS – *Inertial Navigation System*) e um receptor GPS (*Global Positioning System*) em uma plataforma aerotransportada. Em terra, é necessária uma rede de GPS que trabalha de forma conjunta ao GPS instalado na plataforma aérea (FIGURA 02). O conjunto total de informações é armazenado e processado, e isso resulta em pontos com extrema exatidão (X, Y e Z), que correspondem a superfícies e objetos (vegetação, construções e outros) presentes no terreno.



Fonte: Autor (2010)

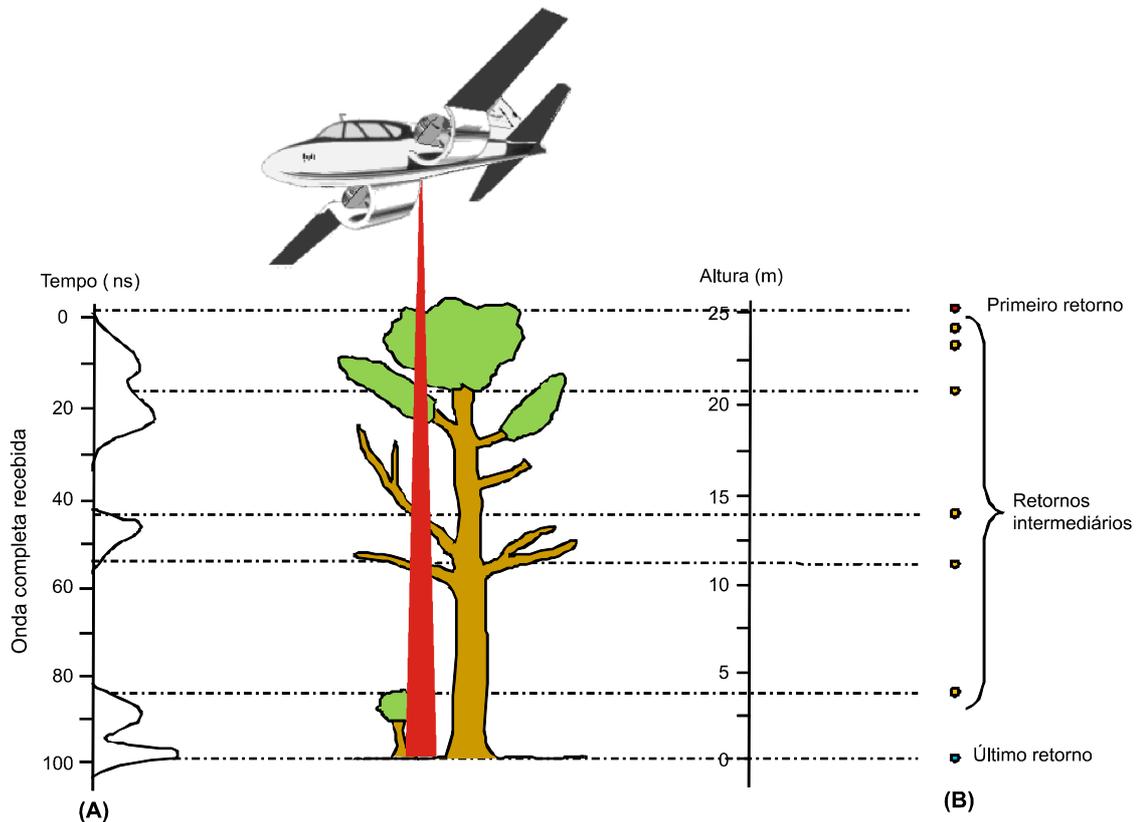
FIGURA 02 - PRINCIPAIS COMPONENTES DE UM SISTEMA AIRBORNE LASER SCANNING (ALS)

2.1.2 Sensor Laser

Os primeiros ALS foram desenvolvidos com base em um sistema de pulsos (*discrete echo*), o qual registra o intervalo para o primeiro ou o último retorno dos pulsos. A evolução dos sistemas permite o armazenamento simultâneo de ambos os ecos e alguns sistemas mais avançados permitem também o registro dos pulsos intermediários (FIGURA 03).

Durante os últimos anos, uma nova geração de sistemas ALS foi desenvolvida, conhecida como sistema de ondas contínuas (*full-waveform*), capazes de registrar integralmente todo o sinal do pulso (FIGURA 03) (WAGNER et al., 2006). Esse sistema ALS possibilita um maior controle para o usuário final no processo de análise e de interpretação dos dados, e vem demonstrando potencialidade em aplicações florestais (REITBERGER et al., 2006; CHAUVE et al., 2007; BRETAR et al., 2008).

O sistema receptor do sinal *laser* recebe um sinal analógico do retorno do pulso e por meio de um conversor analógico/digital, transforma o sinal analógico em digital, o sinal digital da radiação refletida passa por um filtro de suavização, que verifica se o sinal recebido possui a mesma intensidade do sinal emitido.

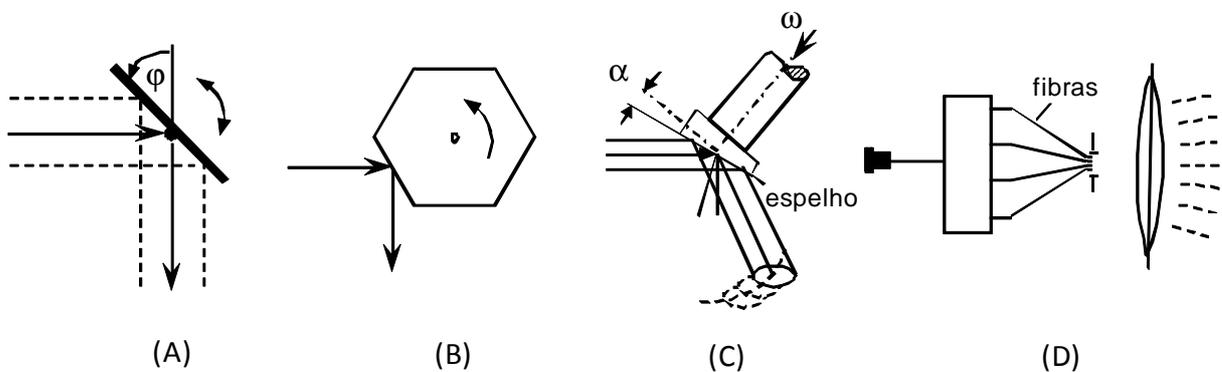


Fonte: Autor (2010) adaptado de Chauve et al. (2007)

FIGURA 03 - CARACTERÍSTICA DOS DIFERENTES SISTEMAS ALS, (A) SISTEMA DE PULSOS (*DISCRETE ECHO*) E (B) SISTEMA DE ONDAS CONTÍNUAS (*FULL-WAVEFORM*)

Outro parâmetro que define o funcionamento do sensor é o mecanismo utilizado no conjunto ótico do sistema. Após o pulso ser gerado, é dirigido para o espelho de varredura. Um conjunto ótico de lentes e espelhos orienta os pulsos *laser* gerados, emitindo-os para os objetos na superfície, os quais recebem os sinais e refletem os mesmos para o receptor.

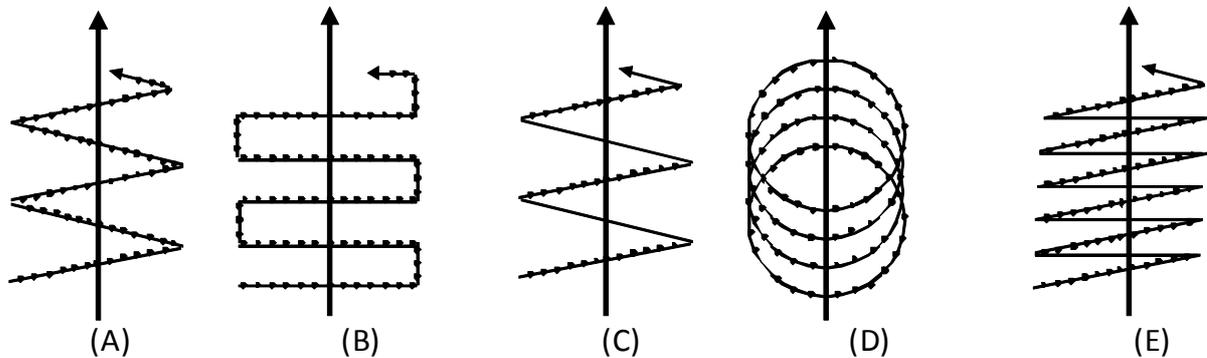
Na Figura 04 pode-se observar as diversas configurações do espelho de varredura: espelho oscilante; polígono rotatório; varredura Palmer e varredura de fibras rotatórias (WEHR e LOHR, 1999).



Fonte: Wehr e Lohr (1999)

FIGURA 04 - MECANISMOS DO ESPELHO DE VARREDURA ÓTICO MECÂNICO. (A) ESPELHO OSCILANTE; (B) POLÍGONO ROTATÓRIO; (C) VARREDURA PALMER E (D) VARREDURA DE FIBRAS ROTATÓRIAS

Os espelhos oscilantes produzem uma varredura dos pontos com uma disposição em forma de “zig-zag”, os espelhos oscilantes com dois eixos produzem em forma de “U”, os espelhos de polígono de rotação produzem uma varredura unidirecional em forma de linhas paralelas, o Palmer produz uma varredura com forma elipsóide e a varredura de fibra rotatória produz uma disposição muito similar ao polígono de rotação (WEHR E LOHR, 1999) (FIGURA 05).



Fonte: Wehr e Lohr (1999)

FIGURA 05 - CONFIGURAÇÃO DA VARREDURA EM RELAÇÃO AO TIPO DE ESPELHO ÓPTICO MECÂNICO. (A) ESPELHO OSCILANTE; (B) ESPELHO OSCILANTE COM DOIS EIXOS; (C) POLÍGONO ROTATÓRIO; (D) VARREDURA PALMER E (E) VARREDURA DE FIBRAS ROTATÓRIAS

Entre os diversos equipamentos disponíveis no mercado, as características mais importantes dos sistemas LiDAR utilizados em aplicações florestais são:

1. Tipo do sistema de registro (*discrete echo* ou *full-waveform*);
2. Quando utilizado sistema de pulsos, número de retornos registrados para cada pulso *laser* emitido;
3. Dimensão do *footprint* (diâmetro do pulso *laser* a terra);
4. Taxa de amostragem ou densidade de pontos da varredura *laser* (1.000-200.000 Hz).

O feixe *laser* apresenta um pequeno ângulo de divergência, ou seja, ele se abre muito pouco após deixar a fonte emissora. Devido a essa divergência, a projeção na superfície do feixe *laser* não é pontual, mas em forma circular ou elíptica com dimensões variáveis, conhecida como *footprint* (F).

A dimensão do diâmetro do pulso laser a terra (*footprint*) é uma característica muito importante dos sistemas LiDAR, pois sua dimensão afeta a probabilidade de interceptação do feixe nos objetos ao longo da sua trajetória. Uma consequência importante do *footprint* é a detecção de vários alvos simultaneamente em um mesmo feixe. Desta forma, pode-se ter um efeito significativo sobre o retorno do sinal e conseqüentemente na caracterização de ambientes florestais. As duas variáveis que determinam o tamanho do *footprint* são: o

ângulo de divergência do feixe e a distância entre o sensor e o alvo. A dimensão do *footprint* (F) pode ser obtida com a equação 2.

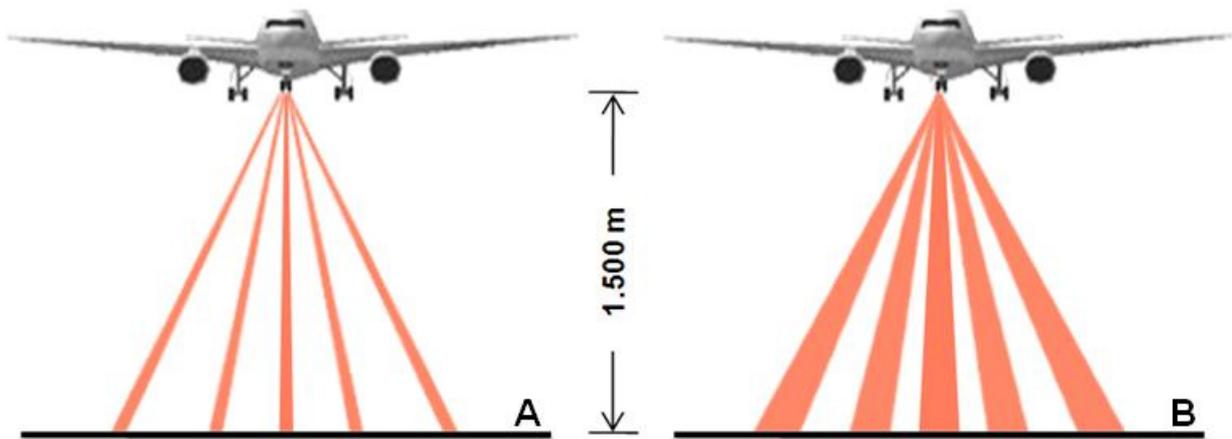
$$F = 2R \tan\left(\frac{\gamma}{2}\right) \quad (2)$$

Onde,

R = distância entre o sensor e o alvo

γ = ângulo de divergência do feixe (mrad)

Nos trabalhos científicos o *footprint* normalmente é classificado como: grande (*large-footprint*) ou de pequena dimensão (*small-footprint*) (FIGURA 06). Na área florestal, vem sendo avaliado o uso de diferentes dimensões do *footprint*, normalmente as pequenas dimensões do *footprint* variam de 20 a 35 cm e as grandes de 5 a 70 m.



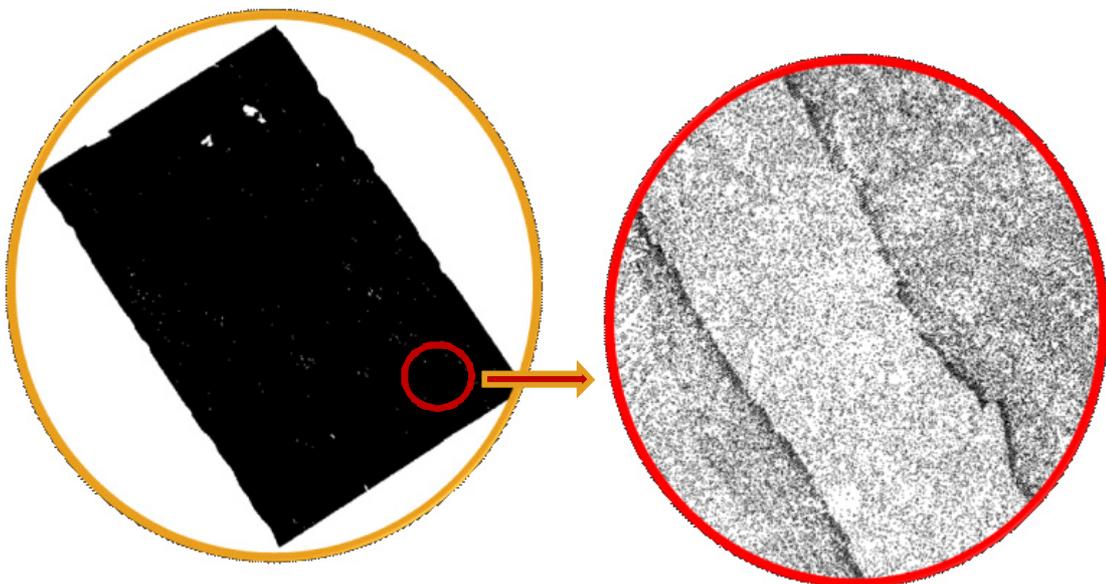
Fonte: Autor (2010)

FIGURA 06 - EXEMPLO DE DIFERENTES DIMENSÕES DO *FOOTPRINT* COM BASE NA VARIAÇÃO DO ÂNGULO DE DIVERGÊNCIA DO FEIXE (A) *SMALL-FOOTPRINT*; (B) *LARGE-FOOTPRINT*

Na área florestal, a maioria dos estudos descritos na literatura utiliza pequenas dimensões do *footprint* com baixa altitude de vôo. No início de 1990, a NASA (*Goddard Space Flight Center*) começou a desenvolver técnicas e algoritmos para medir a estrutura da vegetação e a altura vertical com o uso de grandes dimensões do *footprint*. O sistema da NASA foi desenvolvido em forma de protótipo, para a avaliação da tecnologia e sequencialmente foi implementado em diversos outros sistemas, tais como um altímetro a laser SLA (*Shuttle Laser Altimeter*), VCL (*Vegetation Canopy Lidar Mission*) e o ICESAT (*Ice, Cloud, and land Elevation Satellite*) (DUBAYAH et al., 2000).

Segundo Dubayah et al. (2000), os sistemas LiDAR com pequena dimensão do *footprint* (FIGURA 07) não permitem uma boa amostragem das copas das árvores, podendo desta forma não possibilitar a elaboração de uma boa topografia das copas, e

consequentemente dificultar a reconstrução estatística das árvores. Em segundo lugar, o mapeamento de grandes áreas requer um sobrevôo bastante extensivo. Já os sistemas de grandes dimensões do *footprint* apresentam diversas vantagens que ajudam a evitar os problemas expostos anteriormente. Primeiro, o aumento do tamanho do *footprint*, com no mínimo o diâmetro médio da copa das árvores, o pulso *laser* consistentemente atinge o solo, mesmo em áreas de floresta densa. O tamanho maior do *footprint* também aumenta a qualidade da topografia das copas das árvores. Segundo, os sistemas de grande *footprint* permitem uma ampla faixa de perfilamento, que reduz os gastos de mapeamento de grandes áreas florestadas. Finalmente, os sistemas LiDAR de grande *footprint* também digitalizam o sinal de retorno inteiro, proporcionando assim uma distribuição vertical de superfícies interceptada a partir do topo da copa até o chão.



Fonte: Autor (2010)

FIGURA 07 - CARACTERÍSTICA DA NUVEM DE PONTOS DE UM SISTEMA ALS COM DIMENSÃO PEQUENA DO *FOOTPRINT*

2.1.3 Sistema de Navegação Inercial

Um Sistema de Navegação Inercial (*Inertial Navigation System - INS*) utiliza uma Unidade de Medição Inercial (*Inertial Measurement System - IMU*) que contém arranjos de sensores inerciais (*Inertial Sensors Array - ISA*). Estes arranjos devem conter conjuntos de acelerômetros para a medição de força específica e conjuntos de giroscópios para detecção de movimentos de rotação (STOVALL, 1997).

A unidade de medição inercial (*IMU – Inertial Measurement Unit*) é constituída por uma série de acelerômetros e giroscópios, com um circuito de digitalização e uma unidade de cálculo. Por meio de integradores, as acelerações e os parâmetros angulares no sistema de navegação inercial produzem a posição, a velocidade e a orientação do IMU (FIGURA 08). Ou seja, os giroscópios mantêm os acelerômetros em posição horizontal com o terreno,

fornecendo a orientação azimutal enquanto os acelerômetros colocados na plataforma fornecem as componentes específicas da aceleração.

Os integradores recebem as indicações dos acelerômetros e fornecem a velocidade e a distância. A instalação rigorosa de um sistema IMU em um sensor produz a posição, a velocidade e a orientação do próprio sensor e para assegurar uma boa exatidão o IMU deve ser pequeno e mais leve possível, de modo que possa ser instalado o mais perto possível do sensor, ou seja, do centro de perspectiva e, desta forma, não haverá variações entre o IMU e o sensor (MOSTAFA e HUTTON, 2001).



Fonte: Autor (2010)

FIGURA 08 - ESQUEMA DO SISTEMA IMU NA MEDIÇÃO DA ORIENTAÇÃO DOS ÂNGULOS DE ROLAMENTO (F), ARFAGEM (Q), E GUINADA (Y) (ROLL, PITCH, YAW)

A exatidão dos dados de um sistema LiDAR é bastante influenciada e limitada pelo desempenho da integração do GPS e o sistema INS. Recentes avanços no pós-processamento dos dados, com a utilização de novos algoritmos, mais robustos, para a criação de Melhor Estimativa Suavizada das Trajetórias (*Smoothed Best Estimate Trajectories - SBEt*), demonstram uma melhora significativa da exatidão dos dados finais e pode, conseqüentemente, aumentar a acuidade dos dados LiDAR e reduzir os processos de elaboração (BOBA et al., 2008).

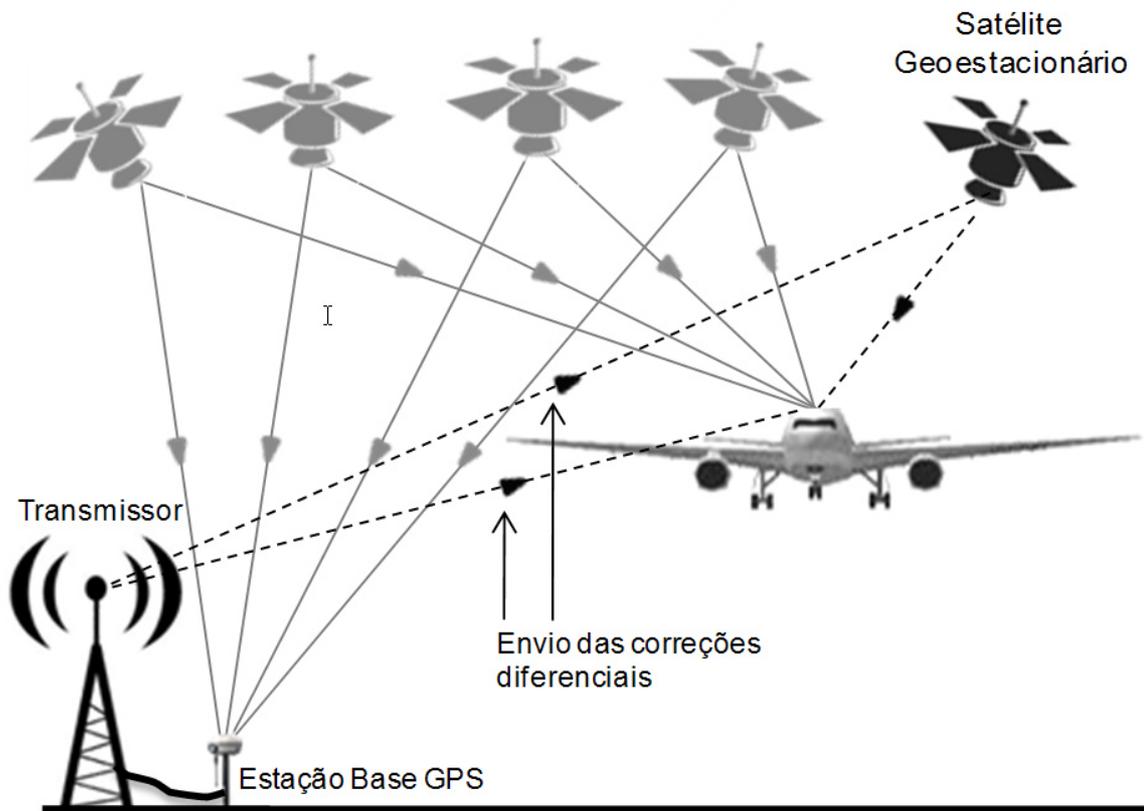
2.1.4 Sistema de Posicionamento Global (GPS)

O objetivo do GPS é a determinação da posição da plataforma aerotransportada. Para alcançar maiores exatidões se utiliza na plataforma um receptor de GPS de dupla

freqüência (L1 e L2), é em terra e estabelecida uma rede de estações GPS que realizam observações simultâneas.

Nas observações obtidas pelo GPS da plataforma são aplicados métodos de correções diferenciais de posicionamento que consistem de correção baseada em estações de referência geradas a partir de observações da fase do código, da portadora, ou do código suavizado pela portadora. A aplicação desta técnica com a observação da fase da portadora é capaz de gerar resultados com elevada exatidão; entretanto as correções tornam-se menos efetivas à medida que se aumenta a distância entre a estação móvel e a de referência, degradando progressivamente a qualidade do posicionamento (RAMOS et al., 2007).

As técnicas de posicionamento RTK (*Real Time Kinematic*) ou DGPS (*Differential GPS*) são baseadas no modo diferencial onde as correções dos sinais dos satélites GNSS (Sistemas Globais de Satélite de Navegação) são transmitidas, em tempo real, da estação de referência para a estação a qual se deseja determinar as coordenadas (FIGURA 09). Normalmente as correções são transmitidas via rádio UHF, os quais são instalados, juntamente com um receptor, em uma estação de coordenadas conhecidas, aos receptores móveis (WILLGALIS et al., 2002).



Fonte: Autor (2010)

FIGURA 09 - TÉCNICAS DE POSICIONAMENTO RTK (*REAL TIME KINEMATIC*) E DGPS (*DIFFERENTIAL GPS*)

A aplicação das correções diferenciais baseadas no uso de técnica de GPS-RTK apresenta sérias limitações em função do raio de alcance das transmissões das correções, sendo de difícil aplicabilidade em levantamentos de varredura a *laser* em extensas áreas. Uma alternativa é o pós processamento dos dados da plataforma aérea com base nas observações obtidas das bases instaladas na terra. Desta forma é recomendado que as bases utilizadas apresentem uma distância máxima de 20 km.

Apesar da distância da base ser um fator muito importante, outras condições são necessárias para a obtenção de uma elevada exatidão dos pontos levantados com o uso dos sistemas ALS. Desta forma, existe a recomendação de muitos trabalhos e também dos fabricantes dos equipamentos de uma presença mínima de cinco satélites e um PDOP (Position Dilution of Precision) inferior a quatro (GUTIERREZ et al., 2001).

2.2 PRINCIPAIS APLICAÇÕES ALS NO BRASIL

Guiera et al. (2005) analisaram dados provenientes deste sensor para a classificação de linhas de transmissão de energia elétrica e obtenção de suas alturas com a utilização de classificação por *fuzzy c-means* e a transformada de *Hough*, onde obtiveram resultados satisfatórios com uma pequena margem de erro.

Kersting et al. (2005) avaliaram um método de redução dos pontos oriundos da aquisição de modelos digitais de superfície por LiDAR baseado na análise de superfícies poligonais definidas por uma rede irregular de triangulação. Verificou-se que este processo computacional gera modelos mais compactos, com tamanho muito mais reduzido do que os originais e com pouca perda de informações, garantindo uma boa relação custo benefício em termos de esforços computacionais e o espaço necessário para o armazenamento dos modelos resultantes.

Teixeira (2008) aplicou dados ALS para a aquisição e construção de modelos estáticos análogos a reservatórios petrolíferos. Sallem (2007) avaliou os dados provenientes deste sensor no mapeamento de dutos, onde demonstrou que a utilização de dados provenientes desta plataforma aerotransportada refletem em ganhos e vantagens, sem prejuízos a exatidão. Brandalize (2004) avaliou a qualidade cartográfica dos resultados do ALS e obteve uma exatidão altimétrica absoluta entre 9,5 e 20,6 cm para as comparações realizadas entre nuvens de pontos ALS e nuvens de pontos levantados em campo.

Na área florestal, diversas pesquisas vêm explorando o potencial de aplicação desta nova tecnologia. Alixandrini (2005) utilizou dados ALS para obter informações ligadas a diferentes estratos da cobertura vegetal, analisando o comportamento e a estimativa das alturas. Zandoná et al. (2008) aplicando uma metodologia desenvolvida por Tiede et al. (2005) para a identificação de árvores individuais, sobretudo as árvores que se encontram no dossel superior (dominantes e co-dominantes) obtiveram um acerto médio 82,8%.

Macedo (2009) utilizou dados do ALS para estimativas volumétricas de povoamento clonal de *Eucalyptus sp.* obtendo um valor 1,8% menor que o volume estimado com o uso de técnicas tradicionais de inventário florestal.

2.3 MODELOS DIGITAIS DO TERRENO

Os dados obtidos do sensor *laser* são resultados da combinação da localização do sensor, bem como de sua orientação durante a obtenção das coordenadas (X, Y e Z) de cada pulso laser emitido pelo sistema. Devido à dimensão do pulso laser (*footprint*), alguns pulsos podem ser parcialmente refletidos pelos objetos em alturas diferentes e parcialmente pelo terreno.

O tratamento dos dados *laser scanner* frequentemente visa remover as medidas indesejadas, sejam sob a forma de medições erradas, objetos, ou ainda, modelos específicos. No início dos processos de elaboração dos dados LiDAR, normalmente se faz necessário o uso de técnicas de calibração, a fim de garantir a inexistência de erros sistemáticos nos MDTs (Modelos Digitais de Terreno), onde frequentemente se usam as áreas sem a presença de cobertura vegetal para este procedimento, como por exemplo, estradas e/ou coberturas de edificações (HYPPÄ et al., 2004).

Segundo Meng et al. (2010) as medidas obtidas de sensor LiDAR (M_{SLiDAR}) são influenciadas por três componentes principais: o terreno, os objetos acima do terreno e os ruídos, de acordo com a seguinte equação (3):

$$M_{SLiDAR} = P_t + P_{nt} + P_r \quad (3)$$

Onde,

P_t = pontos de elevações do terreno;

P_{nt} = pontos dos objetos acima do solo; e

P_r = pontos indesejáveis (ruído do sensor), aviões, pássaros e outros.

Nos dados LiDAR, os pontos do terreno são as medições obtidas do terreno nu, que muitas vezes são encontradas abaixo de objetos. Os pontos não pertencentes ao terreno são as medidas dos objetos acima do solo, tais como: árvores, arbustos, edificações, rede elétrica e outros. A compreensão das características físicas dos pontos pertencentes ao terreno que os diferem dos demais pontos é extremamente importante para que o(s) processo(s) de identificação e classificação destes pontos sejam realizados de forma correta.

A remoção das medições indesejadas no conjunto de dados proveniente do sensor LiDAR é normalmente referida como “filtragem” dos dados, onde algumas informações originais podem ser perdidas durante este processo. A perda de informações pode ser

significativa, especialmente quando são presentes retornos múltiplos, principalmente em áreas florestais, onde pontos com coordenadas muito semelhantes e com elevações diferentes são difíceis de serem filtrados.

Nas áreas florestais normalmente são obtidos uma maior quantidade de retornos, a partir de um único pulso, em função das características físicas do feixe, que antes de atingir o terreno, parte do sinal é refletido pela copa das árvores e sub-bosque. Desta forma, normalmente o primeiro retorno do pulso *laser* (*first*) corresponde aos pontos mais altos da cobertura vegetal (copas das árvores) (LIM et al., 2001) e as informações obtidas do último retorno (*last*) apresentam uma maior probabilidade de corresponderem à superfície do terreno, entretanto, com a presença de muitos pontos da cobertura vegetal.

Para a elaboração de Modelo Digital do Terreno (MDT), a partir de dados da varredura *laser* é necessário realizar a distinção dos pontos pertencentes ao terreno dos demais, pela eliminação dos pontos relativos à vegetação e outros objetos atingidos pelo feixe *laser*, podendo ser realizados pelo uso de diferentes técnicas matemáticas e estatísticas (KRAUS e PFEIFER, 1998). Este procedimento é normalmente descrito em literatura como processo de classificação, e é realizado após a filtragem dos dados e tem como objetivo principal definir quais as classes pertencentes a cada um dos pontos da varredura *laser* (edifícios, vegetação, terreno e outras).

O processamento dos dados é realizado de forma automática e semi-automática, incluído tarefas como a modelagem dos erros sistemáticos, filtragem e classificação. Destas tarefas, o processo de classificação e controle de qualidade constitui o maior desafio, consumindo cerca de 60 a 80% do tempo de processamento e elaboração (FLOOD, 2001), o que evidencia a necessidade de aprimoramento das técnicas atualmente utilizadas.

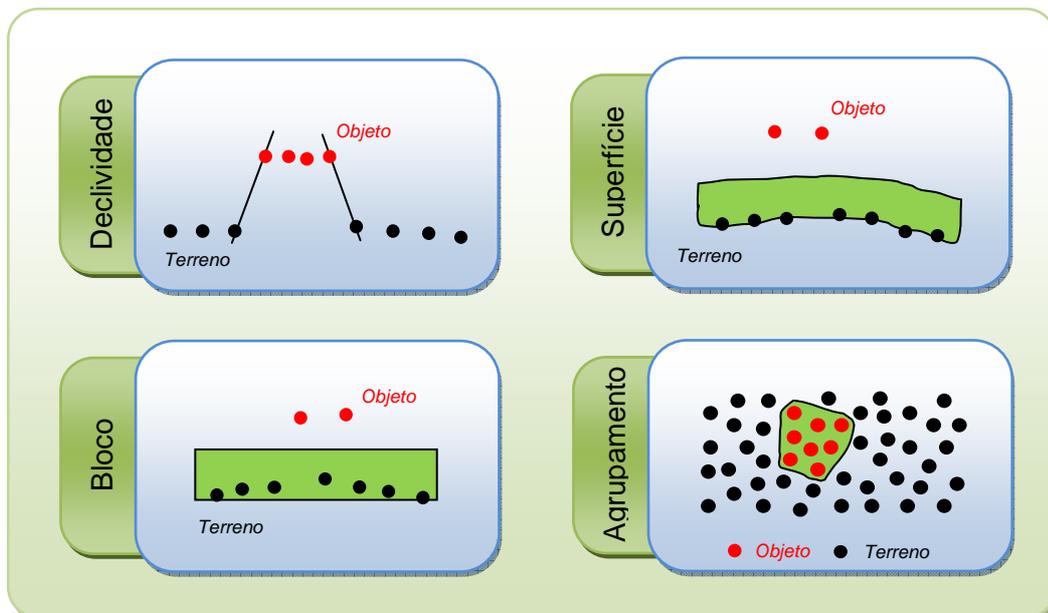
Nos últimos anos, a partir de dados LiDAR, uma grande variedade de algoritmos para classificação dos pontos pertencentes ao terreno para a elaboração de MDT, vêm sendo desenvolvida e descritas em literatura (e.g. HUG e WEHR, 1997; KRAUS e PFEIFER, 1998; JACOBSEN e LOHMANN, 2001; SITHOLE e VOSSSELMAN, 2003; SCHMIDT e HEWITT, 2004; EVANS e HUDAK, 2007; WICHMANN et al., 2008; ELBERINK e VOSSSELMAN, 2009).

Os algoritmos de classificação dos dados LiDAR são baseados em diferentes hipóteses sobre as características presentes nos pontos pertencentes ao terreno e aos objetos, as quais são utilizadas para diferenciar os pontos do terreno dos demais. Em muitas áreas, a superfície apresenta características únicas que determinados métodos podem ser capazes de realizar a diferenciação entre os pontos do terreno e dos objetos sobre ele (MENG et al., 2010).

Segundo Sithole e Vosselman (2003; 2004), os algoritmos utilizados no processamento dos dados LiDAR para a classificação dos pontos pertencentes ao terreno podem ser agrupados em função de algumas características: i) seu comportamento; ii) como

estruturam os dados; iii) como realizam as análises de proximidade; iv) como medem as descontinuidades e v) se eliminam os pontos descartados ou modificam seus atributos (SITHOLE e VOSSSELMAN, 2003; 2004). Desta forma, podem ser classificados como (FIGURA 10):

- de declividade: este método consiste em, para a classificação de um ponto se utiliza um conjunto de pontos onde são medidas as declividades dos pontos mais próximos, onde a probabilidade de um ponto mais elevado não pertencer ao terreno aumenta com a diminuição da sua distância linear, e se a declividade excede um valor de referência, o ponto com cota superior é classificado como objeto e não como pertencente ao terreno;
- de superfície: este método cria uma área (*buffer*) onde para a classificação de um ponto como pertencente ao terreno o mesmo deve estar ao interno deste *buffer* e os demais pontos são classificados como objetos;
- dos blocos mínimos: este método cria uma malha sobre os pontos a qual é definida como bloco mínimo em um plano horizontal, e, por meio de um processo de classificação iterativa, utiliza um valor de referência para que o ponto seja classificado;
- de agrupamento / segmentação: este método é baseado no conceito que todos os pontos agrupados devem pertencer a um objeto, onde o conjunto de dados iniciais é classificado, considerando que os pontos de um segmento não pertençam ao terreno se a altura do segmento é maior daquela do segmento vizinho.



Fonte: Sithole e Vosselman (2003)

FIGURA 10 - TIPO E CARACTERÍSTICAS DOS DIFERENTES PROCESSOS UTILIZADOS PARA A CLASSIFICAÇÃO DOS PONTOS PERTENCENTES AO TERRENO EM DADOS LiDAR

Kraus e Pfeifer (1998) desenvolveram um algoritmo para a filtragem de pontos provenientes do sensor de varredura a *laser* baseado na Interpolação Polinomial (IP) dos mínimos quadrados, de forma a distinguir os pontos pertencentes ao terreno dos pontos pertencentes aos objetos (ou seja, aqueles não pertencentes ao terreno).

O algoritmo de classificação está baseado na predição linear desenvolvida por Kraus e Mikhail (1972) que é implementado por meio de um processo iterativo. Na primeira etapa, uma superfície é calculada com pesos iguais para todos os pontos registrados pelo sensor LiDAR resultando em uma superfície que se situa entre os verdadeiros valores do terreno e a superfície do dossel florestal.

Os pontos do terreno são mais propensos a encontrarem-se abaixo da superfície calculada, enquanto, os pontos da vegetação acima desta superfície. A distância e a direção da superfície, são usadas para calcular os pesos (p_i) para cada ponto registrado na varredura pela função (4) (KRAUS E PFEIFER, 1998).

$$p_i = \begin{cases} 1 & v_i \leq g \\ \frac{1}{1+(a(v_i-g)^b)} & g < v_i \leq g + w \\ 0 & g + w < v_i \end{cases} \quad (4)$$

Onde,

a e b = são os parâmetros que determinam o peso da inclinação da função (para a maioria das aplicações valores de 1,0 e 4,0, respectivamente para a e b , apresentam resultados mais satisfatórios);

g = valor de deslocamento (determina quais os pontos são atribuídos a um peso, sendo 1,0 o valor máximo, o qual é atribuído aos pontos que se encontram abaixo da superfície calculada);

w = o parâmetro usado para estabelecer um limite máximo de pontos para ter uma influência sobre a superfície intermediária calculada;

v_i = resíduos dos pontos (em relação a superfície calculada inicialmente).

Desta forma, todos os pontos com uma elevação que satisfaçam as duas primeiras condições de peso da função serão considerados como pontos pertencentes ao terreno da área objeto de estudo.

Zhang e Whitman (2005) desenvolveram o filtro TIN adaptado (*Adaptive TIN Filter*) baseada no filtro descrito por Axelsson (1999a; 2000) para identificar e classificar os pontos pertencentes ao terreno dos demais do conjunto de dados obtidos pela varredura *laser*. O algoritmo utilizado trabalha em um processo iterativo, onde inicialmente são selecionados pontos “sementes” para elaboração de um primeiro TIN (*Triangulated Irregular Network*). O processo pode ser descrito com as seguintes etapas:

1. Calcular dos parâmetros iniciais utilizando todos os dados da varredura *laser*;
2. Seleção dos pontos “sementes”;
3. Densificação iterativa do TIN;
 - cálculo dos parâmetros para cada iteração dos pontos incluídos no TIN;
 - inclusão do ponto ao TIN, se o valor de seu atributo de elevação for abaixo dos valores limites;
4. O processamento continua até que todos os pontos sejam classificados como pertencentes ao solo ou outros objetos presentes.

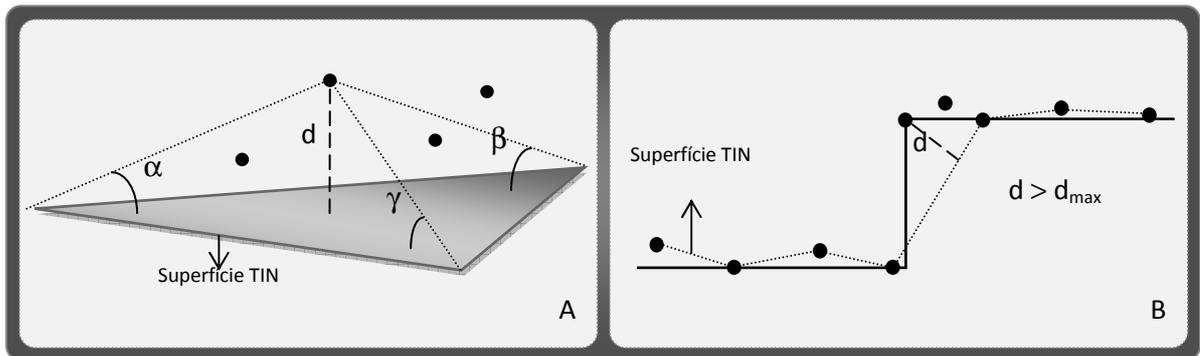
Os parâmetros iniciais são obtidos pelo uso de técnicas estatísticas aplicadas aos histogramas dos ângulos da superfície normal e das diferenças de elevação para todo o conjunto de dados. Desta forma, são obtidos os valores médios, os quais são utilizados para definir os limites a serem utilizados durante o processo iterativo.

A seleção dos pontos “sementes” dentro do conjunto de dados é baseada em um critério, uma elevação mínima dentro de uma grade (quadrada) com dimensão definida pelo usuário, pelo uso de um parâmetro aplicado ao algoritmo, onde para um adequado funcionamento deverá ser igual ou ligeiramente superior ao maior tipo de objeto presente sob a superfície do terreno (maior largura de um edifício).

Os pontos “sementes” selecionados são utilizados para a construção de um TIN grosseiro com a utilização do algoritmo de triangulação de *Delaunay* e sequencialmente são realizadas diversas iterações para o refinamento e classificação dos demais pontos. Para cada iteração, um ponto, em cada uma das faces do TIN é adicionado quando cumpre os critérios definidos pelos parâmetros inicialmente calculados. Os principais parâmetros utilizados como critério são: a distância entre o ponto e a face do TIN e os ângulos formado pelo mesmo em relação à face TIN (FIGURA 11A).

Os parâmetros utilizados como limites são calculados a partir dos dados obtidos em cada iteração. O uso deste algoritmo para a classificação é válido para superfícies contínuas, já as superfícies descontínuas, que são bastante frequentes em áreas urbanas, são mais difíceis de serem processadas, pois as bordas são facilmente cortadas (FIGURA 11B).

Para minimizar o corte das bordas, em cada iteração, busca-se expandir o TIN no sentido da descontinuidade com base no cálculo do desvio do ponto mais próximo onde foi gerado o corte. Por fim, o processo iterativo é interrompido quando não há mais pontos para serem adicionados à superfície TIN.



Fonte: Autor (2010) adaptado de Axelsson (2000)

FIGURA 11 - (A) VALORES CALCULADOS PARA A CLASSIFICAÇÃO DE UM PONTO COM REFERÊNCIA A FACE DO TIN E (B) CORTE DE BORDAS

Evans e Hudak (2007) propuseram um método de classificação para a elaboração de MDT em que se propõem uma metodologia baseada em um algoritmo de Aproximações Sucessivas (AS) para classificar os pontos em áreas de florestas densas medindo a curvatura dos pontos de maneira que aqueles que excedam um valor determinado de referência serão classificados como pontos não pertencentes ao terreno e os demais como pontos do terreno.

O algoritmo denominado de *Multiscale Curvature Classification (MCC)*, para a classificação da nuvem de pontos dos dados LiDAR executa as seguintes etapas:

- 1) Criação de um vetor $Z(s)$, que compreende as coordenadas X , as coordenadas Y e elevações Z para todos os retornos da varredura LiDAR;
- 2) Um *raster* é interpolado usando o vetor $Z(s)$ com o uso da interpolação TPS (*Thin Plate Spline*). Dois parâmetros do modelo para o domínio de escala l são aplicados: o parâmetro de escala λ e a tolerância da curvatura t (λ e t são parâmetros definidos pelo usuário);
- 3) Uma matriz de média 3×3 passa sobre o *raster* interpolado e cria um novo vetor $x(s)$, que é coincidente com $Z(s)$;
- 4) A curvatura do domínio de escala l é então calculada pela seguinte expressão:

$$c = x(s) + t \quad (5)$$

Onde, $x(s)$ é a média da elevação do vetor coincidente com $Z(s)$ em um domínio de escala l e t é o parâmetro de tolerância da curvatura no domínio de escala l .

- 5) Os pontos LiDAR são classificados como não pertencentes ao terreno e removidos, caso atendam as seguintes condições:

“SE $Z(s) > c$ ENTÃO classificar como não pertencente ao terreno”.

Onde, c é a curvatura na escala de domínio l e $Z(s)$ é a elevação obtida dos dados LiDAR.

Zhang e Whitman (2005) baseado no conceito em que as diferenças de elevação entre as medições vizinhas entre os pontos da varredura *laser* são geralmente distintos entre aqueles do solo e dos objetos presentes sobre a superfície (copas das árvores, prédios e outros) desenvolveram a metodologia do Limite de Elevação com Janela de Expansão (LE) (*Elevation Threshold with Expand Window*).

O método LE é baseado no conceito que as diferenças de elevações em uma determinada área podem ser utilizadas para classificar os pontos pertencentes ao terreno dos demais. Segundo Zhang e Whitman (2005) para a aplicação da metodologia se utilizam janelas de expansão para identificar e eliminar os pontos que não pertencem ao terreno, onde são seguidas as seguintes etapas:

- 1) O conjunto de dados é subdividido em uma matriz de células quadradas onde todos os pontos são eliminados com exceção daqueles que apresentam uma elevação mínima;
- 2) Sequencialmente as células da matriz são aumentadas e a altitude mínima em cada célula é determinada e todos os pontos com elevação superior ao valor de referencia são descartados;
- 3) O processo é repetido, aumentando o tamanho das células da matriz, até que nenhum ponto da interação anterior seja descartado.

Para a iteração i^{th} , um ponto $p_{i,j}$ é removido se:

$$Z_{i,j} - Z_{i,min} > h_{i,T} \quad (6)$$

Onde,

$Z_{i,j}$ = elevação do ponto j^{th} ($p_{i,j}$) em uma célula para a iteração i^{th} ;

$Z_{i,min}$ = elevação mínima desta célula e, $h_{i,T}$ é o limite de altura;

$h_{i,T}$ = é relacionado para o tamanho das células e definido por:

$$h_{i,T} = sc_i \quad (7)$$

Onde,

s = inclinação máxima do terreno; e

c_i = tamanho da célula para a iteração i^{th} .

O valor de c_i é o duplicado a cada iteração, definido por:

$$c_i = 2c_{i-1} \quad i = 2, 3, \dots M \quad (8)$$

Onde,

M = número total de interações.

Zhang et al. (2003) desenvolveram um processo de classificação baseada em análises Morfológicas Progressiva (MP) (*Progressive Morphological Filter*) para remover as medições não pertencentes ao terreno do conjunto de dados LiDAR. A morfologia matemática utiliza operações baseadas na teoria de conjuntos para extrair características das imagens.

Partindo do princípio que os objetos não pertencentes ao MDT são mais altos do que a superfície, é possível utilizar a técnica de morfologia matemática para se obter uma superfície isenta dos atributos não pertencentes ao terreno. O método consiste em inicialmente aplicar uma operação de erosão na imagem, a qual pode remover do MDS (Modelo Digital de Superfície) os objetos com dimensões inferiores à do elemento estruturante e não pertencentes ao MDT. Sequencialmente, utiliza uma operação de dilatação, com o mesmo elemento estruturante, sobre a imagem anterior, recupera-se a superfície do MDT (GONÇALVES e PEREIRA, 2010).

A erosão seguida da dilatação é designada como abertura morfológica, que resulta na seleção dos valores maiores ou iguais a um limiar, isto é, permite segmentar a superfície topográfica e identificar os pixels (ou objetos) que tenham uma altura superior a um determinado valor de referência $dh_{i,T}$ (9), dado por:

$$dh_{i,T} = \left\{ \begin{array}{ll} dh_0 & \text{se } w_i \leq 3 \\ s(w_i - w_{i-1})c + dh_0 & \text{se } w_i > 3 \\ dh_{max} & \text{se } dh_{i,T} > dh_{max} \end{array} \right\} \quad (9)$$

Onde,

dh_0 = diferença de altitude inicial que corresponde ao erro vertical das medições laser (0,2-0,3 m);

s = declive máximo na área de filtragem;

c = tamanho da célula; e

w_i = tamanho do elemento estruturante (número de células) na iteração i .

Vosselman (2000) desenvolveu um filtro que identifica pontos pertencentes ao terreno, comparando a declividade entre um ponto da varredura *laser* e seus vizinhos, o qual foi adaptado por Zhang e Whitman (2005) e denominado de Declive Máxima Local (*Maximum Local Slope*). Um ponto de levantamento LiDAR, $p_0(x_0, y_0, z_0)$, é classificado

como pertencente ao terreno, se o valor máximo ($S_{0,max}$) do declive entre o ponto e qualquer outro ponto (p_j) dentro de um determinado raio é menor o valor limite (S) predefinido.

$$\left\{ \begin{array}{l} S_{0,j} = \frac{z_0 - z_j}{\sqrt{(x_0 - x_j)^2 + (y_0 - y_j)^2}} \\ p_0 \in \text{medições do terreno se } S_{0,max} < S \end{array} \right\} \quad (10)$$

Onde,

$S_{0,j}$ = declividade entre p_0 e p_j , x_j e y_j representa as coordenadas horizontais de p_j e z_j é a sua elevação.

Existem diversas outras metodologias desenvolvidas e/ou adaptadas de trabalhos anteriores para a classificação dos pontos pertencentes ao terreno em dados da varredura laser. Lee e Younan (2003) adaptaram métodos desenvolvidos anteriormente utilizando a predição linear, que é baseada no cálculo dos resíduos para classificar os pontos pertencentes ao terreno, onde tiveram melhores resultados com as modificações realizadas.

Wack e Wimmer (2002) desenvolveram um algoritmo baseado em aproximações hierárquicas, em combinação com uma função de ponderação para a detecção dos pontos não pertencentes ao terreno. A função de ponderação utilizada leva em consideração a forma do terreno, bem como a distribuição dos pontos da varredura *laser*.

Meng et al. (2009) avaliaram o desempenho do algoritmo multi-direccional (*multi-directional ground*) desenvolvido com outros oito métodos, em que a precisão média geral do algoritmo de MGF foi inferior ao do baseado em TIN desenvolvido por Axelsson (2000), mas superior aos outros sete algoritmos, indicando que o algoritmo foi bastante robusto para as áreas avaliadas.

2.4 APLICAÇÕES LIDAR NA ÁREA FLORESTAL

A tecnologia LiDAR tem grande potencial para realizar medidas diretas e estimativas de variáveis dendrométricas (NILSSON, 1996). As medições diretas obtidas dos dados LiDAR são as alturas do dossel da floresta, ou seja, a topografia das copas.

Outras características estruturais importantes da floresta, como a biomassa da parte aérea, área basal, diâmetro, podem ser obtidos por técnicas de modelagem e/ou estimadas a partir de medições diretas (TABELA 01) (DUBAYAH et al., 2000)

TABELA 01 - USO E POTENCIALIDADES DA TECNOLOGIA LIDAR EM APLICAÇÕES FLORESTAIS

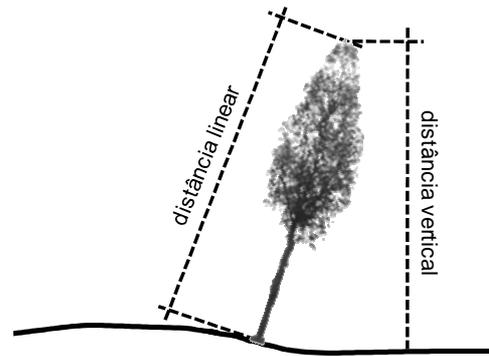
| Parâmetros Florestais | Forma de obtenção de dados ALS | Exemplo de aplicação na literatura |
|----------------------------------|--------------------------------|------------------------------------|
| Altura do dossel e/ou árvores | Medida direta | Næsset (1997) |
| Volume de copa | Medida direta | Coops et al. (2007) |
| Diâmetro de copa | Medida direta | Roberts et al. (2005) |
| Número de indivíduos | Medida direta | Hirata et al. (2009) |
| Volume | Modelagem | Ioki et al. (2010) |
| Biomassa | Modelagem | Danilin e Medvedev (2004) |
| Carbono | Modelagem | Balzter et al. (2007) |
| Área basal | Modelagem | -- |
| Diâmetro a altura do peito (DAP) | Modelagem | Vauhkonen (2010) |
| Material combustível aéreo | Modelagem | Andersen et al. (2005) |
| Cobertura de copa | Fusão com outros sensores | -- |
| Índice de área foliar (LAI) | Fusão com outros sensores | -- |
| Identificação de espécies | Fusão com outros sensores | Kim (2007) |

Fonte: Autor (2010)

2.4.1 Estimativas de alturas

Na atividade florestal a altura é uma variável importante e capaz de descrever características quantitativas e qualitativas de áreas florestais. Para as características quantitativas, a altura pode ser utilizada para a obtenção de volume e biomassa pelo uso de tabelas ou modelos matemáticos. Para as características qualitativas a altura pode ser utilizada como referência para o cálculo de índice de sítio, o qual reflete a fertilidade da área.

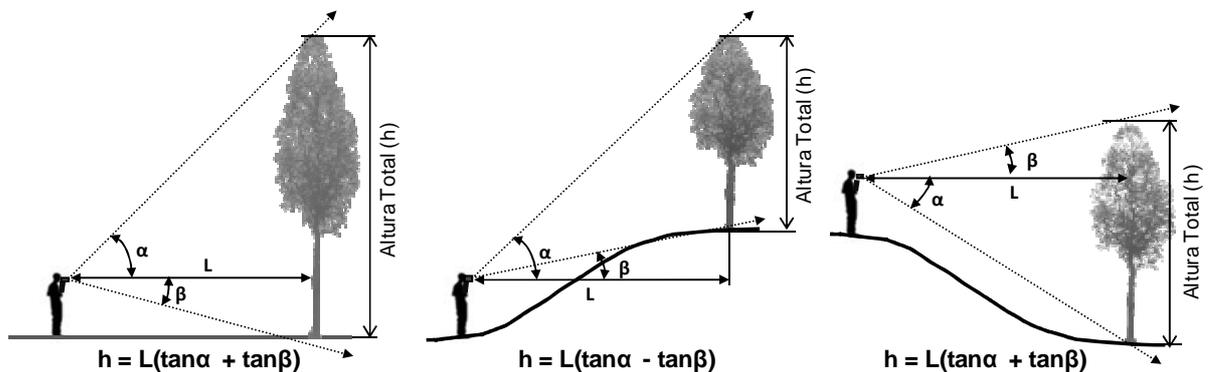
Segundo West (2009), a altura dos indivíduos arbóreos pode ser definida como a distância longitudinal do solo até o ponto mais alto da copa das árvores. Entretanto, em áreas onde as árvores estão inclinadas, a distância vertical não representa o verdadeiro comprimento do fuste (FIGURA 12). Nas atividades de campo a estimativa da distância linear apresenta maior dificuldade em ser realizada. Desta forma, nos inventários florestais, normalmente são medidas as distâncias verticais. Na maioria das situações, as árvores apresentam pequenas inclinações que não refletem grandes variações entre distâncias verticais e lineares. Uma árvore com inclinação de 8 graus apresentará uma diferença menor do que 1% entre as duas distâncias, refletindo uma margem de erro aceitável para esta variável.



Fonte: Autor (2010)

FIGURA 12 - DIFERENTES DISTÂNCIAS PARA A ESTIMATIVA DA ALTURA TOTAL DE ÁRVORES INDIVIDUAIS

Na maioria dos inventários florestais, a estimativa das alturas em campo é realizada com aparelhos denominados “hipsômetro”, os quais são divididos em duas categorias de acordo com o seu princípio de funcionamento: princípio geométrico (relação entre triângulos, como o Hipsômetro de Christem) e o princípio trigonométrico (FIGURA 13) (relação entre ângulos e distâncias, como o Nível de Abney, Blume-Leiss, Haga, Suunto Clinômetro e o Vertex, que incorpora tecnologia mais moderna) (SOARES et al., 2006).



Fonte: Soares et al. (2006)

FIGURA 13 - MÉTODO CONVENCIONAL PARA AS ESTIMATIVAS DA ALTURA INDIVIDUAL BASEADO NO PRINCÍPIO TRIGONOMÉTRICO

Diversos estudos avaliaram o uso de hipsômetros nas estimativas das alturas individuais e demonstraram que estas estimativas apresentam baixos erros. Entretanto, estão incluídos erros por diversos fatores os quais podem influenciar a qualidade dos resultados, tais como: operador, tipo do aparelho, distância do operador à árvore e classe de altura das árvores (WILLIAMS et al., 1994; COUTO e BASTOS, 1998).

Segundo Campos e Leite (2006), o Forestor Vertex (Vertex III) determina a distância do observador à árvore por meio de pulsos ultra-sônicos, que são sensíveis às variações da temperatura ambiente, implicando na necessidade de calibração diária.

A medição da variável altura ainda está sujeita a erros sistemáticos causados pela falta de habilidade do operador, cansaço em detrimento à monotonia da atividade, calibração do instrumento, boa visibilidade do topo e da base das árvores e tempo de coleta (SCOLFORO e FIGUEIREDO FILHO, 1998; SOARES et al., 2006).

A fim de se obter informações florestais com menor custo e maior velocidade, diversas pesquisas vêm estudando e desenvolvendo técnicas para a estimativa e quantificação florestal com o uso de sensoriamento remoto. Os primeiros estudos em aplicações florestais foram baseados na utilização de fotografias aéreas verticais.

Rogers (1947) utilizou a sombra em fotografias aéreas na estimativa das alturas individuais das árvores, entretanto esta técnica apresentou diversas limitações que estão relacionadas à posição da árvore no terreno, forma da copa, densidade da floresta, presença de sub-bosque e demais fatores que possam obstruir a projeção das árvores.

Hummes e Kirchner (2003) utilizaram fotografias aéreas digitais de pequeno formato para estimar a altura individual e diâmetro de copa, os quais foram aplicados em modelos matemáticos para a estimativa do volume em áreas com reflorestamento com *Pinus taeda*. Como resultado obtiveram um coeficiente de determinação ajustado de 0,71 entre os dados de campo e os obtidos por meio das fotografias, com um erro padrão da estimativa de 16,93%. Spurr (1960) mencionou que, em geral, os erros obtidos na estimativa de volumes de árvores individuais utilizando fotografias aéreas são altos, variando entre de 30 a 60%.

Nyyssönen (1962) menciona que a altura individual ou altura média do talhão são variáveis muito utilizadas em áreas florestais localizadas em zonas temperadas. Já na maioria das florestas tropicais, a altura é uma variável de difícil obtenção, e em fotografias aéreas é necessário que a copa das árvores e do solo sobre o qual a árvore cresce estejam visíveis. Contudo, esta situação é muito rara em áreas de floresta tropical, inviabilizando o uso de fotografias aéreas para a estimativa das alturas.

Segundo Andersen et al. (2006a), o desenvolvimento das tecnologias de sensoriamento remoto vem possibilitando uma maior contribuição para as atividades relacionadas à gestão dos recursos florestais. Um dos principais requisitos para o manejo florestal de precisão é a obtenção de informações espaciais detalhadas, relacionadas com o tipo e as condições dos povoamentos florestais, bem como as características da superfície do terreno. Nos últimos anos, uma nova geração de sensores de alta resolução ativos vem sendo empregados na área florestal, incluindo o LiDAR e a Interferometria em Radares de Abertura Sintética (*Interferometric Synthetic Aperture Radar - IfSAR*) que têm demonstrado grande potencialidade e elevada precisão em estimativas diretas da estrutura do dossel da floresta e da topografia terrestre.

O IfSAR é uma tecnologia de sensoriamento remoto baseada em microondas e é capaz de fornecer informações tridimensionais dos elementos dentro das áreas florestais. O sistema IfSAR normalmente fornece informações com baixa resolução espacial e custos

relativamente baixos por unidade de área. Além disso, o uso de sistemas de RADAR de frequências múltiplas possibilita a coleta de informações em diferentes estratos, como por exemplo, a banda P que penetra pelo dossel e reflete principalmente a superfície do terreno, enquanto a banda X reflete a superfície (dossel florestal). Desta forma, a diferença entre a banda-X (copas) de superfície e a banda P (terreno) apresenta as informações da altura da vegetação (ANDERSEN et al., 2006a).

Hyypä e Hallikainen (1996) demonstraram grande potencialidade do uso de dados de RADAR em atividades de inventário florestal. Neste trabalho, diversas variáveis foram estimadas com o uso dos dados do RADAR, que seqüencialmente foram analisadas de forma comparativa com medições obtidas em campo. Os resultados demonstraram que a altura média, altura dominante e volume por hectare podem ser obtidos com elevado grau de precisão. Os autores observam que o uso do RADAR possibilitou uma estimativa da altura média e dominante de forma mais precisa do que a obtida com medições convencionais realizadas em campo.

Axelsson et al. (1999b) utilizaram dados de RADAR de onda contínua com três canais de frequência 5, 14 e 35 GHz correspondendo as bandas C, Ku e Ka, para a estimativa da alturas das árvores. Neste trabalho a estimativa da altura apresentou um erro quadrático médio variando de 1,3 a 2,0 m, demonstrando grande potencialidade do uso deste sensor para a estimativa de alturas.

Mais recentemente, a aquisição de informações com o uso de *Airborne Laser Scanning* (ALS) com tecnologia LiDAR vem se tornando promissora na obtenção de dados para a elaboração de modelos digitais de terreno e de superfície, e por conseqüência, a altura do dossel florestal.

Diversos trabalhos vêm demonstrando que o uso do sensor LiDAR apresenta grande capacidade em obter informações precisas do terreno e da superfície, extremamente importante na área florestal para as atividades relacionadas à produção florestal e proteção dos recursos naturais.

Carms (2006) em uma pesquisa de mercado, observou um aumento considerável e também uma tendência de crescimento do número de empresas e prestadores de serviços relacionados à coleta e processamento de dados provenientes do sensor LiDAR. Dentre as diversas aplicações dos dados LiDAR utilizados pelos entrevistados na pesquisa, a área florestal foi presente em 68% das respostas obtidas.

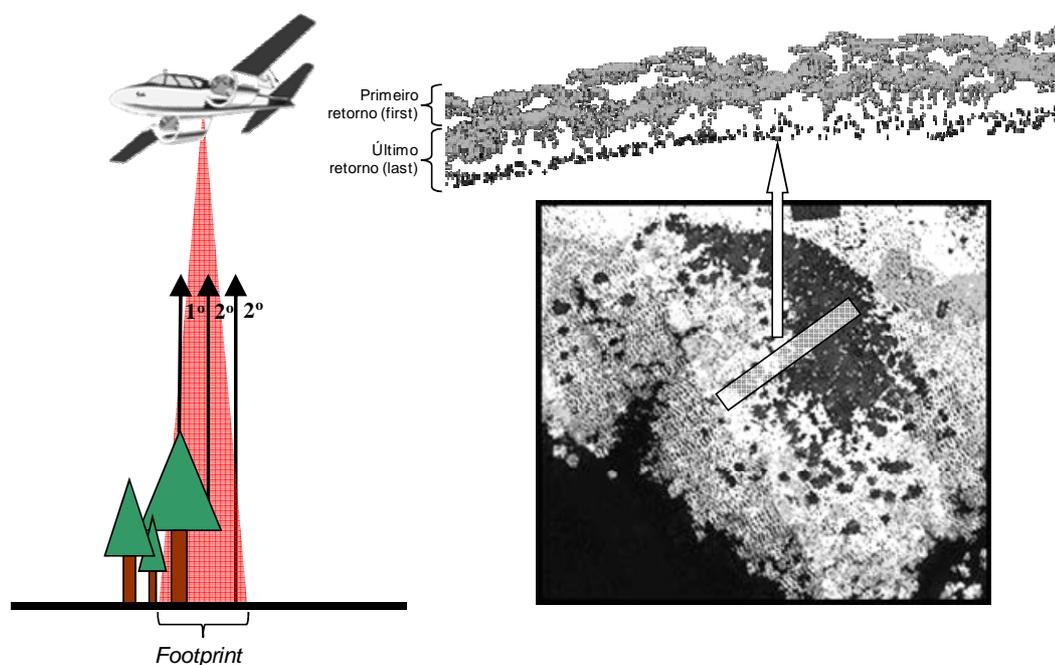
A estimativa de variáveis dendrométricas, como o uso de dados LiDAR, vem sendo objeto de interesse de muitos grupos de pesquisadores, os quais vêm obtendo resultados altamente correlacionados aos obtidos com o uso de técnicas convencionais (levantamentos de campo) (e.g. ROBERTS et al., 2005; ANDERSEN et al., 2006b; MARTINS et al., 2007; DEAN et al., 2009).

Uma das primeiras aplicações da tecnologia LiDAR em áreas florestais teve como objetivo a estimativa da altura, e esta variável vem sendo utilizada como base para a estimativa de outros atributos florestais como: volume e biomassa (e.g. NILSSON, 1996; MEANS et al., 1999; MEANS et al., 2000; LEFSKY et al., 2002; DANILIN e MEDVEDEV, 2004; MALTAMO et al., 2004; NÆSSET e GOBAKKEN, 2005; YU, 2008; PACKALÉN, 2009).

A estimativa da altura da cobertura florestal pode ser obtida diretamente a partir do processamento dos dados provenientes da varredura *laser* (NILSSON, 1996). O primeiro retorno do pulso *laser* (*first*), em áreas de cobertura florestal, corresponde na maioria dos casos aos pontos mais altos das copas das árvores (LIM et al., 2001). Desta forma, a elaboração do Modelo Digital de Superfície (MDS) pode ser obtida com os pontos mais altos dentro de uma vizinhança definida, onde existem diversas variações de metodologias descritas em literatura (SITHOLE e VOSSSELMAN, 2003).

As informações obtidas do último retorno (*last*) apresentam alta probabilidade de corresponderem à superfície do terreno. Todavia, com a presença de muitos pontos pertencentes à cobertura vegetal, os quais necessitam serem removidos para a elaboração do Modelo Digital do Terreno (MDT) (FIGURA 14). A eliminação dos pontos relativos à vegetação pode ser realizada pelo uso de diferentes técnicas matemáticas e estatísticas (KRAUS e PFEIFER, 1998).

A fim de garantir a inexistência de erros sistemáticos nos MDTs é necessária a calibração dos mesmos, e nestes procedimentos são utilizadas áreas como por exemplo estradas e telhados (HYYPÄ et al., 2004).



Fonte: Autor (2010)

FIGURA 14 - FOOTPRINT E CARACTERÍSTICA DAS DIFERENTES REFLEXÕES DE CADA PULSO LASER

Para a extração das alturas das árvores dos dados da varredura a *laser* normalmente é utilizado um Modelo Digital da Vegetação (MDV), que também é descrito em literatura como Modelo Digital da Vegetação normalizado (MDVn). O MDVn pode ser obtido com processo matemático matricial muito simples, que consiste na subtração do MDS do MDT (NILSSON, 1996). Suárez et al. (2005) apontam uma vantagem no uso de MDV, obtidos com o uso de técnicas de interpolação, pois proporcionam uma significativa redução do volume dos dados, aumentando a velocidade de processamento e também a possibilidade da utilização de técnicas e aplicações computacionais convencionais utilizadas tradicionalmente em sensoriamento remoto e GIS.

Suárez et al. (2005) apontam vantagem no uso de MDVn obtidos com o uso de técnicas de interpolação, pois proporcionam uma significativa redução do volume dos dados LiDAR, aumentando a velocidade de processamento e possibilitando a utilização de técnicas e aplicações computacionais convencionais.

A qualidade das estimativas das alturas obtidas a partir de dados da varredura *laser* está relacionada diretamente com a qualidade dos modelos utilizados (MDT e MDS) na elaboração do MDVn. Para a obtenção de modelos com uma boa precisão em áreas florestais é necessária uma densidade adequada dos pulsos *laser* para que os mesmos possam penetrar na vegetação, através dos espaços existentes entre as folhas e os galhos, chegando finalmente à superfície do terreno.

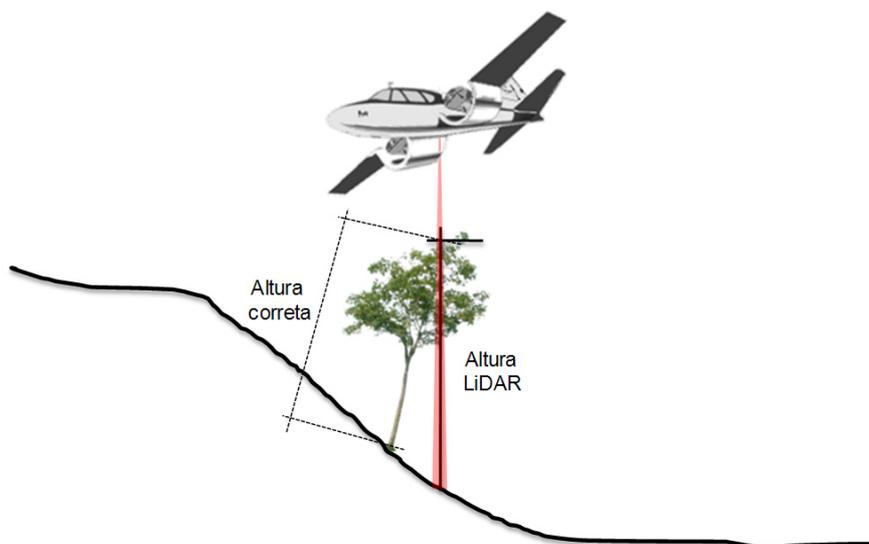
Segundo Hyypä et al. (2004) estes estudos são complexos, pois a densidade dos pontos está relacionada a diversos fatores, tais como: a altura de vôo, tipo de sensor, tipologia florestal, e dos algoritmos utilizados no processamento dos dados. Alguns estudos evidenciam que as estimativas das alturas obtidas com dados LiDAR podem ser subestimadas (e.g. NILSSON, 1996; PERSSON et al., 2002; CLARK et al., 2004; MCGAUGHEY et al., 2004; ANDERSEN et al., 2006b; CHASMER et al., 2006; FALKOWSKI et al., 2006; HEURICH, 2008; PACKALÉN, 2009). De acordo com todos estes estudos, a subestimativa das alturas das árvores pode ser afetada por diversos fatores, tais como: densidade e cobertura dos pulsos *laser*; densidade e altura da vegetação e sub bosque, espécies e forma das árvores presentes, os algoritmos utilizados na elaboração dos MDT e MDS, sensibilidade do sensor *laser* e a taxa de penetração dos pulsos.

Estudos realizados por Reutebuch et al. (2003) com uma densidade de 1 ponto / m², demonstraram uma leve tendência de superestimativa das estimativas da altitude do terreno em áreas florestais, que diminui ainda mais a altura das árvores. Os autores relatam a necessidade da melhoria dos processos de elaboração e validação de dados obtidos com a varredura *laser*.

Yu et al. (2004) avaliaram o efeito da estimativa das alturas das árvores em função dos parâmetros de sistema ALS, como: a altitude de vôo, a densidade de pontos e o diâmetro do feixe a terra (*footprint*). Os resultados indicaram que a precisão das estimativas

das alturas das árvores diminui com o aumento da altitude de vôo, porém em todos os casos foi verificado que as alturas foram subestimadas. Outro aspecto relevante foi que a densidade de pontos exerce uma maior influência na precisão das estimativas das alturas do que a dimensão do *footprint*.

Apesar da maioria dos trabalhos demonstrarem uma tendência na subestimativa das alturas das árvores com o uso dos dados da varredura *laser*, outros também apareceram com os dados LiDAR (e.g. HIRATA, 2004; HOLLAUS et al., 2006; DEAN et al., 2009). Hirata (2004) constatou que a superestimativa das alturas das árvores de um dos talhões estudados foi resultado pelo fato das árvores estarem crescendo em declive tendem a inclinar-se para o lado do vale (FIGURA 15).



Fonte: Autor (2010)

FIGURA 15 - SUPERESTIMATIVA DAS ALTURAS DAS ÁRVORES INDIVIDUAIS EM SITUAÇÃO ONDE AS ÁRVORES ESTÃO CRESCENDO EM ÁREAS DE DECLIVE E INCLINADAS PARA O LADO DO VALE

Nilsson (1996) utilizando dados da varredura *laser*, em uma área com povoamento equiâneos de *Pinus silvestre* (*Pinus sylvestris* L.) na Suécia, com um *footprint* de 0,75 e 3,00m, obteve uma subestimativa variando de 2,1 a 3,7 m. Næsset (1997) trabalhando com dados LiDAR, com um *footprint* de 0,13 e 0,16 m, para a estimativa da altura média em áreas de floresta com Abeto-falso (*Picea abies* Karst.) e *Pinus silvestre* (*Pinus sylvestris* L.) em Elverum e Grue na Noruega, obteve erros variando de -0,4 m a 1,9 m e com um desvio padrão de 1,1-1,6 m.

Næsset e Økland (2002) estimaram as alturas médias pelo uso de dados *laser scanning* com pequeno *footprint* em uma área de floresta boreal. A validação cruzada dos resultados mostrou um erro de 1,49 m (7,6%) para a estimativa da altura média das árvores em relação aos valores obtidos em levantamento de campo.

Persson et al. (2002) em uma área florestal localizada ao sul da Suécia, composta de três espécies dominantes (*Picea abies* L. Karst., *Pinus sylvestris* L. e *Betula spp.*) utilizaram

dados LiDAR para a estimativa de diversas variáveis florestais, dentre estas as alturas individuais. As estimativas obtidas na elaboração dos dados LiDAR apresentaram um erro padrão ($S_{\bar{x}}$) de 0,63 m e um coeficiente de correlação de 0,99 em relação aos dados do inventário florestal. Neste estudo, foram utilizadas diversas dimensões do *footprint* (0,26; 0,52; 1,04; 2,08 e 3,68 m), as quais não influenciaram as estimativas das alturas, entretanto apresentaram uma maior subestimativa da altura nas maiores dimensões do *footprint*.

A maioria dos estudos de aplicação de dados LiDAR na estimativa de variáveis florestais vem sendo desenvolvido em áreas planas ou pouco acidentadas. Takahashi et al. (2005) avaliaram as estimativas das alturas individuais das árvores de *Cryptomeria japonica* D. Don. com o uso de dados LiDAR em áreas localizadas em regiões montanhosas, com uma topografia bastante íngreme e complexa. A estimativa da altura, nas diferentes declividades avaliadas: 37,6°, 15,6° e 16,8° respectivamente apresentaram um erro médio de 0,227 m, 0,473 m e 0,183 m e um erro padrão de 0,901 m, 0,846m e 0,576 m.

Kwak et al. (2007) estimaram as alturas de árvores com dados LiDAR em área florestal no sul da Coreia. As alturas das árvores foram estimadas pela extração dos valores máximos do Modelo Digital da Vegetação normalizado (MDVn). Os resultados demonstraram coeficientes de correlação variando de 0,74 a 0,80 para as diferentes espécies florestais avaliadas. Segundo os autores, a principal limitação do trabalho foi uma baixa densidade de pontos da varredura *laser*, a qual não permitiu uma descrição precisa das copas das árvores e por consequência baixos coeficientes de correlação.

Os estudos referentes à utilização do sensor *laser* vêm demonstrando uma grande potencialidade de aplicação na estimativa das alturas. Na Tabela 02 podem-se observar os resultados obtidos em alguns destes trabalhos.

TABELA 02 - RESULTADO DE ALGUNS TRABALHOS DESCRITOS EM LITERATURA NA ESTIMATIVA DE ALTURAS DE ÁRVORES INDIVIDUAIS COM USO DE DADOS LiDAR

| Tipologia florestal presente | Localização da área de estudo | Densidade de pulsos <i>laser</i> (pnt/m ²) | <i>Footprint</i> (m) | Metodologia de obtenção em campo das alturas | Resultados obtidos | Referência bibliográfica |
|--|--|--|----------------------|---|--|--------------------------|
| Florestas com Norway spruce (<i>Picea abies</i> Karst.) e Scotch pine (<i>Pinus sylvestris</i> L.) | Elverum e Grue, Noruega | - | 0,13 e 0,16 | Medidas em campo, e cálculo da altura média aritmética de cada talhão | Melhores resultados: erro -0,4 m a 1,9 m com um desvio padrão de 1,1-1,6 m | Næsset (1997) |
| Povoamento equianeos de Scotch pine (<i>Pinus sylvestris</i> L.) | Ålö (50 km a sudeste de Estocolmo), Suécia | - | 0,75 – 3,00 | Medidas em campo, e cálculo da altura média aritmética do dossel | Subestimativa variando de 2,1 a 3,7 m | Nilsson (1996) |

(Continua...)

TABELA 02 - RESULTADO DE ALGUNS TRABALHOS DESCRITOS EM LITERATURA NA ESTIMATIVA DE ALTURAS DE ÁRVORES INDIVIDUAIS COM USO DE DADOS LIDAR (CONTINUAÇÃO)

| Tipologia florestal presente | Localização da área de estudo | Densidade de pulsos laser (pnt/m ²) | Footprint (m) | Metodologia de obtenção em campo das alturas | Resultados obtidos | Referência bibliográfica |
|--------------------------------------|----------------------------------|---|---------------|--|---|--------------------------|
| Ponderosa pine com Douglas-fir | Washington State, USA | 6 | 0,33 – 0,80 | Medidas em campo com o uso de Estação total | Média ± SD = - 0,73 ± 0,43 / Média ± SD = - 1,12 ± 0,56 | Andersen et al. (2006b) |
| Talhões de Stitka spruce | Aberfoyle, United Kingdom | 3-4 | -- | Relascópio a Laser | r ² : 0,89 – Subestimativa variando de 7-8% | Suárez et al. (2005) |
| Plantações de Loblolly pine | Mississippi (a) e Texas (b), USA | 4-5 | 0,11 | Modelos de regressão | Média: - 0,5(a)/+0,2(b) – RMSE: 0,48(a) / 1,18(b) | Roberts et al. (2005) |
| Reflorestamento de <i>Pinus spp.</i> | Pinhais, Paraná, Brasil | -- | 0,27 | hipsômetro de Haga | Subestimativas das alturas dos talhões de 0,10 a 8,8% de erro | Zandoná et al. (2007) |

2.4.2 Identificação da localização de árvores individuais

Por meio de um levantamento *laser scanning*, os objetos presentes na superfície terrestre são reconstruídos em forma de “nuvem georeferenciada de pontos”. Em áreas florestais, o uso da tecnologia LIDAR possibilita a reprodução tridimensional da estrutura de povoamentos florestais, devido à sua capacidade de medições em 3D com alta precisão.

Nos últimos anos os sistemas comerciais *laser scanners* aerotransportados apresentaram um aumento significativo em sua capacidade de coleta de informações, passando de aproximadamente 2 mil pontos / segundo em 1997 a 200 mil pontos / segundo em 2006, tornando assim possível a detecção e mensuração de pequenos objetos presentes sobre a superfície terrestre. Com isso, a utilização deste sensor na área florestal vem possibilitando a obtenção de informações em nível de árvores individuais, com diversos benefícios em relação às técnicas convencionais baseadas no uso de informações obtidas por sensores passivos (e.g. fotografias aéreas e imagens de satélite).

A identificação automática da localização de árvores individuais, em dados da varredura *laser*, é um ponto crucial em estudos que tenham como objetivo extrações de informações dendrométricas individuais. O processo de automatização de localização de árvores individuais é, normalmente, uma das primeiras elaborações realizada no MDS. A localização das árvores possibilita a obtenção de outras variáveis dendrométricas, como a altura, que depois de localizados os indivíduos, a extração é muito simples e rápida de ser efetuada.

Vários estudos para a detecção automática de árvores individuais utilizando dados da varredura a *laser* vêm sendo desenvolvido nos últimos anos, aonde em sua maioria, aplicaram o MDS para extrair e identificar a localização das árvores (e.g. PERSSON et al., 2002; ASCHOFF e SPIECKER, 2004; TIEDE et al., 2005; OONO et al., 2008).

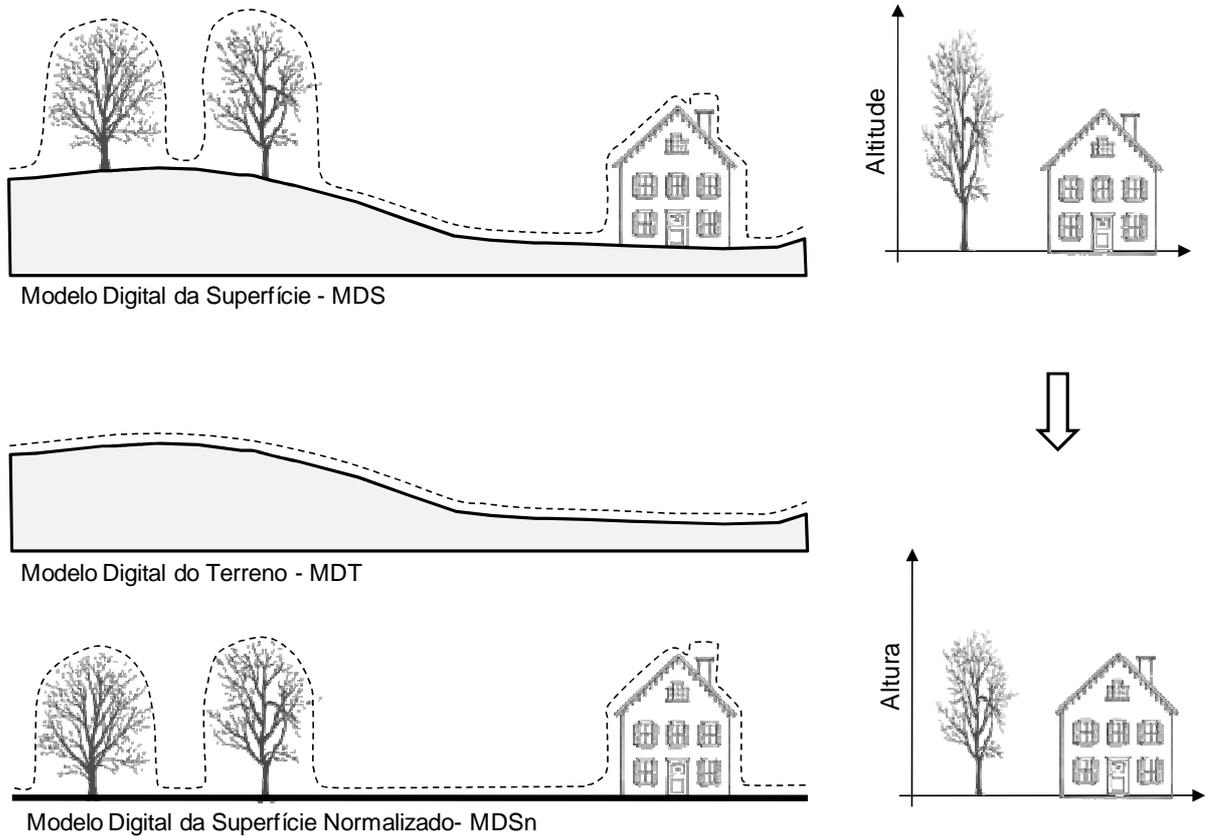
Um problema na detecção de árvores individuais em imagens ou em modelos digitais, principalmente em florestas naturais, é a manipulação de copas de diversos tamanhos. Outro aspecto importante é a necessidade de uma resolução compatível da imagem e o tamanho das copas presente na área de estudo.

Em imagens aéreas ou multispectrais de alta resolução é difícil obter informações referentes às dimensões das árvores, o que não ocorre com os modelos digitais provenientes da varredura *laser*, onde essas informações encontram-se diretamente disponíveis. Isto dá a possibilidade de desenvolver métodos de processamento que se adaptem aos tamanhos dos objetos de interesse “as árvores” (PITKÄNEN et al., 2004).

Um dos primeiros estudos relacionados à detecção de árvores individuais em dados LiDAR foi realizado por Hyyppä e Inkinen (1999) em áreas de floresta boreal de países nórdicos, onde as coníferas são as espécies dominantes. Neste trabalho, nas áreas com presença de florestas maduras de coníferas, os resultados demonstraram que a maior parte das árvores visíveis podem ser detectadas. Entretanto, em áreas de florestas densas ou em jovens grupos de espécies folhosas, algumas dificuldades foram encontradas.

Diversas abordagens para a extração de árvores individuais vêm sendo estudadas nos últimos anos. Muitos destes trabalhos (e.g. HYYPPÄ e INKINEN, 1999; PERSSON et al., 2002; KOCH et al., 2006) utilizaram como base para a aplicação dos algoritmos de identificação o Modelo Digital da Superfície normalizado (MDSn), obtido por meio de um processo de subtração do Modelo Digital da Superfície - MDS (*Digital Surface Model - DSM*) do Modelo Digital do Terreno - MDT (*Digital Terrain Model - DTM*), conforme se pode observar na Figura 16.

Em áreas florestais, MDSn pode ser denominado como o Modelo Digital da Vegetação normalizado - MDVn (*Digital Canopy Model - DCM*). Neste modelo, os valores das células representam as diferenças de altitude entre o topo da vegetação e do nível do terreno, ou seja, a altura do dossel florestal. Os pontos de alturas máximas podem ser interpretados como as posições dos ápices das copas dos indivíduos arbóreos e as alturas das árvores podem ser estimadas com base nos valores máximos presentes nas células do MDVn. O MDVn também pode ser utilizado para a estimativa das dimensões das copas das árvores onde é necessária a realização de procedimentos que inicialmente definam os limites das copas individuais para seqüencialmente obter suas dimensões.



Fonte: Autor (2010) adaptado de Changok (2007)

FIGURA 16 - PROCESSO DE OBTENÇÃO DE MODELO DIGITAL DA SUPERFÍCIE NORMALIZADO (MDSn) A PARTIR DE MODELOS GERADOS COM DADOS DA VARREDURA LASER SCANNING

Os levantamentos LiDAR geram uma quantidade de dados elevada, fato que dificulta o processamento dos dados. Desta forma, a utilização do MDVn apresenta grandes vantagens por poder reduzir a carga de trabalho computacional e, conseqüentemente, agilizar a obtenção das informações pesquisadas (MORS DORF et al., 2004; VAUHKONEN, 2010). Outro aspecto importante é o fato de que os modelos digitais podem ser facilmente convertidos em formato de imagem, permitindo assim a utilização das diversas metodologias e técnicas de análise de imagem, as quais podem auxiliar na elaboração dos dados e na obtenção das informações de interesse.

Um dos problemas na detecção de árvores individuais por imagem ou em modelos digitais, principalmente em florestas naturais, é a manipulação de copas de diversos tamanhos. Outro aspecto é a necessidade de uma resolução compatível entre a imagem e o tamanho das copas presentes na área de estudo.

Em imagens aéreas ou multispectrais de alta resolução é difícil obter informações referentes às dimensões das árvores, o que não ocorre com os modelos digitais, provenientes da varredura *laser*, em que essas informações encontram-se diretamente disponíveis. Isto possibilita o desenvolvimento de métodos de processamento que se adaptem aos tamanhos dos objetos de interesse - as árvores. (PITKÄNEN et al., 2004).

Næsset e Økland (2002) destacam que outra variável importante na identificação de árvores individuais é o diâmetro do pulso laser (*footprint*), pois diâmetros menores apresentam melhores resultados na medida em que proporcionam uma maior penetração na cobertura vegetal, principalmente em áreas de floresta densa.

Taguchi et al. (2006) utilizaram o algoritmo de locais máximos para a identificação dos topos e, para a detecção das árvores, foi utilizado um modelo de forma elipsóide. Esta metodologia foi avaliada em florestas de coníferas, no Japão, onde 74 % do total das árvores foram detectadas corretamente.

Korpela (2004) avaliando a detecção de árvores individuais em áreas florestais com diferentes espécies e classes de diâmetro, verificou que nem todas as árvores podem ser detectadas pelo processo automatizado de detecção. Em seu trabalho, as árvores com alturas inferiores de 40-60% em relação à altura dominante não foram localizadas, observando-se que essa proporção apresentou variações, dependendo da estrutura da floresta e densidade. Entretanto, a maioria das árvores dominantes, que representam mais de 88% do volume total, foi detectada.

Tiede et al. (2005) após várias pré-etapas de processamento com os dados da varredura *laser*, aplicaram o algoritmo de locais máximos para identificar as copas das árvores. O algoritmo foi testado para seis parcelas e as árvores dominantes foram detectadas com uma precisão de 72,2%, representando uma taxa total de detecção das árvores de 51%. Nas áreas com maiores espaçamentos, as árvores dominantes detectadas atingiram valores entre 81% e 92%. No total, o erro de comissão (falsos positivos) foi baixo, com aproximadamente 2%.

Kwak et al. (2007) utilizaram métodos de análise morfológica para a identificação de árvores individuais, em uma área florestal na Coreia do Sul, com predominância de três espécies arbóreas: *P. koraiensis* (Korean Pine), *L. Leptolepis* (Japanese Larch), e *Quercus spp.* (Oaks). Obtiveram, respectivamente, 68,1%, 86,7% e 67,4% de precisão na sua detecção. Segundo Kwak et al. (2007), o estudo desenvolvido por Leckie et al. (2003) usou uma metodologia muito semelhante, e obteve detecção de árvores individuais com uma precisão de 59% para uma floresta de coníferas.

Oono et al. (2008) desenvolveram um método para a identificação automática de árvores individuais, denominado de "*Crown Shape Index*". O índice é calculado com base na desigualdade das alturas da grade do MDV e no uso de procedimentos baseados na teoria estatística, na qual são extraídas as áreas de copa ao entorno dos topos das árvores. A metodologia foi aplicada em quatro parcelas com diferentes densidades ($n \text{ ha}^{-1}$) em uma floresta implantada de *Cryptomeria japonica* (Japanese cedar). Na floresta de menor densidade (860 n ha^{-1}) obteve-se 80 a 89% de precisão na detecção. Nas áreas com maior densidade de árvores, a detecção variou entre 71 e 87%. Na Tabela 03 são apresentados

alguns trabalhos com dados LiDAR para o reconhecimento automático da localização de árvores individuais.

TABELA 03 - RESULTADOS DO RECONHECIMENTO AUTOMÁTICO DA LOCALIZAÇÃO DE ÁRVORES INDIVIDUAIS EM DIVERSOS TRABALHOS DESCRITOS EM LITERATURA COM USO DE DADOS LiDAR

| Descrição da tipologia florestal | Localização | Metodologia utilizada | Resultados do reconhecimento | Referência |
|--|--|---|---|-----------------------|
| Floresta Mista Submontana com as espécies <i>Picea abies</i> , <i>Abies alba</i> , <i>Fagus sylvatica</i> e <i>Acer pseudoplatanus</i> | Sul da Alemanha Oriental ao longo da fronteira com a República Checa | Locais máxima | Com um reconhecimento de 68,0% total, 77,5% das árvores dominantes e 2,5% de falsos positivo | Tiede et al. (2005) |
| Existem três tipos de tipologia florestal importantes: (1) florestas sub alpinas com abeto da Noruega (<i>Picea abies</i>) e em parte Mountain ash (<i>Sorbus aucuparia</i>) (2) florestas de montanha (<i>Picea abies</i> , <i>Abies alba</i> , <i>Fagus sylvatica</i> e <i>Acer pseudoplatanus</i>) e (3) florestas de pinheiros | Alemanha, Parque Nacional Floresta da Baviera, que está situada ao sudeste da Alemanha ao longo da fronteira com a República Checa | Suavização da imagem e identificação dos pontos com alturas máximas | 44,2% das árvores foram corretamente localizadas, onde na área de conífera uma localização de 50,6% e nas folhosas 38,4% | Heurich et al. (2004) |
| Duas áreas de estudo: (1) Floresta de Carvalho Misto, com uma área com a presença de Douglas-fir (<i>Pseudotsuga menziesii</i>) com 30 anos de idade e (2) Floresta Mista de Montanha com 3 espécies principais: <i>Fagus sylvatica</i> ($\pm 60\%$), <i>Abies alba</i> ($\pm 25\%$) e <i>Picea abies</i> ($\pm 10\%$) | Alemanha, próximo à cidade de Freiburg / Breisgau. (1) Mooswald nordeste de Freiburg e (2) Günterstal ao sudeste de Freiburg | Locais máxima | (1) 87,3 %, das quais 59,6% localizadas corretamente e 27,7% de forma satisfatória e (2) 63,3 %, das quais 18,2% localizadas corretamente e 24,5% de forma satisfatória | Koch et al. (2006) |
| Floresta de coníferas de idade, com a presença dominante de <i>Pseudotsuga menziesii</i> (Douglas Fir) e <i>Sequoia sempervirens</i> (Redwood) | Estado Unidos, Mendocino (Califórnia), Reserva Natural da Univ. da Califórnia | Análise morfológica (<i>TopHat</i>) | 85% e 51% das árvores identificadas | Lee e Fisher (2006) |
| Talhão de cedro japonês (1 ha) com uma densidade do povoamento de 657 árvores ha ⁻¹ | Japão, Floresta Nacional gerenciada pelo Distrito Florestal de Ibaraki, localizada na parte leste do país | Locais máxima | 83,9% das árvores foram localizadas | Hirata (2004) |
| Áreas de floresta e vegetação urbana | Suécia, na cidade Linköping ao sul do país | Locais máxima | 71% das árvores foram corretamente localizadas com um erro médio de posicionamento de 51,4 cm | Persson (2001) |

(Continua....)

TABELA 03 - RESULTADOS DO RECONHECIMENTO AUTOMÁTICO DA LOCALIZAÇÃO DE ÁRVORES INDIVIDUAIS EM DIVERSOS TRABALHOS DESCRITOS EM LITERATURA COM USO DE DADOS LIDAR (CONTINUAÇÃO)

| Descrição da tipologia florestal | Localização | Metodologia utilizada | Resultados do reconhecimento | Referência |
|--|--|---|--|------------------------|
| Talhões de povoamentos florestais com idade de 78-100 anos com um volume médio $336 \text{ m}^3 \text{ ha}^{-1}$ (variando de $127\text{-}533 \text{ m}^3 \text{ ha}^{-1}$), onde a maioria dos talhões foi sofrerem cortes seletivos nas últimas décadas, proporcionando muitos talhões com o dossel multiestratificado. | Finlândia, uma área de Floresta Estadual localizada ao sul do país, em Kalkkinen | Locais máxima, filtros gaussianos, <i>height filtering</i> , eliminação máxima, <i>Laplacian blob</i> | 41,5 a 49,2 % de todas as árvores e de 61,2 a 79,4 % das árvores dominantes foram corretamente localizadas | Pitkänen et al. (2004) |
| Florestas equiâneas de cedro japonês (<i>Cryptomeria japonica</i> D. Don) | Japão, na cidade de Aomori ao norte do país | Locais máxima | 71% das árvores foram corretamente localizadas | Taguchi et al. (2006) |
| Floresta privada de 80 ha compostas principalmente de (1) <i>P. koraiensis</i> (Korean Pine), (2) <i>L. leptolepis</i> (Japanese Larch) e (3) <i>Quercus spp.</i> (Oaks) | Coréia do Sul, em Mt Yumyeong ao centro do país | Análise morfológica | (1) 68,1%, (2) 86,7% e (3) 67,4% das árvores formam corretamente localizadas | Kwak et al. (2007) |

Dentre as metodologias aplicadas nos processo de identificação de árvores individuais em dados LiDAR, destacam-se duas técnicas aplicadas em grandes parte das pesquisas desenvolvidas atualmente. Uma delas é baseada na utilização de filtros de local máxima (*local maximum filtering - LM*), o qual visa determinar quais os pixels apresentam o valor digital central (do pixel) maior do que seus vizinhos em uma determinada área, o que, teoricamente, corresponde ao ápice das árvores. A segunda técnica é baseada na aplicação de operadores de análise morfológica (*morphological analysis*), o que permite a extração do topo (ápice) dos elementos presentes (SERRA, 1982).

2.4.2.1 Local máxima

O uso do filtro de local máxima para a identificação de árvores individuais é normalmente precedido de uma aplicação de filtros de suavização, o que permite remover os ruídos da imagem. O uso destes filtros reduz a probabilidade de árvores serem falsamente identificadas. Entretanto, gera uma perda de informações, fato que reduz a probabilidade da identificação de árvores com pequenas copas (NELSON et al., 2002).

A técnica funciona com o pressuposto de que os altos valores em uma região espacial representam a ponta das copas. A utilização do algoritmo de LM faz necessário o uso de um tamanho adequado de janela de procura para a pesquisa das células de máxima (árvores). Para a localização das árvores com copas grandes, torna-se necessária a utilização de janelas de filtragem com dimensões maiores do que quando utilizadas para as árvores com menores copas.

Segundo Maltamo et al. (2004), a precisão da detecção das árvores com algoritmo de LM é muito dependente da complexidade estrutural dos povoamentos florestais, sendo possível atingir alta precisão em florestas não muito densas e abertas. Em áreas florestais fechadas e multiestratificadas, o uso da técnica de LM poderá apresentar resultados pouco satisfatórios.

2.4.2.2 *Análise morfológica*

A meta de qualquer operação morfológica é a extração de informações relativas à estrutura geométrica e à topologia de um conjunto desconhecido de uma imagem (FACON, 1996). O método é aplicado em imagens digitais e atua por meio de padrões elementares, de forma e tamanho específicos, conhecidos como elementos estruturantes (ES). Estes elementos são objetos de referência com uma pequena dimensão (de alguns pixels) e apresentam uma estrutura geométrica simples (pontos, linhas, quadrados, círculos e outros), associada à estrutura ou topografia predominante nos elementos da imagem. O tamanho e a forma dos elementos estruturantes são determinados de acordo com o tipo de informação a ser extraída da imagem (SERRA, 1982).

Segundo Andersen et al. (2001), originalmente, a morfologia foi desenvolvida para a análise de imagens binárias de duas dimensões e mais recentemente, a sua aplicação tem sido estendida para imagens tridimensionais em tons de cinza, nas quais os valores dos tons de cinza representam a intensidade do pixel ou de um atributo, como por exemplo, no MDVn. A utilização da análise morfológica possibilita uma abordagem quantitativa para a análise da estrutura geométrica em MDVn, onde uma seqüência de transformações morfológicas específica pode ser aplicada na imagem obtida do MDVn (em tons de cinza) para identificar as árvores individuais presentes na superfície do dossel.

Em uma operação de transformação morfológica, uma imagem serve de elemento estruturante como parâmetro para a transformação. O resultado de uma operação morfológica é obtido com base em um elemento estruturante, o qual transmite informações relativas à forma e ao conteúdo da imagem original. As variações do elemento estruturante podem resultar em transformações de imagem diferentes e, portanto, fornecer ainda mais informações sobre o conteúdo da imagem.

Os dois operadores morfológicos, considerados como principais, são dilatação (eq. 11) e erosão (eq. 12). Os demais são baseados na combinação destes operadores. De acordo com Cho (2009), a dilatação está baseada na seleção do pixel de maior valor e a erosão o pixel de menor valor em uma determinada região, definida em função do formato e dimensão do elemento estruturante.

$$(f \oplus b)(s, t) = \max \{f(s - x, t - y) + b(x, y) \mid (s - x, t - y) \in D_f; (x, y) \in D_b\} \quad (11)$$

$$(f \ominus b)(s, t) = \min \{f(s + x, t + y) + b(x, y) \mid (s + x, t + y) \in D_f; (x, y) \in D_b\} \quad (12)$$

Onde,

D_f = domínios da imagem f ;

D_b = domínios do elemento estruturante b ;

(s, r) = são respectivamente linha e coluna do pixel índice em f , e ;

(x, y) = são os índices de b .

A partir dessas operações básicas, podem ser definidas outras operações adicionais, como a abertura (*opening*) (eq. 13) e o fechamento (*closing*) (eq. 14) (CHO, 2009). Estas operações são comumente aplicadas na identificação de áreas claras e escuras, as quais representam os extremos na escala de valores da imagem e a extração é realizada com base na dimensão do elemento estruturante utilizado.

$$f \circ b = (f \ominus b) \oplus b \quad (13)$$

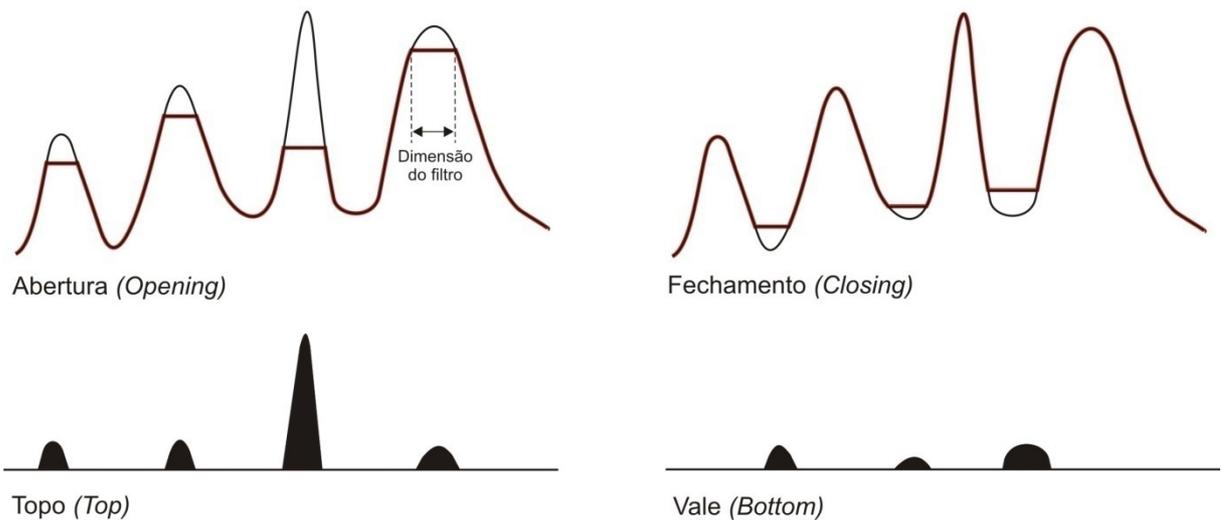
$$f \bullet b = (f \oplus b) \ominus b \quad (14)$$

Já a operação *BotHat* é definida como o fechamento da imagem menos a imagem original. Enfatiza os mínimos locais em valores de pixels na escala do elemento estruturante. O termo *BotHat* (eq. 15) é uma abreviação de *bottom hat* e é o inverso da operação mais conhecida - *TopHat* (eq. 16).

$$\mathbf{BotHat} = (f \bullet b) - f \quad (15)$$

$$\mathbf{TopHat} = (f \circ b) - f \quad (16)$$

Na Figura 17, adaptada de Schmidt e Hewitt (2004), pode-se observar graficamente o resultado das operações morfológicas de abertura e fechamento bem como de *BotHat* e *TopHat*.



Fonte: Autor (2010) adaptado de Schmidt e Hewitt (2004)

FIGURA 17 - ESQUEMA DE APLICAÇÃO DOS FILTROS MORFOLÓGICOS DE ABERTURA, FECHAMENTO E AS OPERAÇÕES DE BOTHAT E TOPHAT

As técnicas de análises morfológicas vêm sendo aplicadas para diferentes fins em dados LiDAR, tais como: na hidrologia florestal (CHO, 2009), na detecção de clareiras em áreas florestais (ZHANG, 2008), na extração de objetos em áreas urbanas (SAEEDI et al., 2009) e outras. Na localização de árvores individuais o método vem sendo aplicado em diversos trabalhos e vem demonstrando grande potencialidade (ANDERSEN et al., 2001; FALKOWSKI et al., 2006; LEE e FISHER, 2006).

2.4.3 Estimativas em escala de talhão

Atualmente, na maioria dos inventários florestais, a metodologia mais comumente utilizada para obter as variáveis de interesse, é baseada em amostragem e técnicas de análise de regressão. As atividades de levantamentos em campo envolvem um grande volume de trabalho e podem muitas vezes ser necessários vários meses e com custos elevados.

A tecnologia LiDAR vem demonstrando ser de grande potencial na estimativa em extensas áreas florestais, principalmente em áreas de difícil acesso. Entretanto a utilização de dados da varredura laser não elimina as atividades de campo, pois as estimativas precisam ser ajustadas com dados coletados nas áreas objeto de estudo.

Países como Canadá, Estados Unidos, Noruega, Finlândia, Suíça e Alemanha, apresentam muitos progressos nas pesquisas sobre a aplicação do sensor LiDAR em florestas e, conseqüentemente, o desenvolvimento de aplicações computacionais na análise desses dados. Os suecos e noruegueses foram os primeiros no desenvolvimento de pesquisas para a aplicação LiDAR na obtenção de dados de inventário florestal. A Noruega está usando essa tecnologia, em seu Inventário Florestal Nacional, em cerca de 20% de sua

área florestal. Outros países como a Suíça e Finlândia estão estudando a possibilidade de aplicação do LiDAR a nível nacional (CARSON et al., 2004).

Um dos primeiros trabalhos na estimativa, em escala de talhões com dados de um sistema ALS, foi realizado por Nilsson (1996) que utilizou diversos diâmetros do pulso *laser* (*footprint* entre 0,75 e 3,0 m) para a estimativa da altura média e volume em um talhão equiâneo de *Pinus sylvestris* na Suécia. As alturas obtidas dos dados ALS apresentaram uma subestimativa de 2,1-3,7 m e os volumes foram estimados por meio de equação empírica com uso das alturas obtidas com a varredura *laser*, com uma boa correlação ($r^2 = 0,78$).

Næsset (1997) avaliou dados do sensor *laser* com medidas de alturas de talhões obtidas em campo. Foram avaliadas as alturas médias de todas as árvores, a média ponderada (em função de sua própria altura e o quadrado de sua altura) e por fim uma média das maiores árvores. Como resultado, todas as alturas dos talhões avaliados apresentaram subestimativa em relação às medições de campo. Apesar da baixa densidade de pontos da varredura *laser* utilizada neste trabalho, os resultados demonstraram grande potencialidade.

A abordagem de obtenção de informações para inventário florestal foi mais explorada por Means et al. (2000) em uma área florestal, localizada no Oregon (Estados Unidos) em talhões com Douglas-fir. Os resultados demonstraram altas correlações dos dados de campo e as estimativas dos dados LiDAR, permitindo a elaboração de diversos modelos para estimativa de parâmetros da floresta baseados nas informações da varredura *laser*. Os modelos para estimativas da altura média (m), área basal ($m^2 ha^{-1}$) e volume ($m^3 ha^{-1}$) apresentaram respectivamente os seguintes coeficientes de correlação (r^2) 0,93, 0,95 e 0,97.

Næsset (2002) utilizou uma metodologia de dois estágios em uma área de floresta na Noruega composta principalmente com duas espécies arbóreas (*Picea abies* (L.) Karst. e *Pinus sylvestris* L.). Inicialmente, em algumas áreas amostrais, foram realizados levantamentos de campo com uso de técnicas tradicionais de inventário florestal para a medição de variáveis dendrométricas. As variáveis obtidas em campo foram relacionadas com as estimativas obtidas com os dados da varredura *laser* pelo uso de regressões múltiplas. As regressões apresentaram bons ajustes que explicaram: 82-97% da altura média, 74-93% da altura dominante, 39-78% do diâmetro médio, 50-68% do número de árvores, 69-89% da área basal e 80-93% do volume. Estes modelos foram utilizados para obter as informações florestais em toda a área abrangida pelos dados da varredura laser (cerca 1000 ha). Sequencialmente foram validados pelo uso de diferentes áreas amostrais utilizadas nos ajustes iniciais e se obteve os seguintes desvios padrões: altura média (0,61-1,17 m), altura dominante (0,70-1,33 m), diâmetro médio (1,37-1,61 cm), número de árvores (16,9-22,2%; 128-400 árvores ha^{-1}), área basal (8,6-11,7%; 2,33-2,54 $m^2 ha^{-1}$) e volume (11,4-14,2%; 18,3-31,9 $m^3 ha^{-1}$).

Maltamo et al. (2004) avaliaram a detecção de árvores suprimidas a partir de dois métodos onde foi possível prever distintos modelos de predição de parâmetros, na qual, pequenas árvores podem ser determinadas a partir da distribuição das alturas das árvores. O volume final e número de indivíduos estimados na varredura *laser* com a utilização destas metodologias apresentou significativas melhoras quando comparado aos resultados do levantamento de campo. Parker e Evans (2009) demonstraram que o uso de metodologia baseadas em único estágio, ou seja, baseada somente nas informações da varredura a *laser* também podem ser utilizadas na estimativa de variáveis florestais, obtendo resultados satisfatórios.

Ioki et al. (2010) realizaram estudos para a estimativa do volume de uma área de floresta temperada composta de espécies folhosas, no oeste do Japão, com o uso de dados LiDAR. Inicialmente, dentro das 20 parcelas avaliadas, foram estimadas as variáveis dendrométricas com os dados da varredura laser, as quais foram utilizadas para a confecção de modelos empíricos para a estimativa dos volumes. Dos 23 modelos avaliados, o melhor resultado apresentou $r^2=0,75$ e um erro da estimativa de $41,90 \text{ m}^3 \text{ ha}^{-1}$, o que correspondeu a erro total de 16,4% do volume.

2.4.4 Incêndios florestais e modelagem de material combustível

A avaliação da quantidade de material combustível é uma atividade importante no monitoramento e principalmente no planejamento de várias atividades ligadas aos incêndios florestais, tais como: programas de prevenção, queimadas controladas e combate (SOARES e BATISTA, 2007).

Os métodos tradicionais de avaliação e quantificação do material combustível envolvem atividades de campo onde são utilizadas técnicas de amostragem. Entretanto, mesmo sendo muito eficaz, a utilização destes métodos é muito trabalhosa e especialmente muito limitada, principalmente em grandes áreas florestais.

Desta forma, o uso de tecnologias baseadas em sensoriamento remoto vem sendo exploradas cada vez mais com esse intuito, e demonstra grande potencialidade. Nos últimos anos o uso da varredura a *laser* para o mapeamento da estrutura e quantificação do material combustível florestal é objeto de vários trabalhos de pesquisa (e.g. RIAÑO et al., 2003; MORSDORF et al., 2004; ANDERSEN et al., 2005; RIAÑO et al., 2007; SKOWRONSKI et al., 2007; HEO et al., 2008; KOETZ et al., 2008; MUTLU et al., 2008a; MUTLU et al., 2008b; VARGA e ASNER, 2008)

Riaño et al. (2003) utilizaram dados LiDAR para a estimativa de parâmetros florestais importantes para a modelagem do comportamento do fogo. Os parâmetros avaliados foram: altura das árvores, cobertura arbórea, altura do dossel, superfície de cobertura do dossel e densidade das copas das árvores. A estimativa da cobertura arbórea foi realizada com os

pulsos laser que atingiram as copas das árvores, enquanto que a superfície da cobertura do dossel utilizou somente os pulsos que atingiram a superfície da cobertura vegetal. A densidade das copas foi calculada com base na biomassa foliar e volume de copa. Segundo o autor, a aplicação desta tecnologia pode gerar informações dos combustíveis florestais com alta precisão, com duas vezes menos custos e 3,5 vezes menos tempo de coleta e elaboração que as metodologias usadas tradicionalmente.

Morsdorf et al. (2004) avaliaram a eficiência da utilização de dados LiDAR para a determinação da estrutura superior do dossel florestal em nível de árvores individuais para a utilização na avaliação de comportamento do fogo. Foram estimadas as posições das árvores individuais, suas respectivas alturas e diâmetros de copas e sequencialmente comparados com os dados obtidos em levantamentos de campo. Os resultados foram muito satisfatórios para a estimativa do número de árvores e das alturas individuais, porém os diâmetros de copas não apresentaram boas relações com os obtidos em campo em função, provavelmente, de erros realizados nas medições de campo. Com as informações extraídas dos dados LiDAR foi elaborado um modelo geométrico simples. O estudo indica que a utilização de modelo em nível de árvore individual poderá aumentar sensivelmente os trabalhos de modelagem do comportamento do fogo, e que, caso necessário, estes mesmos modelos podem ser replicados em grandes áreas e permitirá uma abordagem mais ampla.

Andersen et al. (2005), nos Estados Unidos, aplicaram análise de regressão, entre os dados LiDAR (parcelas de 20 metros) e dados coletados em campo, para o desenvolvimento de modelos de estimativas do peso do material combustível das copas das árvores, densidade das copas, altura da base do dossel e altura total do dossel. O estudo demonstrou fortes relações entre as estimativas obtidas com os dados LiDAR e os dados coletados em campo. O peso do material combustível da copa apresentou um $R^2 = 0,86$; a densidade da copa um $r^2 = 0,84$, a altura da base do dossel um $r^2 = 0,77$ e a altura total do dossel um $r^2 = 0,98$.

Em 2006, na Austrália, o *Forests New South Wales* (FNSW) avaliou a aplicação LiDAR no mapeamento de quantificação e caracterização dos materiais combustíveis florestais na Bacia Hidrográfica de Jilliby. Os dados obtidos nos levantamentos de campo foram comparados com as estimativas obtidas na modelagem de dados da varredura *laser*. Os resultados demonstraram uma forte correlação entre as estimativas obtidas com os dados LiDAR com alguns atributos florestais: carga do material combustível do sub-bosque ($r = 0,73$, $r^2 = 0,54$), material combustíveis das copas ($r = 0,75$, $r^2 = 0,56$) e o volume de material combustível ($r = 0,74$, $r^2 = 0,54$) (TURNER, 2007).

Mais recentemente, Mutlu et al. (2008a) avaliaram o uso de diversas técnicas de fusão dos dados LiDAR com imagens multiespectrais para a avaliação do material combustível, bem como a espacialização destas informações. Os resultados obtidos

demonstraram grande potencialidade no fornecimento de estimativas precisas de parâmetros do combustível de superfície em extensas áreas florestais.

A aplicação da tecnologia LiDAR com alta densidade de pontos é muito auspiciosa no levantamento de parâmetros de interesse aos incêndios florestais. A possibilidade de estimativa das propriedades dos materiais combustíveis (arranjos espaciais das árvores, as dimensões das copas, densidade de copas, altura da base das copas) pode ser utilizada diretamente em modelos empíricos, como o FARSITE (FINNEY, 1998) e BehavePlus (ANDREWS, 2009).

Além dos atributos descritos anteriormente, o sistema de varredura a *laser*, permite o desenvolvimento MDT com alta precisão (FERNANDO e JON, 2008), a possibilidade de localização dos cursos d' água (BOWEN e WALTERMIRE, 2002) e área de clareiras, que podem auxiliar nos planejamentos necessários para a redução de incêndios florestais e também, nas atividades relacionadas ao combate.

2.4.4.1 *Estimativa da altura da base da copa*

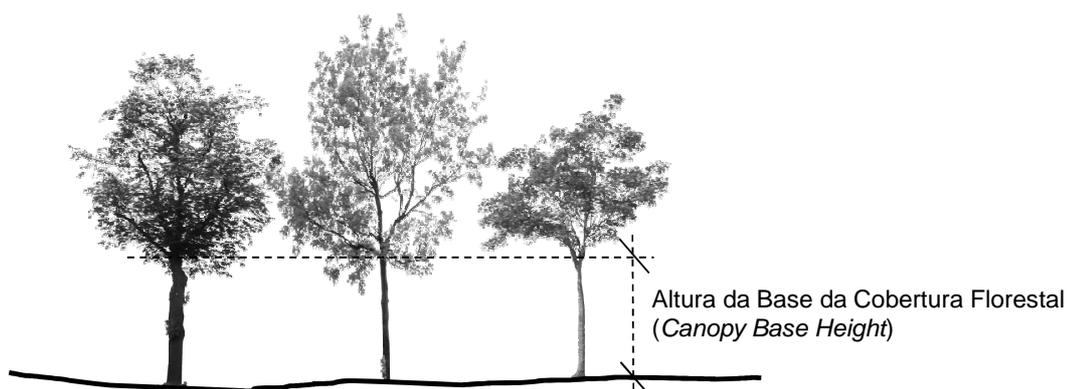
A composição florestal e sua estrutura representam informações importantes e necessárias para nortear a gestão e o manejo florestal de uso múltiplo, entretanto são difíceis de serem obtidas em grandes áreas florestais.

Nos estudos relacionados aos incêndios florestais existe uma série de variáveis necessárias para serem inseridas nos modelos de comportamento do fogo, como por exemplo, o FARSITE (FINNEY, 1998) e BehavePlus (ANDREWS, 2009), onde é possível estimar as áreas em que um fogo de superfície, provavelmente, possa transforma-se em incêndio de copa. Assim, entre as diversas variáveis, a altura da base das copas da cobertura florestal é uma importante variável de entrada nestes modelos.

Em inglês, a altura da base das copas da cobertura florestal, é denominada como *Canopy Base Height (CBH)*. A sua definição em literatura não é muito clara, apresentando algumas variações, o que muitas vezes torna difícil sua utilização (MITSOPOULOS e DIMITRAKOPOULOS, 2007). Mcalpine e Hobbs (1994) define a CBH como a distância entre o piso da floresta à base da copa viva, como se observa na Figura 18. Já, segundo Van Wagner (1993) e Scott e Reinhardt (2001) a CBH pode ser definida como a menor altura em que há uma quantidade suficiente de combustível para a propagação do fogo verticalmente, para a copa das árvores.

Tradicionalmente as estimativas de variáveis relacionadas à altura da base da copa da árvore em estudos de comportamento do fogo têm sido baseadas em levantamentos de campo. Entretanto, as técnicas baseadas em levantamentos de campo muitas vezes não são padronizadas e a aplicação dos valores estimados fora do limite das áreas amostradas pode gerar resultados pouco satisfatórios, comprometendo a avaliação e estudos

relacionados ao comportamento do fogo, principalmente em extensas áreas (ANDERSEN et al., 2005).



Fonte: Autor (2010)

FIGURA 18 - ALTURA DA BASE DA COBERTURA FLORESTAL (*CANOPY BASE HEIGHT*)

Atualmente o uso de técnicas e ferramentas baseadas em sensoriamento remoto, como o Sistema de Posicionamento Global (GPS) e Sistemas de Informação Geográfica (SIG) vem demonstrando grande auxílio na coleta e manipulação de informações de variáveis florestais.

Segundo Roff et al. (2005), existe uma necessidade de uma abordagem padronizada eficiente para medir as variáveis relacionadas aos combustíveis aéreos em áreas florestais, que apresentam uma grande variedade de características estruturais. O uso de técnicas de sensoriamento remoto, normalmente, necessita ser integrado com as informações obtidas em levantamento de campo e seqüencialmente é também necessário o uso de uma abordagem estatística robusta para maximizar a precisão da modelagem do comportamento do fogo.

A utilização de informações de sensores passivos pode fornecer uma série de atributos biofísicos que podem auxiliar a caracterização dos combustíveis florestais (ROFF et al. 2005). As fotografias aéreas de alta resolução apresentam algumas limitações, principalmente em função da cobertura, muitas vezes bastante limitada. Já os satélites ópticos oferecem cobertura muito maior e os dados são mais fáceis de manipular, mais flexível e freqüente. Os sensores multiespectrais fornecem uma maior gama de atributos biofísicos da floresta, como: condições sanitárias, bioquímica, composição da floresta, entretanto, como todos os sensores passivos, são incapazes de penetrar o dossel florestal.

Com o desenvolvimento e a disponibilidade de dados de sensores ativos, como por exemplo, o RADAR e LiDAR, surge a possibilidade de estimativa direta de variáveis florestais, mesmo no sub-bosque florestal, como a altura da base da cobertura florestal, na qual é possível realizar estimativas diretamente dos dados fornecidos por estes sensores, sem a necessidade da realização de levantamentos de campo.

Andersen et al. (2004) em uma área florestal de coníferas, no oeste do Estado de Washington nos Estados Unidos, utilizaram dados de RADAR de abertura sintética interferométrico (*Interferometric Synthetic Aperture Radar - IfSAR*) obtidos com o uso do sistema TopoSAR, desenvolvido por uma empresa alemã, estimaram variáveis florestais de interesse para a modelagem do comportamento do fogo, entre elas, a altura da base das copas das árvores. A determinação da altura da base das copas das árvores foi baseada em conceitos definidos nos trabalhos de Scott e Reinhardt (2001), na qual a altura da base da copa é calculada como a menor altura do dossel florestal, a densidade de combustível é superior a um limite crítico de $0,011 \text{ kg/m}^3$. Utilizando uma análise de regressão múltipla demonstraram que as estimativas dos dados obtidos do IfSAR apresentaram alta correlação com medidas dos atributos florestais em campo, onde a altura do dossel apresentou coeficiente de determinação (r^2) de 0,89; a altura da base da copa um $r^2 = 0,85$; a densidade da copa um $r^2 = 0,74$ e o peso do combustível do dossel $r^2 = 0,77$.

Mais recentemente, entre as ferramentas de sensoriamento remoto, o sistema LiDAR, com *footprint* de dimensão reduzida e com capacidade de registro de vários retornos, demonstra-se particularmente útil para a estimativa e coleta de dados dos recursos naturais (ZIMBLE et al., 2003). Em diversas pesquisas vêm explorando a potencialidade de uso dos dados provenientes da varredura *laser* aerotransportado para estimativa de variáveis florestais, dentre estas, a altura da base das copas da cobertura florestal.

Næsset e Økland (2002) utilizaram dados da varredura *laser scanning* aerotransportada obtidos com o uso do sensor ALTM 1210, fabricado pela empresa canadense *Optech Inc.*, avaliaram o potencial de uso dos dados deste sensor em duas áreas de floresta boreal, localizadas ao sudeste da Noruega (Østmarka e Våler), para a estimativa de variáveis relacionadas à altura e dimensões de copa de indivíduos arbóreos. Os resultados dos trabalhos coeficientes de determinação (r^2) que variaram de 0,47 a 0,91 dentre as diversas variáveis estudadas. A validação cruzada demonstrou uma precisão para a altura média das árvores, a altura média da base da copa das árvores e comprimento da copa médio, respectivamente, de 1,49 m (7,6%), 1,24-1,52 m (20,9-23,3%) e 6,32-7,11% (8,8-10,9).

Morsdorf et al. (2004) avaliou a possibilidade de estimativa de variáveis de árvores isoladas a partir dos dados LIDAR na parte oriental do vale Ofenpass ao interno de um Parque Nacional na Suíça, com a utilização de uma segmentação baseada em *k-means clustering*. A regressão linear da medição das alturas das árvores resultou em um r^2 ajustado de 0,92, em relação aos valores obtidos em levantamento de campo. Como base nas variáveis estimadas se realizou uma reconstrução geométrica da floresta usando um modelo parabolóide, utilizando os valores de posição das árvores, a altura, diâmetro da copa e altura da base das copas.

Riaño et al. (2003) com o uso de dados da varredura *laser* aerotransportada, com o uso de equipamento da empresa TopoSys, estimou parâmetros florestais necessários para a modelagem do comportamento do fogo em uma área florestal localizada a cerca de 2 km, a leste de Ravensburg, no sudoeste da Alemanha. Dentre as variáveis estimadas, foram avaliadas as alturas da base das copas das árvores, onde se utilizou uma metodologia baseada no percentual da altura dos retornos dos pulsos *laser*. Foram também elaborados perfis da altura do dossel florestal, pela elaboração de uma onda simulada (FIGURA 19), seguindo as seguintes etapas:

- 1) Normalização do número acumulado de retornos *laser* ($NCumL$):

$$NCumL(h) = \frac{Lr(h)}{Tot_h} + NCumL(h - 1) \quad (17)$$

Onde,

$Lr(h)$ = número de retornos *laser* em um intervalo de altura (h);

Tot_h = número total de pulsos de *laser*.

- 2) Fração cumulativa do total de retorno dos pulsos laser correspondente ao dossel florestal.
- 3) A fração cumulativa da cobertura florestal é convertida para um perfil da altura do dossel corrigido (*Canopy Height Profile - CHP*)

$$CHP(h) = -\ln(1 - cover(h)) \quad (18)$$

Onde,

$cover$ = fração cumulativa de pulsos total refletidos a partir da copa no intervalo de altura (h). (obtida na etapa 2).

- 4) CHP Cumulativa é redimensionada de 0-1 para obter uma CHP relativa. Uma vez que a correção do perfil de altura do dossel é completa, a relação CHP é transformada para gerar a onda simulada corrigida:

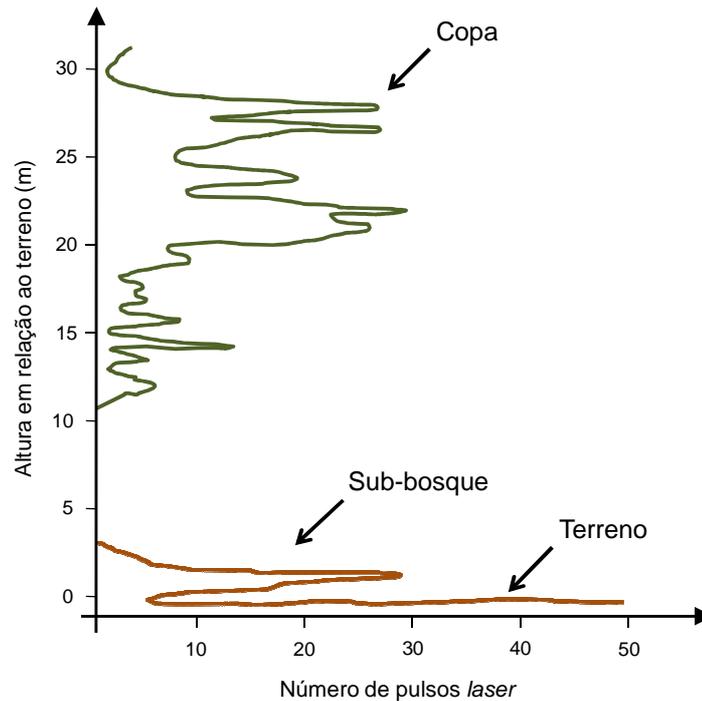
$$Lr_{cor}(h) = relCHP(h) * (Tot_h - Ground_h) \quad (19)$$

Onde,

$Lr_{cor}(h)$ = número corrigido de retornos *laser* no intervalo de altura (h);

$relCHP$ = CHP relativa (0-1);

$Ground_h$ = número de pulsos de *laser* que atingiram o terreno.



Fonte: Riaño et al. (2003)

FIGURA 19 - ONDA SIMULADA DOS PULSOS LASER

Andersen et al. (2005) em uma área 5,2 km², no estado de Washington, Estados Unidos realizaram um estudo para estimativa de parâmetros de combustíveis aéreos do dossel florestal com base em dados LiDAR, com uma densidade de 3,52 pulsos / m². Neste trabalho foram encontradas fortes correlações entre as estimativas dos dados da cobertura florestal obtidas dos dados da varredura *laser* com as informações coletadas nos levantamentos de campo, tais como: peso do combustível de copa ($r^2 = 0,86$), densidade de copa ($r^2 = 0,84$), altura da base da copa ($r^2 = 0,77$) e altura do dossel ($r^2 = 0,98$).

2.4.5 Caracterização da vegetação e identificação de espécies

A caracterização da vegetação e identificação de espécies é outra temática explorada em trabalhos de pesquisa com a tecnologia LiDAR, onde normalmente se trabalha com a fusão de dados LiDAR e imagens multispectrais.

Diversos trabalhos com a fusão de dados ALS com imagens de sensores multispectrais vem apresentando resultados promissores (e.g. POPESCU et al., 2004; CHEN et al., 2005; ZAREMBA e GOUGEON, 2006; KOETZ et al., 2007; ALI et al., 2008), pois os dois tipos de sensores juntos fornecem diferentes informações e a interação se comporta de forma complementar. Alguns sistemas ALS já vêm sendo operados de forma integrada onde se permite a coleta de dados do sensor laser e geração de ortofotos, uma vez que os MDTs são fornecidos pelo ALS.

Segundo Koetz et al. (2007), o princípio de medição do sistema LiDAR é particularmente mais adequado para a avaliação da estrutura horizontal e vertical florestal, enquanto as informações espectrais de imagens óticas apresentam boas relações com as propriedades biofísicas e químicas da floresta. Popescu e Wynne (2004) utilizaram a fusão de dados ALS e dados óticos multiespectrais como apoio na diferenciação da tipologia florestal, melhorando suas estimativas da altura das árvores.

Trabalhos realizados por Holmgren e Persson (2004), com o uso de uma alta densidade de pontos da varredura *laser*, medindo a estrutura e a forma das copas das árvores, permitiram a diferenciação de duas espécies de coníferas (*Picea abies* L. Karst. e *Pinus sylvestris* L.), as quais em imagens multiespectrais (em particular com o uso do infravermelho próximo) apresentam sinais espectrais muito semelhantes.

Kim et al. (2009) analisaram os dados de intensidade registrados para cada ponto da varredura laser para a identificação das espécies de árvores. Neste trabalho foram avaliadas oito espécies de folhosas e sete de coníferas na qual o valor de intensidade para diferentes espécies arbóreas variou em função das características de sua folhagem. Foi também observado neste estudo, que em áreas com cobertura fechada, as copas de árvores se sobrepõem a capacidade de discriminar as espécies folhosas e coníferas, com base em valores de intensidade de retorno, é mais problemática e varia de acordo com as configurações do sensor LiDAR.

2.4.6 Exploração e planejamento de estradas florestais

Yu et al. (2004) demonstraram aplicação do uso de um sistema de pulso com alta densidade de amostragem do sistema *laser* aerotransportado para detecção de mudanças em uma floresta boreal, ou seja, a estimativa de crescimento florestal e o monitoramento da exploração florestal. Foram desenvolvidos algoritmos para a detecção de árvores cortadas, como também uma avaliação no crescimento das florestas. Na área objeto de estudo foram cortadas 83 árvores, das quais 61 puderam ser detectadas automaticamente com os dados do sistema LiDAR. As árvores maduras colhidas foram todas detectadas, sendo que a falha foi verificada nas árvores menores.

Aruga et al. (2005) com base no MDT de alta resolução, elaborado com dados LiDAR, desenvolveram um sistema para o planejamento de estradas florestais. O MDT foi utilizado para os cálculos de volume de terraplenagem, e seqüencialmente foram analisados por comparação com os volumes de terraplenagem exatos. Segundo o autor, a precisão e a alta resolução do MDT proveniente de dados LiDAR, é uma ferramenta muito útil para o planejamento de estradas florestais, e também produz uma significativa redução nos trabalhos de campo que normalmente são muitos extensos.

2.5 PERSPECTIVAS FUTURAS

Nos últimos anos se observa um grande aumento nos trabalhos de pesquisas das aplicações LiDAR. Isso se deve principalmente às vantagens da utilização deste sensor na captura das informações tridimensionais da superfície da terra, em especial em áreas com complexas características.

É também evidente que o desenvolvimento de metodologias para o processamento dos dados provenientes deste sensor, vem permitindo um forte aumento em suas aplicações e usos e se observa cada vez mais frequentes aplicações operacionais e práticas deste sensor. Na área florestal, isto também já é realidade. Em muitos países utilizam-se diversas aplicações florestais, em especial, inventários nacionais e regionais.

A evolução das tecnologias utilizadas nos sistemas LiDAR é outro ponto muito importante, pois se observa uma grande evolução nos últimos anos e existem fortes indícios da manutenção desta tendência para os próximos anos (XIANG et al., 2010). O setor florestal vem sendo beneficiado, pois o aumento da capacidade de coleta de dados e altitudes de vôo são fatores muito importantes, pois, refletem diretamente nos custos de aquisição dos dados, viabilizando a sua utilização.

Existem ainda muitos desafios a serem superados com a utilização do sensor LiDAR para as aplicações florestais, no qual se torna fundamental os avanços das pesquisas, principalmente o aprimoramento e desenvolvimento de metodologias que possam viabilizar sua aplicação em extensas áreas. A contínua evolução da tecnologia empregada nos sistemas LiDAR dará maior viabilidade de aplicação em muitas áreas e seguramente novos desafios para o desenvolvimento de métodos e técnicas de manipulação destes dados.

3 MATERIAL E MÉTODOS

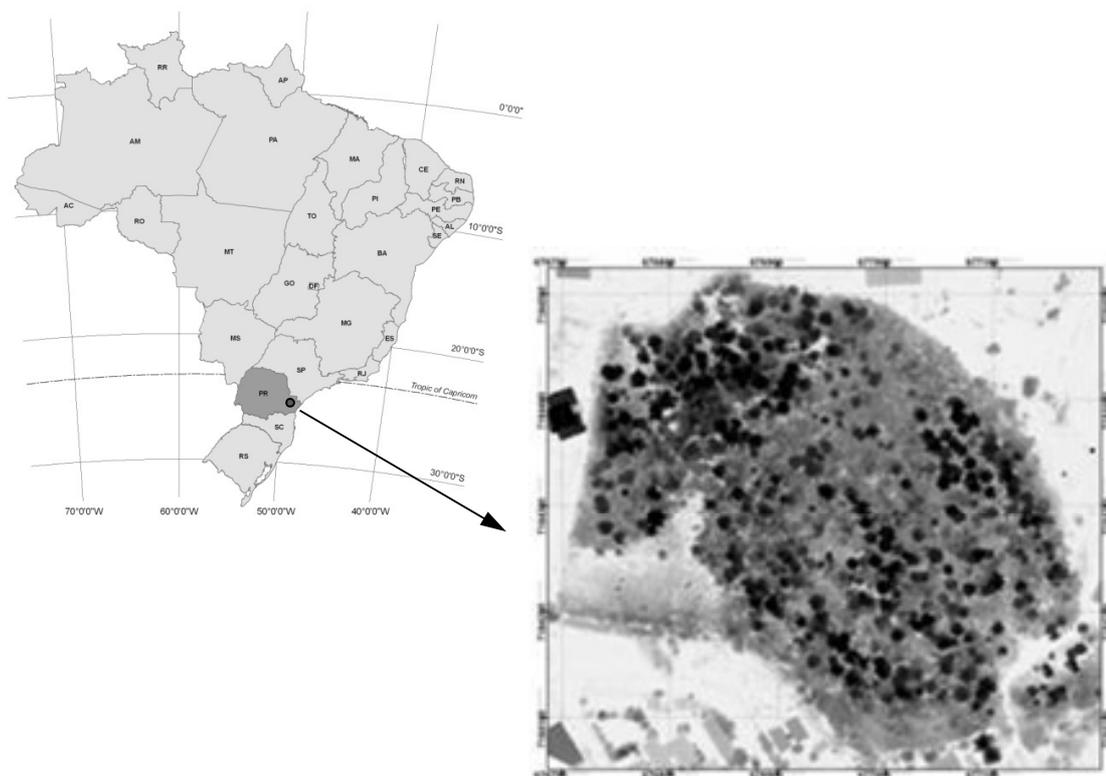
3.1 ÁREAS DE ESTUDO

3.1.1 Brasil

3.1.1.1 Localização e características climáticas

A área de estudo localiza-se na região sul do Brasil, na cidade de Curitiba, na porção leste do Estado do Paraná (FIGURA 20). A altitude é de aproximadamente 900 m e apresenta um clima subtropical úmido mesotérmico (Cfb) sem estação seca definida, com temperatura média no mês mais quente de 22 °C e 12 °C no mais frio (PEEL et al., 2007), valores médios anuais de precipitação de 1.450 mm e 81% de umidade.

Em função da sua proximidade ao Oceano Atlântico (± 80 km), sofre grande influência em seu clima local, suavizando as ondas de frio do inverno e evitando dias de calor intenso no verão, além de tornar a cidade bastante úmida, onde, praticamente todos os dias a umidade relativa alcança pelo menos 90% no período noturno. O clima não é muito constante, sendo comum observar variações sensíveis em um único dia, com temperaturas oscilando entre 7 °C e 30 °C, inclusive com a possibilidade de chuvas, sol, neblina no mesmo dia. A temperatura média anual é de 16,5 °C, com amplitude térmica anual de aproximadamente 7 °C, sendo 12,3 °C a temperatura média no mês mais frio (julho) e 22,6 °C no mês mais quente (fevereiro).



Fonte: Autor (2010)

FIGURA 20 – LOCALIZAÇÃO DA ÁREA DE ESTUDO (CURITIBA, PARANÁ, BRASIL)

3.1.1.2 Características da cobertura florestal

Baseando-se na classificação da vegetação brasileira proposta pelo IBGE (1992), a tipologia vegetal presente da área de estudo é a Floresta Ombrófila Mista (FOM), uma formação típica dos planaltos da região sul e sudeste do Brasil, ocorrendo também na Argentina e Paraguai. Esta vegetação se encontra predominantemente entre 800 e 1200 m s.n.m., podendo eventualmente ocorrer acima desses limites (RODERJAN et al., 2002). Na classificação do IBGE (1992) a FOM pode ser subdividida e classificada em formação Aluvial, Submontana, Montana e Altomontana, em função da latitude e altitude de ocorrência da vegetação.

A espécie *Araucaria angustifolia* (Bert.) O. Ktze. pertence à família das Araucariaceae, sendo conhecida também por pinheiro-do-paraná, pinho, pinheiro brasileiro, entre outros. Ocorre desde o estado do Rio Grande do Sul até Minas Gerais, em altitudes superiores a 900 metros, sendo que nos estados do sul do Brasil ocorre em regiões acima de 500 m de altitude. Esta é uma planta dióica, com altura variando de 20 a 50 metros e tronco retilíneo de 90 a 180 cm de diâmetro. A árvore jovem tem forma piramidal bem diferente da adulta, em forma de taça (LORENZI, 1992). A Araucária ocorre geralmente em forma de agrupamentos quase homogêneos, dominando o dossel superior. Abaixo dos indivíduos emergentes podem ainda ser observados outros três estratos, o arbóreo superior, o arbóreo inferior e o arbustivo herbáceo (KLEIN, 1979).

Na área de FOM foram coletadas amostras com trado de incremento (*Presler*), a partir das quais se estimou uma idade de 130 anos para as araucárias mais antigas e 113 anos para as mais jovens. Com base nas informações de idades e outros indícios, acredita-se que no período de 1878 a 1895, houve uma exploração intensa dos pinheiros e de outras espécies de alto valor comercial; sequencialmente houve uma regeneração natural dos pinheiros e de outras espécies, formando assim esta floresta secundária (FIGURA 21).

Rondon Neto et al. (2002) verificaram a existência de Solos Hidromórficos próximos aos canais de drenagem e de Cambissolos e Podzólicos nas regiões mais drenadas. O relevo pode ser classificado como suave ondulado. Quanto à geologia da área de estudo, situa-se na Formação Guabirotuba, que apresenta feições próprias e um solo exclusivo da formação, denominado Rubrozem. Tal formação geológica apresenta um conjunto de sedimentos clásticos arenoargilosos, contendo diversos níveis de conglomerados, compostos de seixos rolados, muitas vezes imaturos, recobrimdo parte do Primeiro Planalto Paranaense. Os sedimentos contêm proporções variáveis de argilas 2:1 e alguns níveis de carbonatos precipitados na forma de caliche.



FIGURA 21 - CARACTERÍSTICA ESTRUTURAL DA FLORESTA COM ARAUCÁRIA NA ÁREA DE ESTUDO

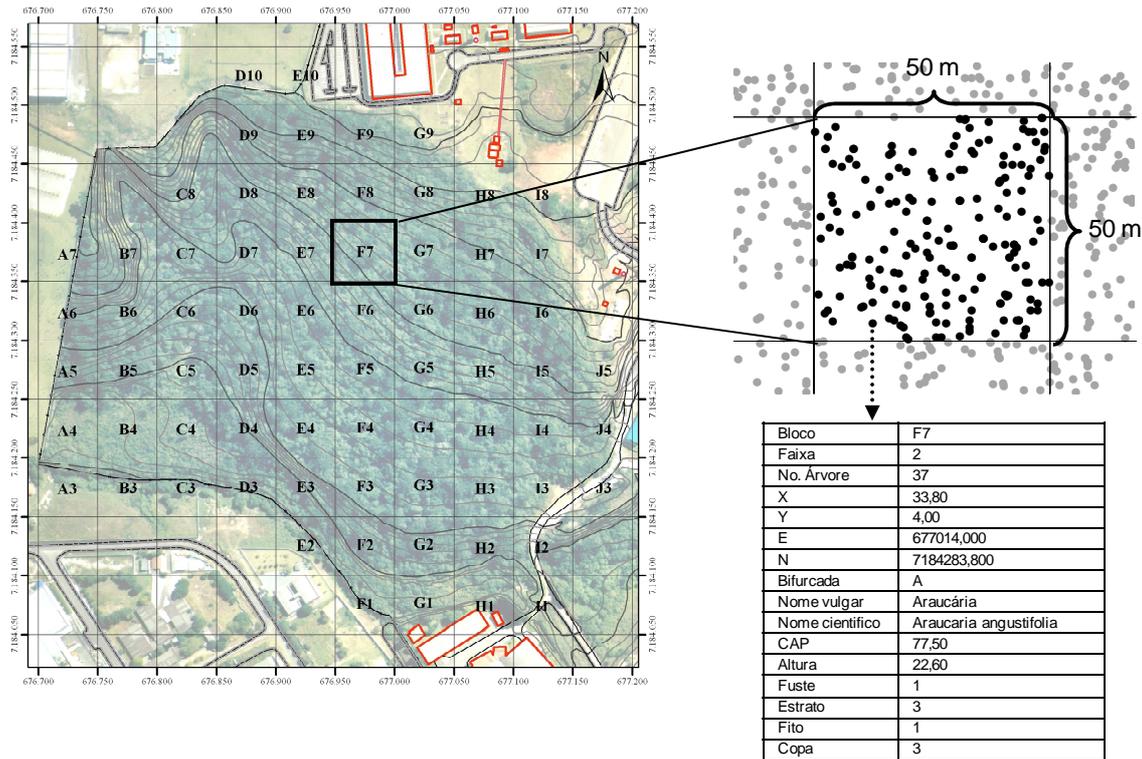
3.1.1.3 Levantamentos de campo

Na área de estudo foi realizado, pelo pessoal técnico do Laboratório de Dendrometria (LADEN) da Universidade Federal do Paraná (UFPR), um censo florestal com enumeração completa dos indivíduos com diâmetro (DAP) superior a 10 cm.

Inicialmente, para fins de planejamento das atividades envolvidas no censo, foi elaborado um mapa plani-altimétrico da área e seu entorno com o uso de informações provenientes de diversas fontes, tais como: fotografias aéreas verticais coloridas, levantamentos topográficos e de campo.

Esta primeira parte do trabalho teve como objetivo produzir um pequeno Sistema de Informações Geográficas (SIG) o qual foi usado para o planejamento das atividades de campo, cálculos de áreas e a definição dos blocos no interior do bosque.

A área total foi dividida em blocos de 50x50 metros (FIGURA 22), onde se optou pela utilização da projeção UTM (*Universal Transverse of Mercator*) e o datum SAD69 (*South American Datum*). A determinação dos vértices foi baseada nas coordenadas inteiras do sistema de projeção escolhido, a materialização foi realizada com o uso de um teodolito, onde nos diversos vértices foram colocados piquetes pintados com tinta óleo de cor amarela.



Fonte: Autor (2010)

FIGURA 22 - ÁREA DE ESTUDO, DIVISÃO DOS BLOCOS E EXEMPLO DOS ATRIBUTOS INDIVIDUAIS DAS ÁRVORES

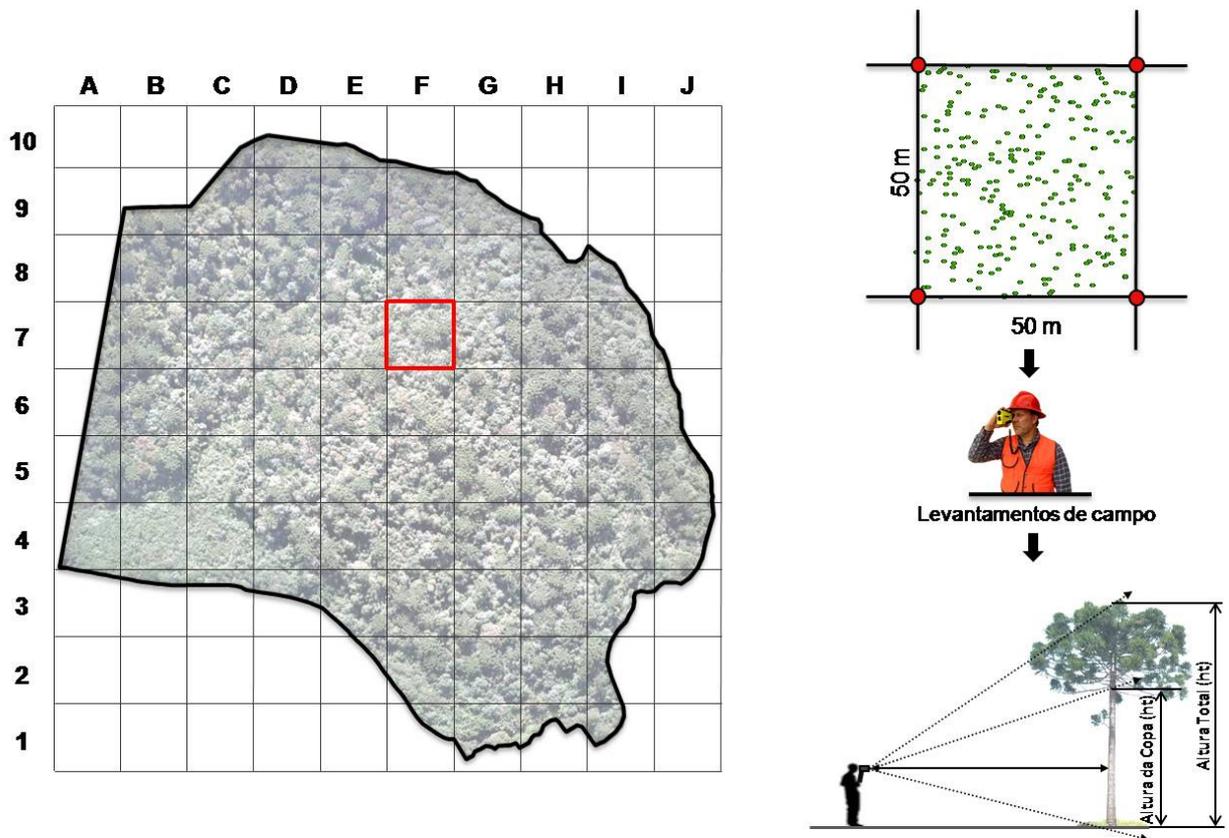
Após as medições das árvores foi pintada uma linha com tinta azul na altura de 1,30 m a partir do solo, “altura do peito”, sempre no sentido do acive quando o terreno apresentava declividade. Seqüencialmente cada uma das árvores recebeu uma plaqueta de alumínio contendo um código e em cada bloco uma numeração de um até o número final de árvores presentes. Após a execução de todas as atividades descritas anteriormente foram realizadas as medições das árvores, registrando as seguintes informações individuais:

- Número seqüencial dentro de cada bloco;
- Espécie (nome comum);
- Circunferência a altura do peito (CAP) em centímetros;
- Coordenadas X e Y em metros;
- Nível no estrato vertical: inferior; médio e superior;

Em seguida foram medidas as alturas totais e da base da copa das árvores de araucária e de um dos blocos (F7) com a utilização de um hipsômetro (Vertex III) (FIGURA 23). O bloco F7 é descrito como parcela P50. Para uma maior precisão das estimativas foram realizadas três diferentes medições da altura total e da base. Posteriormente calculou-se a média das alturas, a qual foi usada na análise dos dados.

A escolha do bloco foi realizada de forma aleatória com a restrição que o mesmo não pudesse pertencer ao grupo dos blocos que se encontravam nos limites da área de estudo. Esta restrição foi aplicada para que o bloco a ser inventariado apresentasse em toda a sua

extensão cobertura florestal e características estruturais representativas da área de estudo, pois normalmente, nas regiões de limites a estrutura florestal apresenta algumas variações.



Fonte: Autor (2010)

FIGURA 23 - BLOCOS OBTIDOS DENTRO DA ÁREA DE ESTUDO E LEVANTAMENTO DE CAMPO REALIZADO NO INTERIOR DA PARCELA P50

Durante o inventário florestal realizado na parcela, as árvores foram georeferenciadas utilizando como referência os piquetes previamente instalados e georeferenciados. Além das informações espaciais das árvores individuais, foram também coletadas diversas informações dos indivíduos arbóreos, tais como: diâmetro (DAP), altura total (h_t), altura da base da copa (h_{bc}), raios da copa (C_r), espécie, estrato arbóreo, estado fitossanitário, qualidade do fuste e tipo de copa.

3.1.1.4 Bases de dados LiDAR

Os dados foram obtidos por meio de um sistema a laser aerotranportado Optech ALTM 2050 (Airborne Laser Terrain Mapper). Este instrumento pode operar com até 50.000 Hz e tem como limite máximo de operação uma altitude de vôo de 2.000 m e um ângulo máximo de varredura de ± 20 graus.

Normalmente os levantamentos LiDAR utilizam velocidades de 200 a 250 km por hora (55-70 metros por segundo), voando em alturas de 300 a 3000 metros, ângulos de

varredura de 0 até 20 graus, e com taxas de 2.000 a 50.000 pulsos por segundo (DANILIN e MEDVEDEV, 2004).

Os dados foram fornecidos pelo Instituto de Tecnologia para o Desenvolvimento (LACTEC), que utilizou uma altura de vôo de aproximadamente 1.000 metros em relação ao terreno, com uma velocidade média de vôo de 150 km/h, um ângulo de varredura de 15° e um comprimento de onda do feixe 1.024 nm, o qual resultou em um diâmetro do feixe a terra (*footprint*) de 0,27 m (TABELA 04).

TABELA 04 - PARÂMETROS DO VÔO E CONFIGURAÇÕES DO SISTEMA LIDAR

| Especificações | Valores |
|--|------------------|
| Altitude de operação | 1.000 m |
| Velocidade média do vôo | 150 km/h |
| Ângulo de varredura | 15° |
| Diâmetro do feixe a terra (<i>footprint</i>) | 0,27 m |
| Comprimento de onda do feixe | 1024 nm |
| Precisão (altimétrica) | ≤ 15 cm |
| Precisão (planimétrica) | ≤ 50 cm |
| Tipo de varredura | Linhas paralelas |

3.1.2 Estados Unidos

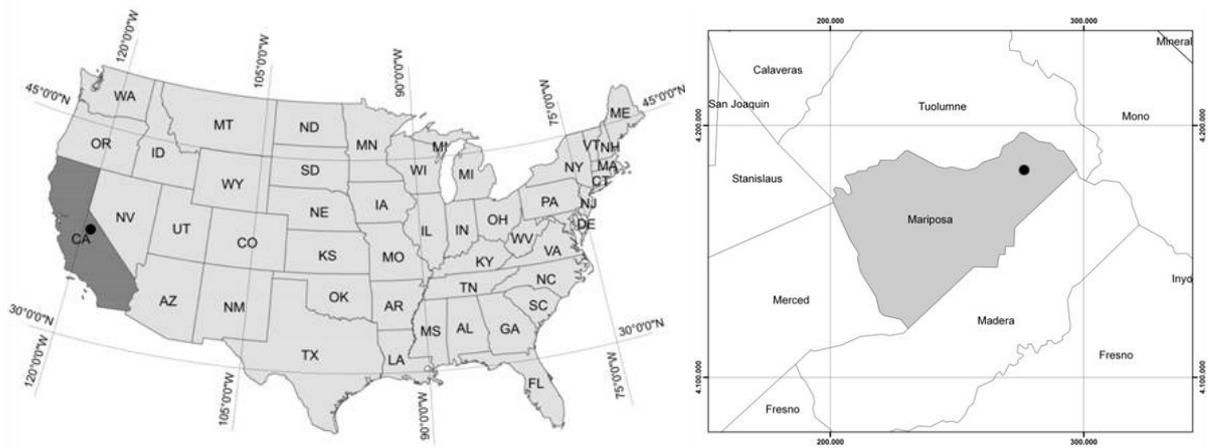
3.1.2.1 Localização e características climáticas

Nos Estados Unidos foram selecionadas quatro áreas florestais localizadas nas montanhas centrais de Sierra Nevada, a 225 km ao leste de São Francisco (FIGURA 24). As áreas são localizadas no interior do Parque Nacional Yosemite criado 1890 em torno do vale do Rio Yosemite e da Reserva Mariposa Grove. A área é de propriedade do governo federal americano e é administrada e gerenciada pelo Serviço Nacional de Parques (National Park Service - NPS) do Ministério do Interior.

O parque apresenta uma área total de 308.283 ha e é cercado por quatro Florestas Nacionais: a noroeste Stanislaus, a nordeste Toiyabe, a sudoeste Sierra e a sudeste Inyo. Segundo NPS (2010), existe grande variação da altitude no interior do Parque, oscilando de 549 m até 3.997 m no ponto mais alto.

A área do Parque apresenta um clima semi-árido com invernos frios e nevados, onde dois terços da precipitação anual, de 950 mm, ocorre em forma de neve acima da cota de 2.100 m. Os picos das montanhas são relativamente secos, onde durante primavera ocorre o degelo formando muitas cachoeiras e quedas d'água, podendo ocasionar enchentes e

eventuais danos nos vales. A temperatura média anual é de 20 °C. A temperatura média do inverno no Vale do Yosemite, a uma cota de 1.200 m, apresenta uma variação entre 12 °C e -2 °C e durante o verão apresenta uma variação entre 31 °C e 1 °C.



Fonte: Autor (2010)

FIGURA 24 - LOCALIZAÇÃO DA ÁREA DE ESTUDO (ESTADOS UNIDOS)

No interior do Parque Yosemite foram selecionadas quatro áreas de estudo (FIGURA 25) em diferentes tipologias florestais, e cada uma das áreas apresenta uma superfície de aproximadamente quatro hectares.

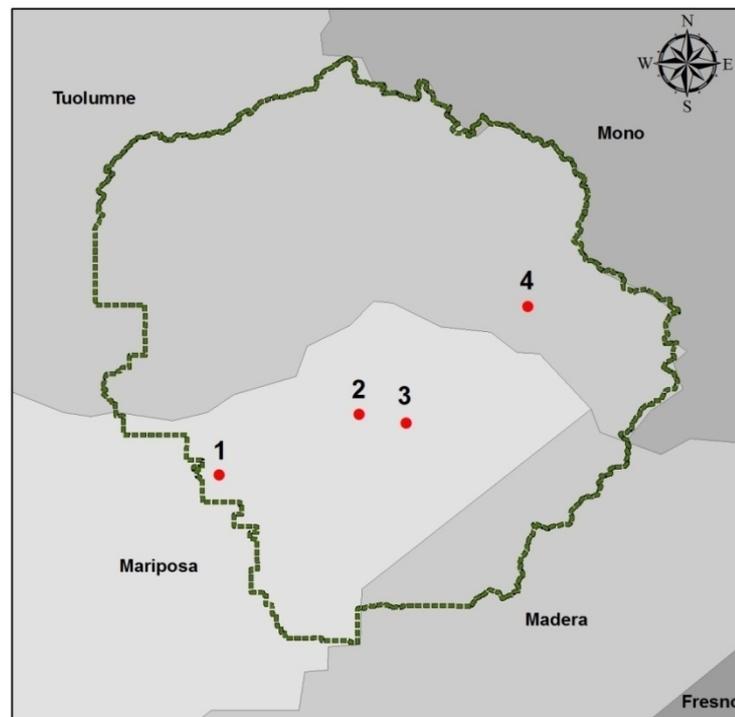


FIGURA 25 - LOCALIZAÇÃO DAS ÁREAS DE ESTUDOS NO INTERIOR DO PARQUE NACIONAL DE YOSEMITE (LIMITE DO PARQUE DE YOSEMITE EM TRACEJADO)

3.1.2.2 Características da cobertura florestal

A vegetação no interior do Parque de Yosemite é bastante desfragmentada e em maior parte intacta. Estão presentes cerca de 1.460 espécies de plantas vasculares, samambaias, briófitas e líquenes em 27 comunidades de plantas e 16 tipos de floresta, contendo cerca de 37 espécies arbóreas. Os seis principais tipos de vegetação são: pequenas áreas de Floresta de Carvalho entre 300m a 900m (4%), Floresta Submontana Mista entre 900 m e 1.800 m (22%), Floresta de Coníferas Alto-Montana entre 1.800 m e 2.450 m (28%), e Floresta Subalpina de 2.450 m para 2.900 m (39%). Acima dos 2.900m são encontrados campos alpinos (7%) (NPS, 2007).

A área (1) apresenta como espécie dominante a conífera Foothill Pine (*Pinus sabiana*), a qual geralmente apresenta grandes espaçamentos entre os indivíduos (NPS, 2007). Em áreas de grande altitude pode estar presente de forma co-dominante (FIGURA 26). No interior desta floresta estão presentes árvores de Live Oak (*Quercus wislizenii* var. *wislizenii*) e as seguintes espécies arbustivas:

- Whiteleaf manzanita (*Arctostaphylos viscida*), um arbusto que pode chegar até cinco metros de altura;
- Buckbrush (*Ceanothus cuneatus*), um arbusto que pode atingir até 3 metros de altura e normalmente é limitado a pequenas áreas;
- Chamise (*Adenostoma fasciculatum*), um arbusto que pode atingir até 4 metros de altura, sendo uma espécie muito tolerante à seca, com a capacidade de desenvolvimento em locais com poucos nutrientes e com afloramento rochosos.



Fonte: (NPS, 2007)

FIGURA 26 - CARACTERÍSTICA DA TIPOLOGIA FLORESTAL PRESENTE NA ÁREA (1) NO INTERIOR DO PARQUE YOSEMITE - USA

A área (2) apresenta como espécie dominante uma conífera, o White Fir (*Abies concolor*) que pode chegar até 60 m de altura e com um diâmetro do tronco de até 2 m (FIGURA 27). Nesta formação, no sub bosque é encontrado a presença do arbusto

Whitethorn (*Ceanothus cordulatus*) Podem também ocorrer a presença de árvores de Jeffrey Pine (*Pinus jeffreyi*) e/ou Sugar Pine (*Pinus lambertiana*) no dossel, porém, ocorrem de forma esporádica e em proporção bastante reduzida em relação ao White Fir (NPS, 2007).



Fonte: (NPS, 2007)

FIGURA 27 - CARACTERÍSTICA DA TIPOLOGIA FLORESTAL PRESENTE NA ÁREA (2) NO INTERIOR DO PARQUE YOSEMITE - USA

A área (3) apresenta uma associação de duas coníferas a White Fir (*Abies concolor*) e a California Red Fir (*Abies magnifica*) (NPS, 2007). A California Red Fir ou abete vermelho é uma árvore que tipicamente atinge 40-60 m de altura e 2 m de diâmetro do tronco, podendo chegar a 76 m de altura e 3 m de diâmetro. Apresenta uma coroa cônica estreita (FIGURA 28).



Fonte: (NPS, 2007)

FIGURA 28 - CARACTERÍSTICA DA TIPOLOGIA FLORESTAL PRESENTE NA ÁREA (3) NO INTERIOR DO PARQUE YOSEMITE - USA

A área (4), nas regiões de menor altitude, apresenta como espécie dominante o Sierra Lodgepole Pine (*Pinus contorta*) e, nas áreas de maior altitude, apresenta uma

dominância do Whitebark Pine (*Pinus albicaulis*) (FIGURA 29). Em áreas rochosas, o sub-bosque pode apresentar Ross Sedge (*Carex rossii*) e Shorthair Sedge (*Carex exserta*) (NPS, 2007).



Fonte: (NPS, 2007)

FIGURA 29 - CARACTERÍSTICA DA TIPOLOGIA FLORESTAL PRESENTE NA ÁREA (4) NO INTERIOR DO PARQUE YOSEMITE - USA

3.1.2.2 Base de dados LiDAR

Os dados LiDAR na área de estudo localizada no Parque Nacional de Yosemite foram coletados durante as datas 18 a 22 de setembro de 2006, com o uso de um sensor comercial da empresa canadense Optech instalado em avião Cessna 337 Skymaster. A coleta foi realizada pelo NCALM (*National Center for Airborne Laser Mapping*), operado conjuntamente pelo Departamento de Engenharia Civil e Ambiental, Faculdade de Engenharia da Universidade de Houston e do Departamento de Ciência da Terra e Planetárias da Universidade da Califórnia-Berkeley, com apoio do NSF (*National Science Foundation*). Para a realização deste trabalho foram utilizados os MDT e MDS já pré processados pelo NCALM.

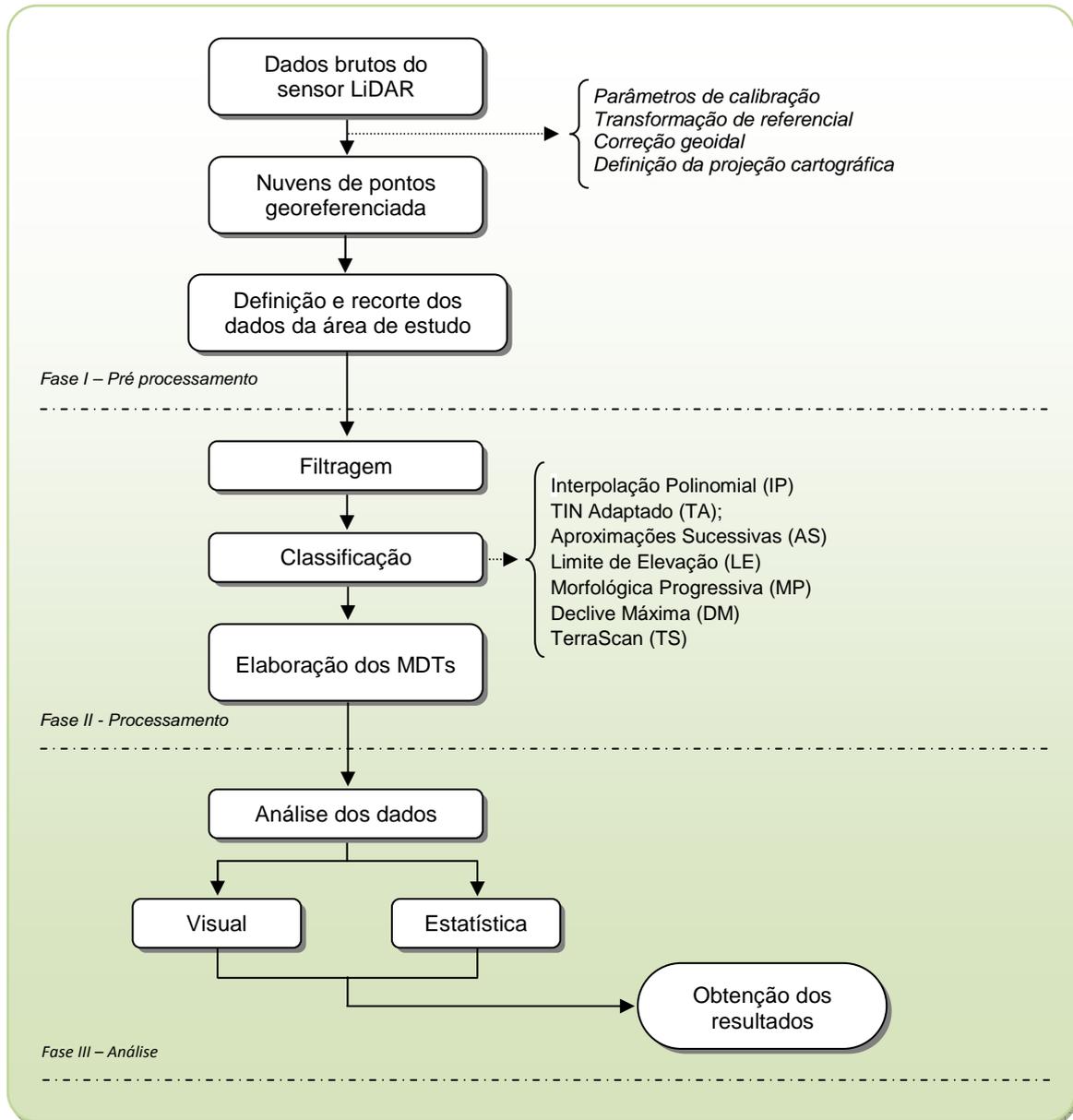
3.2 ELABORAÇÃO DE MODELOS DIGITAIS DO TERRENO

O processamento dos dados foi executado em diversas etapas, no qual inicialmente realizou-se um pré processamento dos dados provenientes do sistema LiDAR, nos quais foram inseridos os parâmetros de calibração, transformação de referencial, correção geoidal e finalmente a definição da projeção cartográfica (transversa de Mercator) com o *South American Datum 69 (SAD69)* fuso 22.

Sequencialmente foi definida a área de estudo deste trabalho, e para a extração dos dados LiDAR foi acrescentado um *buffer* de 50 metros em todo o limite da área de estudo. A extração da “nuvem de pontos” georeferenciada teve como objetivo reduzir a quantidade de

dados, otimizando os procedimentos de processamento, bem como, a seleção de diferentes categorias de uso do solo, com maior prioridade nas áreas com a presença de cobertura vegetal.

Na Figura 30 é apresentado um fluxograma geral de todas as atividades e etapas envolvidas na elaboração e processamento dos dados LiDAR.



Fonte: Autor (2010)

FIGURA 30 - FLUXOGRAMA DA METODOLOGIA UTILIZADA PARA A AVALIAÇÃO DAS ELABORAÇÕES DOS MDTs A PARTIR DOS DADOS DA VARREDURA LASER

Com a nuvem de pontos extraída, o primeiro procedimento de processamento foi a realização de uma filtragem dos dados. Este procedimento teve como objetivo a remoção de medidas indesejadas provenientes do sensor (*outliers* e/ou erros presentes no conjunto de dados) que podem reduzir a eficiência dos algoritmos de classificação. O filtro utilizado no processamento dos dados foi baseado na remoção dos retornos com quatro ou mais

desvios padrão acima ou abaixo da elevação média em uma janela de 10 x 10 metros. Este procedimento resultou na eliminação de aproximadamente 6,7 mil pontos em toda a área de estudo.

Após a filtragem dos dados, foi realizada a classificação dos pontos da varredura *laser* com objetivo de realizar a identificação dos pontos pertencentes ao terreno, e para isso foram aplicados e testados diversos algoritmos, bem como, diversas variações de suas configurações. No total foram aplicados sete diferentes metodologias para a classificação dos pontos pertencentes ao terreno. Somente uma das metodologias fez uso de uma aplicação computacional comercial, denominada *TerraScan*, desenvolvida pela empresa finlandesa *Terrasolid*, como um módulo dentro do software *MicroStation*. As outras seis metodologias aplicadas aos dados foram baseadas em algoritmos descritos em literatura, os quais foram apresentados detalhadamente na revisão bibliográfica, que são:

1. Interpolação Polinomial (IP)
2. TIN adaptado (TA);
3. Aproximações Sucessivas (AS)
4. Limite de Elevação (LE)
5. Morfologia Progressiva (MP)
6. Declive Máxima (DM)

Em todas as metodologias utilizadas foram realizadas diversas configurações dos diferentes parâmetros restritivos e de funcionamento de cada um dos algoritmos. Nas Tabelas 05 a 11 são apresentados os diferentes parâmetros de configuração dos algoritmos utilizados para a classificação dos pontos da varredura *laser*.

No processo de classificação com algoritmos, inicialmente, foram utilizados parâmetros de configuração similares aos descritos em outros trabalhos e seqüencialmente foram realizadas modificações para a verificação das configurações mais adequadas para a área de estudo.

TABELA 05 - PARÂMETROS DE CONFIGURAÇÕES UTILIZADOS NO ALGORITMO DE INTERPOLAÇÃO POLINOMIAL (IP) PARA A CLASSIFICAÇÃO DE PONTOS PERTENCENTES AO TERRENO NOS DADOS LIDAR

| Parâmetros | IP (A) | IP (B) | IP (C) | IP (D) | IP (E) | IP (F) |
|--|--------|--------|--------|--------|--------|--------|
| Valor de deslocamento g na equação (4) | -1,0 | -1,0 | -1,0 | -2,0 | -2,0 | 0,0 |
| Limite máximo de pontos w na equação (4) | 2,0 | 2,0 | 2,0 | 2,5 | 2,5 | 0,5 |
| Tolerância | 2,0 | 0,5 | 0,1 | 1,0 | 1,0 | 0,7 |
| Número de interações | 12 | 12 | 12 | 12 | 10 | 8 |
| Tamanho da janela | 10 | 10 | 10 | 10 | 6 | 10 |

TABELA 06 - PARÂMETROS DE CONFIGURAÇÕES UTILIZADOS NO ALGORITMO TIN ADAPTADO (TA) PARA A CLASSIFICAÇÃO DE PONTOS PERTENCENTES AO TERRENO NOS DADOS LIDAR

| Parâmetros | TA (A) | TA (B) | TA (C) | TA (D) | TA (E) | TA (F) |
|--|--------|--------|--------|--------|--------|--------|
| Limite máximo de diferença de altura entre dois pontos | 0,20 | 0,25 | 0,30 | 0,15 | 0,20 | 0,18 |
| Dimensão do grid para selecionar os pontos sementes | 70 | 80 | 80 | 80 | 80 | 80 |

TABELA 07 - PARÂMETROS DE CONFIGURAÇÕES UTILIZADOS NO SOFTWARE TERRASCAN (TS) PARA A CLASSIFICAÇÃO DOS PONTOS PERTENCENTES AO TERRENO NOS DADOS LIDAR

| Parâmetros | TS (A) | TS (B) | TS (C) | TS (D) | TS (E) | TS (F) |
|----------------------------------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|
| O tamanho máximo das edificações | 70 | 80 | 70 | 70 | 70 | 70 |
| Ângulo máximo do terreno | 88 | 70 | 60 | 60 | 30 | 88 |
| Ângulo máximo de iteração | 6 | 5 | 5 | 3 | 6 | 6 |
| Distância máxima de interação | 1,4 | 1,2 | 1,2 | 1,2 | 1,4 | 0,6 |

TABELA 08 - PARÂMETROS DE CONFIGURAÇÕES UTILIZADOS NO ALGORITMO DE APROXIMAÇÕES SUCESSIVAS (AS) PARA A CLASSIFICAÇÃO DOS PONTOS PERTENCENTES AO TERRENO NOS DADOS LIDAR

| Parâmetros | AS (A) | AS (B) | AS (C) | AS (D) | AS (E) | AS (F) |
|--|--------|--------|--------|--------|--------|--------|
| Parâmetro de escala λ na equação (5) | 2,0 | 2,0 | 1,5 | 1,5 | 1,0 | 1,0 |
| Tolerância da curvatura t na equação (5) | 0,2 | 0,3 | 0,1 | 0,2 | 0,1 | 0,2 |

TABELA 09 - PARÂMETROS DE CONFIGURAÇÕES UTILIZADOS NO ALGORITMO DE LIMITE DE ELEVAÇÃO (LE) PARA A CLASSIFICAÇÃO DOS PONTOS PERTENCENTES AO TERRENO NOS DADOS LIDAR

| Parâmetros | LE (A) | LE (B) | LE (C) | LE (D) | LE (E) | LE (F) |
|--|--------|--------|--------|--------|--------|--------|
| Tamanho da célula inicial c_i na equação (7) | 2 | 1 | 2 | 1 | 2 | 1 |
| Inclinação máxima s na equação (7) | 0,30 | 0,25 | 0,25 | 0,20 | 0,20 | 0,15 |
| Número de interações M na equação (8) | 6 | 6 | 6 | 6 | 6 | 6 |

TABELA 10 - PARÂMETROS DE CONFIGURAÇÕES UTILIZADOS NO ALGORITMO MORFOLOGIA PROGRESSIVA (MP) PARA A CLASSIFICAÇÃO DOS PONTOS PERTENCENTES AO TERRENO NOS DADOS LIDAR

| Parâmetros | MP (A) | MP (B) | MP (C) | MP (D) | MP (E) |
|--|-------------------|--------------------------|---------------------|-------------------|-----------------------|
| Tamanho da célula c na equação (9) | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 |
| Elemento estruturante w_i na equação (9) | 7, 11, 19, 35, 67 | 3, 5, 9, 17, 33, 65, 129 | 3, 5, 9, 17, 33, 65 | 7, 11, 19, 35, 67 | 7, 11, 19, 25, 35, 43 |
| Declividade s na equação (9) | 0,08 | 0,05 | 0,05 | 0,05 | 0,08 |
| Limite inicial dh_0 na equação (9) | 0,6 | 0,2 | 0,05 | 0,15 | 0,20 |
| Limite máximo dh_{max} na equação (9) | 150 | 10 | 10 | 10 | 10 |

TABELA 11 - PARÂMETROS DE CONFIGURAÇÕES UTILIZADOS NO ALGORITMO DE DECLIVIDADE MÁXIMA (DM) PARA A CLASSIFICAÇÃO DOS PONTOS PERTENCENTES AO TERRENO NOS DADOS LIDAR

| Parâmetros | DM (A) | DM (B) | DM (C) | DM (D) | DM (E) | DM (F) |
|---|--------|--------|--------|--------|--------|--------|
| Tamanho da célula | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 |
| Raio de procura | 10 | 10 | 20 | 25 | 25 | 30 |
| Limite de declividade s na equação (10) | 0,20 | 0,50 | 0,25 | 0,20 | 0,30 | 0,20 |

Após a classificação dos dados LiDAR, foram elaborados os modelos digitais de terreno a partir da classificação dos pontos pertencentes ao terreno em cada uma das metodologias avaliadas. Sequencialmente, foi elaborado um arquivo vetorial de pontos, com um total de 4.950, distribuídos de forma aleatória por toda a área de estudo que foi utilizada para extrair às informações dos diversos modelos digitais, utilizados para avaliação da exatidão das metodologias.

A partir da nuvem de pontos, resultado da classificação, também foram extraídas algumas informações que foram utilizadas para a avaliação dos resultados, tais como: densidade de pontos, altitude média, mínima e máxima. A extração destas informações foi realizada para toda a área bem como por categoria de uso do solo.

Inicialmente foi realizada uma avaliação dos resultados com base na taxa de penetrabilidade (P_{f+s}) do feixe *laser* na área de estudo e nas diferentes categorias de uso solo. A taxa de penetrabilidade foi calculada com o uso da fórmula (20) citada por (TAKAHASHI et al., 2006).

$$P_{f+s} = \left(\frac{N_{fg+sg}}{N} \right) \cdot 100 \quad (20)$$

Onde,

N_{fg+sg} = número total de retornos (*first + last*);

N = número de ponto classificados como pertencentes ao terreno.

Sequencialmente, foram comparados os diferentes modelos obtidos com dados da varredura *laser* com o modelo digital da área de estudo obtido pelo uso de técnicas topográficas convencionais. Foram calculados o erro padrão ($S_{\bar{x}}$) e o erro padrão em percentagem ($S_{\bar{x} \%}$) com o uso das fórmulas (21) e (22), onde se utilizou o conjunto de dados obtidos da extração realizada de um arquivo vetorial de pontos (4.950) de todos os modelos digitais.

$$S_{\bar{x}} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (Z(x_i) - \hat{Z}(x_i))^2}{n-1}} \quad (21)$$

$$S_{\bar{x} \%} = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^n (Z(x_i) - \hat{Z}(x_i))^2 / n-1}}{\sum \hat{Z}(x_i) / n} 100 \quad (22)$$

Onde,

\hat{Z} = valor estimado;

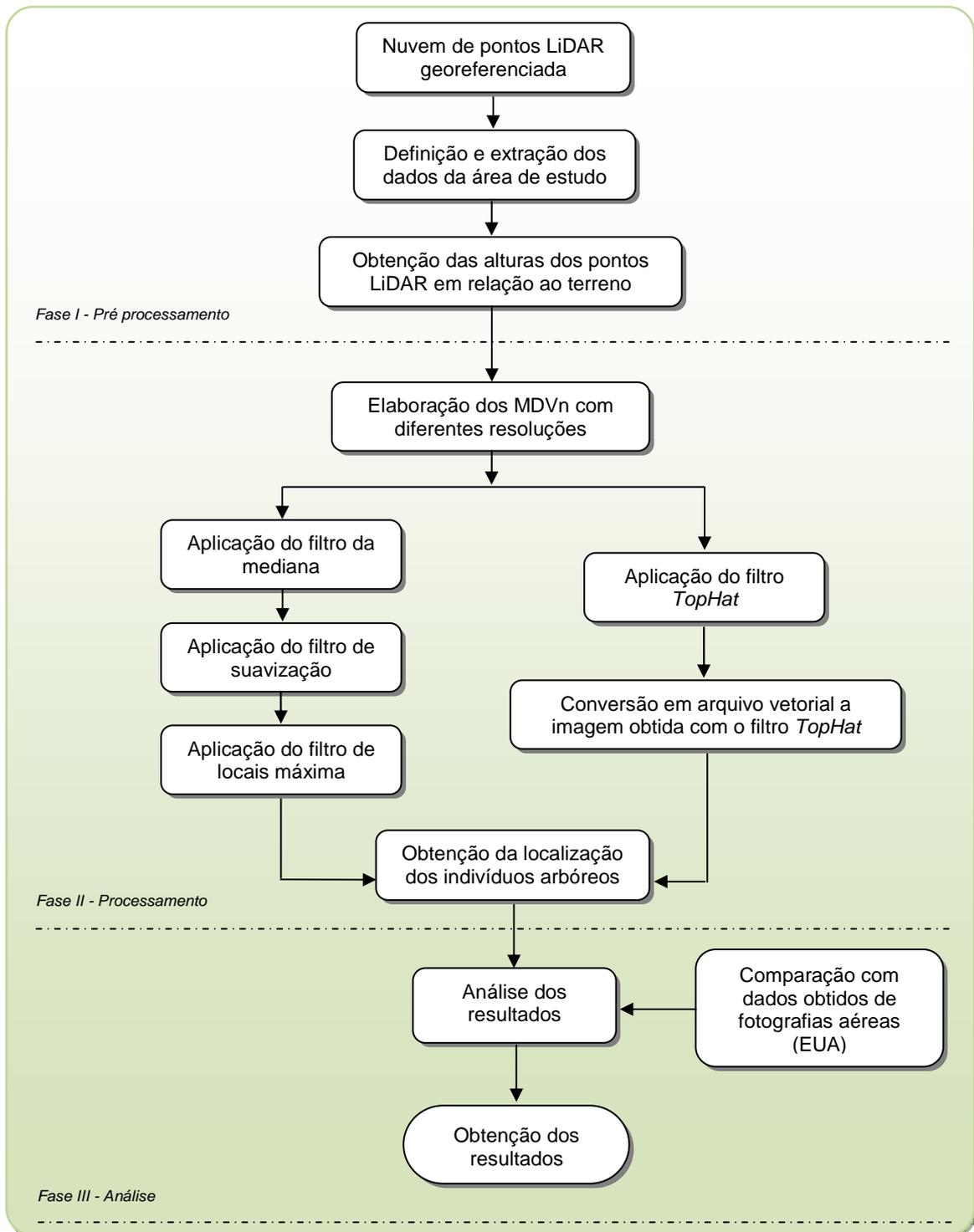
Z = valores observados;

n = número de observações.

3.3 RECONHECIMENTO DA LOCALIZAÇÃO DE ÁRVORES INDIVIDUAIS

Inicialmente, no processamento dos dados LiDAR da área de estudo, localizada no Brasil, procedeu-se a preparação do MDT e MDS. Para a elaboração do MDT foram utilizados os pontos da varredura *laser*, classificados como pertencente ao terreno com o uso da aplicação comercial *TerraScan* (TS-B, descrita anteriormente). Os pontos classificados foram interpolados com o uso do método do Inverso das Distâncias Ponderadas (*Inverse Distance Weighted - IDW*). Para a elaboração do MDS foram utilizados os pontos correspondentes ao primeiro (*first*) retorno dos pulsos *laser*. Os modelos foram elaborados com duas diferentes resoluções: 0,25 e 0,5 m, pelo uso da interpolação IDW. Antes da interpolação dos dados, foram selecionados os pontos de máxima dentro de cada célula de um *grid* de 0,25 e 0,5 m. Nas células onde estavam presentes mais de um ponto da varredura, foi selecionado somente o ponto com maior altitude, a fim de ser utilizado na interpolação. Finalmente, de posse dos MDTs e do MDSs, obteve-se os MDVn (Modelo Digital da Vegetação normalizado), pela subtração do MDS do MDT.

Na Figura 31 é apresentado um fluxograma geral das atividades envolvidas com as duas metodologias utilizadas para a identificação da localização das árvores individuais nos dados LiDAR.



Fonte: Autor (2010)

FIGURA 31 - FLUXOGRAMA DAS METODOLOGIAS UTILIZADAS PARA A IDENTIFICAÇÃO DA LOCALIZAÇÃO DAS ÁRVORES INDIVIDUAIS EM DADOS LiDAR

Nas áreas de estudo no Parque Yosemite, para a obtenção do MDVn, foi somente elaborado em cada área de estudo o processo de subtração do MDS e da MDT, previamente processados pelo NCALM.

Para o reconhecimento automático da localização de árvores individuais, nas diferentes áreas estudadas, foram utilizadas duas metodologias diferentes, sendo a primeira baseada na utilização do algoritmo de locais máxima e a segunda no uso de técnicas de análise morfológica.

Para a aplicação da primeira metodologia, inicialmente ao MDSn, foi realizada um pré-processamento para o preenchimento dos pixels com valores nulos ou muito abaixo da média em relação aos seus pontos vizinhos. A alteração dos valores destes pixels se faz necessária, pois podem gerar falsos pontos de máxima e reduzir a qualidade final do algoritmo de locais máxima. Assim, foi aplicado o filtro da mediana, um método particularmente eficaz quando o padrão do ruído consiste em pontos isolados com intensidades muito diferentes dos pixels da sua vizinhança.

Sequencialmente, aplicou-se um segundo filtro com o objetivo de reduzir os ruídos da imagem, resultados de diversos fatores, como por exemplo galhos, principalmente aqueles de longa dimensão. O filtro utilizado neste caso foi um filtro gaussiano, tipo de filtro que recebe como parâmetros a dimensão da janela e um valor para o desvio padrão máximo de sigma. O filtro tem um comportamento similar ao filtro passa-baixo, em que sua aplicação resulta na suavização da imagem original (*raster* do MDVn). A suavização é tanto maior quanto maior for o desvio padrão de sigma utilizado, pois existirá um aumento da contribuição dos pixels vizinhos a cada ponto filtrado. Neste filtro, a dimensão da janela utilizada apresenta baixa contribuição à suavização da imagem, onde o parâmetro principal é o valor de sigma. A seguir encontra-se a equação do filtro Gaussiano ($G(x,y)$) (eq. 23) aplicada ao MDVn (FIGURA 32).

$$G(x,y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \quad (23)$$

Onde,

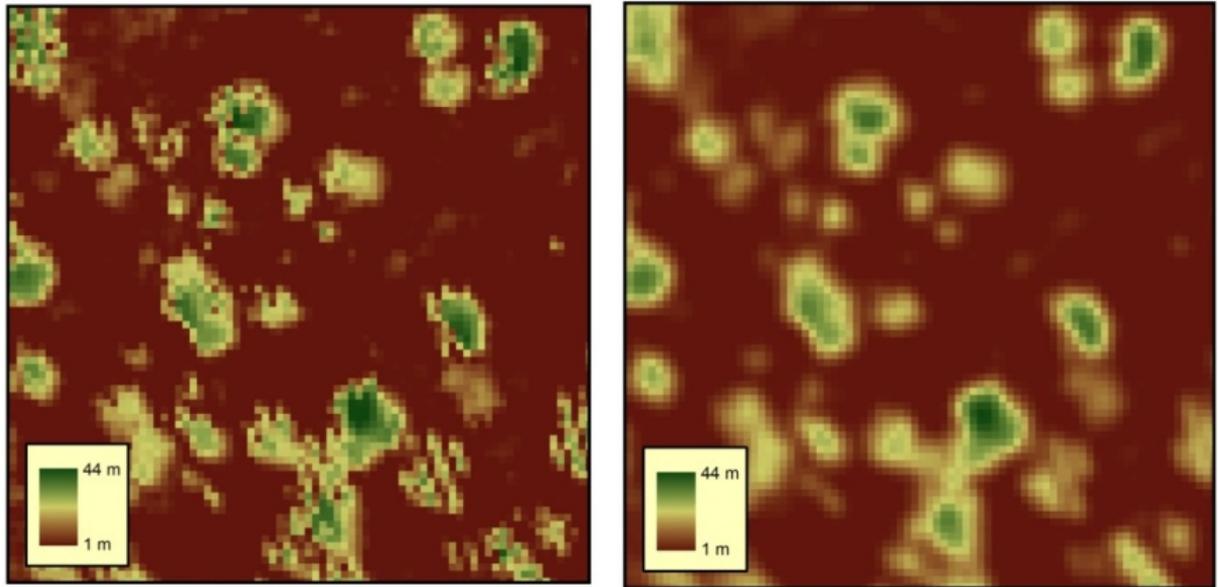
x = distância entre a origem no eixo horizontal;

y = distância entre a origem no eixo vertical;

σ = desvio-padrão da distribuição de Gauss.

Após todo o processo de preparação do MDVn, aplicou-se o algoritmo de locais máxima, que identificou nas imagens das diversas áreas de estudo os pixels com valores de máxima. O resultado obtido com o uso do algoritmo foi um *raster* com valores dos pixels de 0 e 1, onde os valores 1 representam os locais de máxima, teoricamente correspondentes aos ápices das copas das árvores. Por fim, realizou-se uma transformação binária do *raster*,

de onde foram extraídas as coordenadas de cada um dos pixels com valor 1 (locais de máxima).



Fonte: Autor (2010)

FIGURA 32 - EXEMPLO DA APLICAÇÃO DO FILTRO DE SUAVIZAÇÃO AO RASTER DO MDVn JÁ PRÉ PROCÉSSADO COM O FILTRO DA MEDIANA (ÁREA 1 - PARQUE DE YOSEMITE)

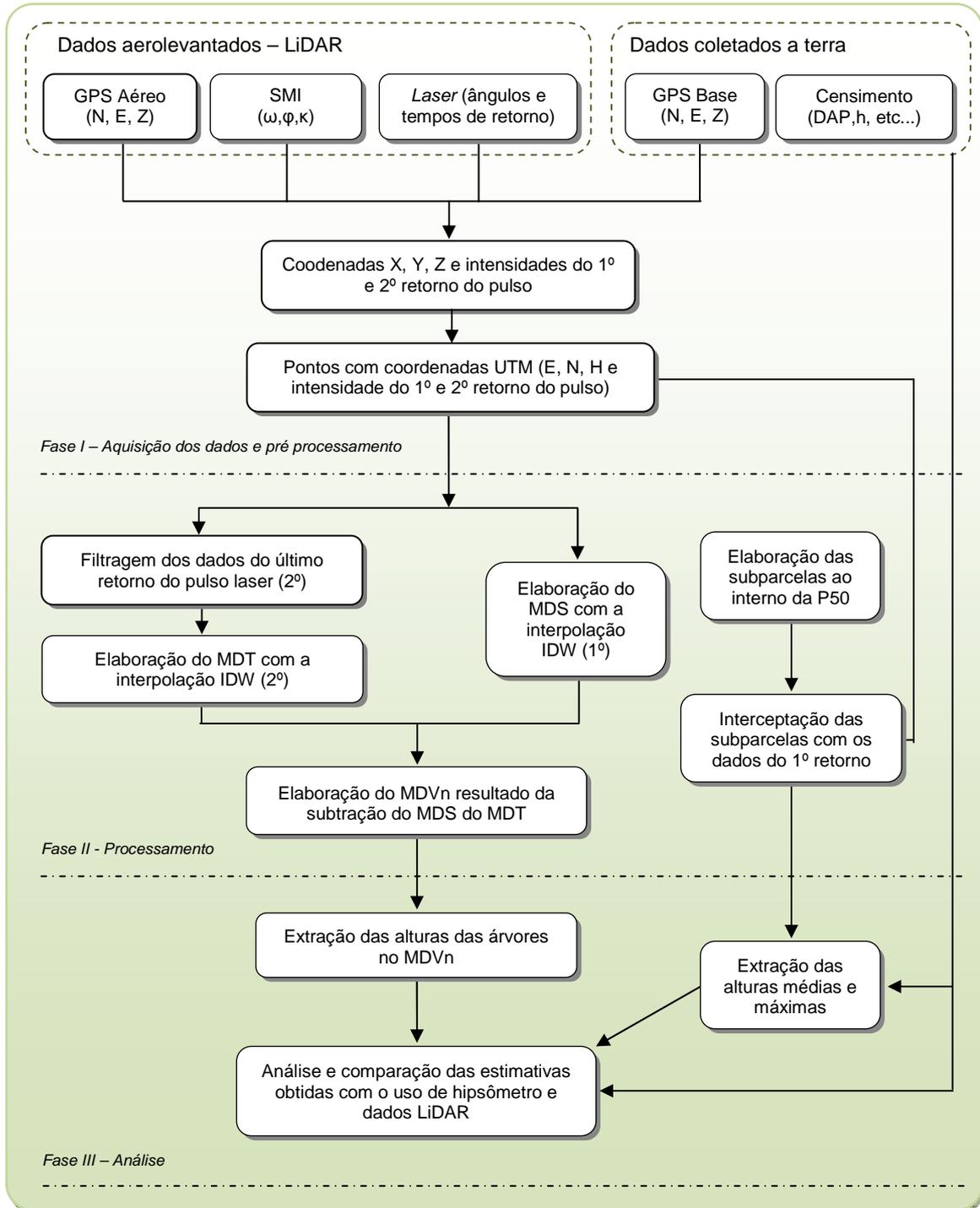
Para a segunda metodologia, foram utilizadas técnicas de análise morfológica, as quais foram aplicadas às informações obtidas a partir do MDVn. Inicialmente, o MDVn foi convertido em formato *raster*, ou seja, o modelo digital foi transformado em uma matriz de pixels georeferenciada, na qual a cada pixel foi atribuído o valor da altura do MDVn.

Sequencialmente, com o *raster*, aplicou-se o filtro *TopHat* com uma matriz explorativa de 3 x 3, de modo a otimizar a individualização dos locais de máxima, correspondente ao indivíduos arbóreos.

O resultado do filtro *TopHat* foi um outro *raster* contendo valores 0 e 1, no qual os valores 1 representam as área selecionadas como Top e o 0 (zero) as demais áreas. Entretanto, neste caso uma árvore poderia ser representada por diversos pixels. Desta forma, para a identificação da localização das árvores foi necessária a realização de conversão do *raster* (*TopHat*) em arquivo vetorial (polígonos). Com o arquivo vetorial, e com os limites das áreas selecionadas pelo algoritmo, encontrou-se o centróide de cada polígono e gerou-se um novo arquivo vetorial de pontos, o qual passou a representar a posição de cada uma das árvores.

3.4 ESTIMATIVA DAS ALTURAS DAS ÁRVORES

Na Figura 33 pode-se observar um fluxograma geral das atividades envolvidas para a estimativa das alturas das árvores.



Fonte: Autor (2010)

FIGURA 33 - FLUXOGRAMA DAS METODOLOGIAS UTILIZADAS PARA A ESTIMATIVA DAS ALTURAS INDIVIDUAIS E NAS SUBPARCELAS

Os dados brutos provenientes da varredura *laser* passaram inicialmente por algumas transformações, que resultaram em uma “nuvem de pontos” georeferenciada. No conjunto de dados foram separados os pontos correspondentes ao primeiro (*first*) e ao último (*last*) retorno de cada pulso *laser*.

Com o conjunto de dados obtido do último retorno do pulso *laser* realizou-se a classificação dos pontos, com o objetivo principal de identificar os pontos pertencentes ao terreno. Tal procedimento foi realizado com o uso da aplicação comercial *TerraScan*, onde todas as etapas são descritas detalhadamente anteriormente, com o uso da configuração TS(B). Os pontos classificados como pertencentes ao terreno foram interpolados com o uso do método do Inverso das Distâncias Ponderadas (*Inverse Distance Weighted - IDW*), resultando no Modelo Digital do Terreno (MDT) com uma resolução de 0,25 m.

Com o conjunto de dados obtidos do primeiro retorno do pulso *laser*, inicialmente foram identificados e eliminados os pontos com alturas inferiores a 1,40 m em relação ao terreno. Este procedimento foi realizado para reduzir a influência destes pontos na elaboração do Modelo Digital de Superfície (MDS), pois estes pontos apresentam alta probabilidade de estarem localizados no sub-bosque e não na cobertura florestal (dossel), influenciando desta forma os resultados finais. Seqüencialmente foi elaborado o MDS com uma resolução de 0,25 m obtido através do uso da interpolação IDW.

Por fim, foi elaborado o MDVn em que se utilizou um processo matemático muito simples que consiste na subtração do MDS do MDT. O resultado deste procedimento é um modelo digital da vegetação, o qual contém as informações das alturas da vegetação (árvores).

Para a extração das alturas individuais das árvores de araucária e dos indivíduos arbóreos da parcela P50 utilizou-se o arquivo vetorial com sua localização espacial, obtidos durante os levantamentos de campo. Neste arquivo vetorial foi gerado um *buffer* de 0,50 m o qual resultou um segundo arquivo vetorial (polígonos) que foi utilizado para extrair o maior valor dentro de cada um dos polígonos do MDVn, ou seja, a estimativa da altura individual de cada uma das árvores.

Também foram realizadas estimativas das alturas médias e máximas por unidade de área, utilizando subparcelas dentro da parcela P50. As subparcelas apresentaram dimensões de 10, 15 e 20 m, obtendo respectivamente 25, 16 e 9 subparcelas dentro da parcela P50.

Para a estimativa da altura média e máxima, utilizou-se o conjunto de pontos relativo ao último retorno da varredura *laser*, o qual foi interceptado com os limites das diferentes subparcelas. Neste procedimento, cada um dos pontos da varredura recebeu um atributo alfanumérico de referência da subparcela em que estava inserido. Seqüencialmente, procedeu-se uma subtração do arquivo vetorial dos pontos da varredura com o arquivo *raster* do MDT. Este procedimento forneceu as informações de altura (em relação ao terreno) de cada um dos pontos LiDAR. Para a estimativa das alturas máximas realizou-se um processo de extração do maior valor dentro de cada uma das subparcelas. Para a altura média calculou-se uma média das alturas dos pontos maiores que 1,50 m dentro de cada subparcela.

Para as árvores de araucária, como alternativa na avaliação das estimativas obtidas da varredura *laser* e alturas obtidas com o hipsômetro foram aplicadas análises comparativas dos ajustes entre os modelos hipsométricos dos dados LiDAR e dos dados provenientes dos levantamentos de campo, utilizando-se para isso, alguns modelos hipsométricos freqüentemente descritos em literatura (HOSOKAWA e MACEDO, 1972). A aplicação desta análise comparativa teve como objetivo principal avaliar as correlações existentes entre as duas metodologias de estimativa das alturas (LiDAR e hipsômetro) com seus respectivos diâmetros. Para isso, foram selecionados alguns modelos hipsométricos (TABELA 12).

TABELA 12 - MODELOS HIPSONÉTICOS UTILIZADOS

| Número | Modelo | Autor |
|--------|--|-------------------|
| 01 | $\ln ht = b_0 + b_1 \ln d$ | Stoffels |
| 02 | $ht = b_0 + b_1 \ln d$ | Henriksen |
| 03 | $\ln ht = b_0 + b_1 \frac{1}{d}$ | Curtis |
| 04 | $ht = b_0 + b_1 d + b_2 d^2$ | Modelo parabólico |
| 05 | $ht = \frac{d^2}{b_0 + b_1 d + b_2 d^2}$ | Prodan |

Legenda: ht: altura total; d: diâmetro

Para uma compreensão mais detalhada da resposta do sensor LiDAR em função da estrutura horizontal e vertical da floresta e uma melhor análise dos resultados das estimativas das alturas individuais, foi realizada uma análise de forma separada das árvores de araucária dos indivíduos da parcela P50. Dentro da parcela P50 ainda foi possível uma análise para os diferentes estratos presentes na área de estudo.

Para a análise dos resultados, nas diferentes metodologias utilizadas na estimativa das alturas, foi utilizado o Qui-quadrado (χ^2) (eq. 24). Este teste avalia se a freqüência com que as diferentes estimativas das alturas obtidas dos dados LiDAR desviaram significativamente ou não das estimativas obtidas em campo com o uso do hipsômetro.

$$\chi^2 = \sum \frac{(f_o - f_e)^2}{f_e} \quad (24)$$

Onde,

f_o freqüência observada;

f_e freqüência esperada;

Seqüencialmente foram calculadas o erro padrão médio ($S_{\bar{x}}$) e erro padrão médio em percentagem ($S_{\bar{x}} \%$) em cada uma das diferentes variações da metodologia aplicada nos dados da varredura *laser* com o uso respectivamente das equações descritas anteriormente (21) e (22). Foi também calculado o desvio absoluto e relativo em cada uma das estimativas das alturas, as quais seqüencialmente foram utilizados para a elaboração de gráficos.

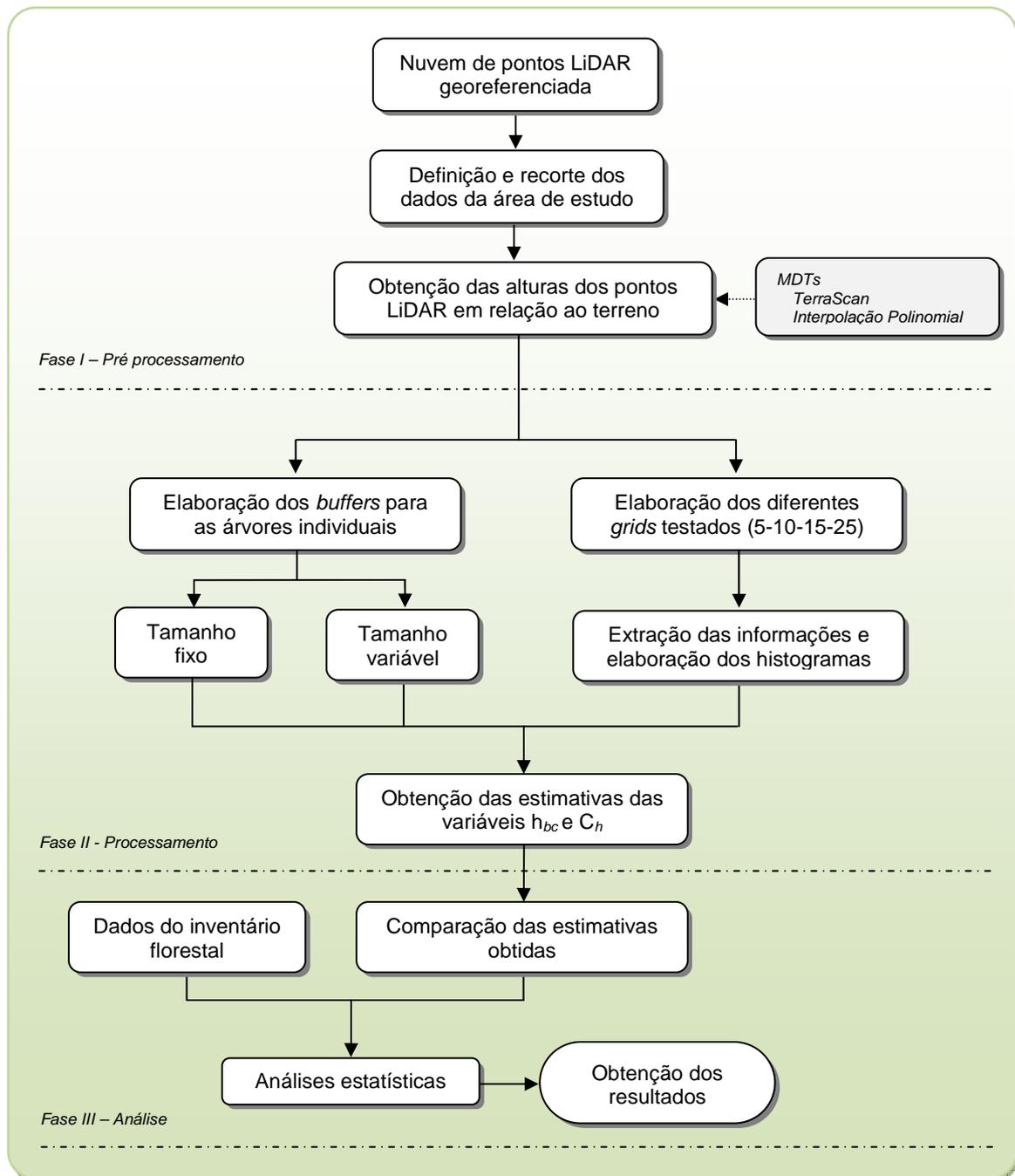
3.5 ESTIMATIVA DA ALTURA DA BASE DA COPA

Inicialmente foi criado um arquivo vetorial dos limites da área de estudo o qual foi utilizado para extrair dos dados da varredura *laser scanning* somente os pontos no centro da região, objeto de estudo. A extração da “nuvem de pontos” georeferenciada no centro da área de estudo, teve como objetivo principal reduzir a quantidade de dados LiDAR e otimizar os procedimentos de elaboração dos dados para extração das variáveis de interesse.

Com a nuvem de pontos LiDAR extraída, o primeiro procedimento foi à obtenção da altitude em relação ao terreno de cada um dos pontos da varredura *laser*. Para este procedimento, foram utilizados como referência para a extração das alturas Modelos Digitais do Terreno (MDT) obtidos também com dados LiDAR. Neste sentido, foram utilizados dois MDTs obtidos por meio de metodologias diferentes do mesmo conjunto de dados. O primeiro é baseado na utilização de um sistema computacional comercial denominado *TerraScan* (B) e o segundo método é baseado no uso de um algoritmo de interpolação polinomial (B) descritos anteriormente.

Para a estimativa da altura da base das copas das árvores a partir dos dados LiDAR foram utilizadas duas diferentes metodologias com algumas variações em cada uma das metodologias. A primeira metodologia foi baseada na estimativa da altura da base da copa de árvores individuais (h_{bc}) e a segunda metodologia baseou-se na estimativa em nível de área, ou seja, altura média da base das copas das árvores (C_h).

Para as árvores individuais, a estimativa da h_{bc} foi baseada na identificação dos pontos de menor altura em áreas circulares, onde o centro destas áreas, são as posições espaciais dos indivíduos arbóreos, objeto de interesse para a estimativa da h_{bc} . Com base nos dados obtidos no inventário florestal (TABELA 13), a altura mínima da h_{bc} foi de 1,50 m, desta forma utilizou-se como restrição que os pontos da varredura *laser* utilizados na estimativa, não fossem inferiores a 1,40 m. Todos os pontos com altura igual ou inferior a 1,40 m foram eliminados antes da elaboração dos dados para a estimativa da h_{bc} . Essa restrição foi inserida para reduzir uma possível influência da vegetação de sub-bosque na estimativa da h_{bc} . Na Figura 34 é apresentado o fluxograma geral das atividades envolvidas na elaboração dos dados e na estimativa das variáveis de interesse.



Fonte: Autor (2010)

FIGURA 34 - FLUXOGRAMA DAS METODOLOGIAS UTILIZADAS PARA A ESTIMATIVA DA ALTURA DA BASE DA COPA DAS ÁRVORES

A dimensão das áreas circulares utilizadas para extração nos dados LiDAR das estimativas das h_{bc} foram baseadas em dois critérios, o primeiro com o uso de área fixa para todas as árvores em um raio de 1,95 m, que corresponde ao raio médio da copa das árvores (inventário florestal). O segundo método utilizou raios variáveis, com base nas dimensões individuais, ou seja, no raio de copa de cada um dos indivíduos, os quais foram obtidos no levantamento de campo.

Os diferentes processamentos, para a estimativa da altura da base de árvores individuais, tiveram como objetivo principal avaliar se a utilização de um *buffer*, baseado nas dimensões das copas das árvores pudesse proporcionar estimativas mais precisas da altura da base da copa de cada indivíduo.

Na metodologia para a estimativa da C_h por unidade de área, inicialmente foram elaborados *grids* com diversas dimensões sobre a área da parcela inventariada (P50). Os *grids* utilizados apresentaram forma quadrada com dimensões variando de 10, 15 e 20 m, os quais tiveram número de células diferentes, respectivamente 25, 16 e 9.

Para cada uma das células dos *grids* utilizados, foram inicialmente identificados os pontos da varredura *laser* que pertenciam a estas células. Sequencialmente foram extraídos as informações de altura (em relação ao terreno) dos pontos para cada uma das células dos diferentes *grids*.

Para cada conjunto de pontos obtidos, nos diferentes *grids* avaliados, foram elaborados histogramas da distribuição dos pontos em função da altura e seqüencialmente foi elaborada a simulação da onda dos pulsos *laser* em cada uma das células dos *grids*.

A estimativa da altura média da copa das árvores (C_h) em cada célula do *grid* foi obtida através do uso da onda simulada, onde se identificou o ponto da primeira inflexão da curva. Nesta metodologia, durante uma fase exploratória dos dados, observou-se também a possibilidade de estimativa das alturas dos demais estratos arbóreos, medindo as diferentes inflexões da curva. Assim, se procedeu a extração do primeiro ponto de inflexão, do último ponto de inflexão e do ponto intermediário, obtendo desta forma altura de três estratos para cada uma das células avaliadas.

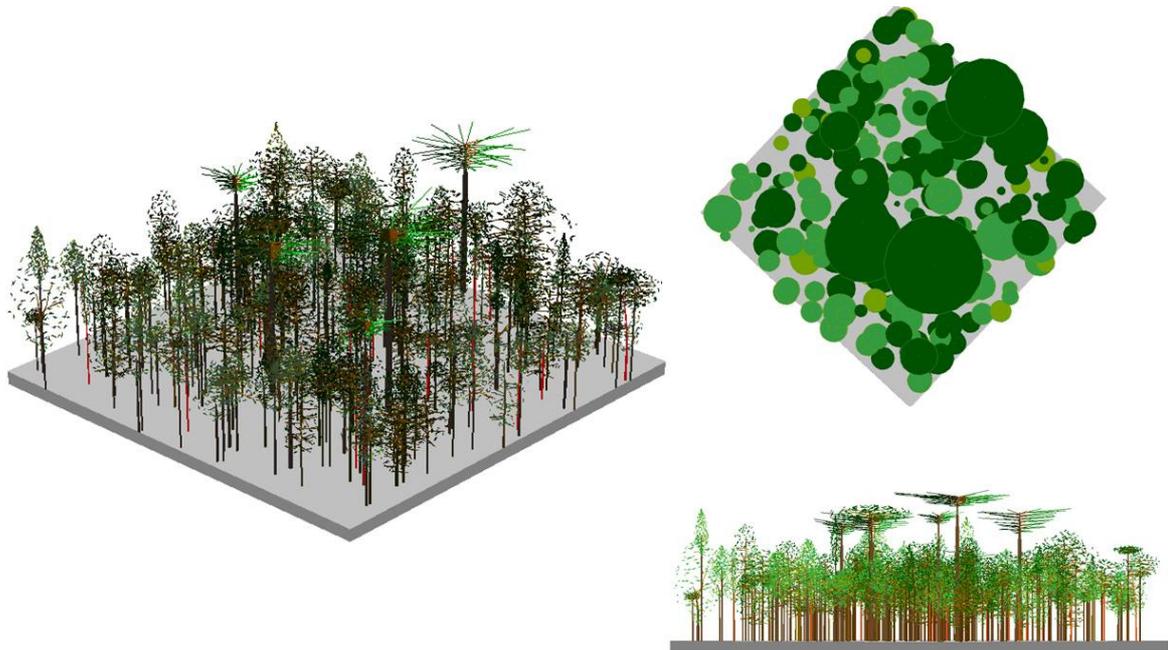
Todos os procedimentos adotados na metodologia para a estimativa da C_h foram repetidos somente para o MDT obtido com o uso da aplicação computacional *TerraScan*.

Os dados do inventário florestal foram utilizados para avaliar as estimativas das alturas obtidas dos dados LiDAR. Para as estimativas individuais, se utilizou diretamente os dados obtidos nos levantamentos de campo, já na metodologia da altura média da copa das árvores (C_h), foi necessária uma elaboração dos dados do inventário para que os mesmos pudessem ser utilizados durante o processo de validação das estimativas dos dados LiDAR. Desta forma, para cada uma das células dos diferentes *grids*, foram extraídas as informações da altura média, máxima e mínima das árvores georeferenciadas dentro de cada célula dos diferentes *grids* através de um processo de interpolação dos atributos vetoriais de limite das células dos diferentes *grids* e das árvores georeferenciadas.

Com os dados dendrométricos espacializados obtidos durante o levantamento de campo foi possível a elaboração de um modelo digital tridimensional da parcela inventariada, conforme se pode observa na Figura 35.

A elaboração tridimensional da floresta teve como objetivo proporcionar uma melhor visualização da estrutura florestal presente e principalmente uma visualização da

distribuição dos dados da varredura *laser scanning* em função da variação da estrutura florestal presente na área de estudo.



Fonte: Autor (2010)

FIGURA 35 - ESTRUTURA TRIDIMENSIONAL DA PARCELA P50 OBTIDO COM OS DADOS PROVENIENTES DO LEVANTAMENTO DE CAMPO

Por fim, nas diferentes metodologias avaliadas foi aplicado o teste Qui-quadrado (χ^2) (fórmula 24) para avaliar se a frequência com que as alturas da base da copa das árvores estimada a partir dos dados da varredura *laser* desvia significativamente ou não das estimadas obtidas nos levantamentos de campo com o uso de hipsômetro. Sequencialmente foram calculados o erro padrão médio absoluto e em porcentagem em cada uma das diferentes variações da metodologia utilizada, com o uso das fórmulas (21) e (22).

4 RESULTADOS E DISCUSSÕES

4.1 INVENTÁRIO FLORESTAL (BRASIL)

Na Tabela 13 são apresentados os principais resultados obtidos com o inventário florestal dentro da parcela (P50).

TABELA 13 - PRINCIPAIS VARIÁVEIS DENDROMÉTRICAS OBTIDAS NO INVENTÁRIO FLORESTAL

| Variável dendrométrica | Unidade | Valores | | | Desvio padrão |
|-------------------------------------|--------------|---------|--------|--------|---------------|
| | | Médio | Máximo | Mínimo | |
| Diâmetro (DAP) | cm | 15,74 | 68,50 | 10,03 | 8,45 |
| Área basal (g) | $m^2 h^{-1}$ | 27,32 | -- | -- | -- |
| Altura total (h_t) | m | 10,78 | 24,50 | 4,40 | 2,86 |
| Altura da base da copa (h_{bc}) | m | 6,08 | 19,30 | 1,50 | 2,64 |
| Tamanho da copa (C_h) | m | 4,68 | 12,70 | 1,00 | 2,42 |
| Raio da copa (C_r) | m | 1,95 | 8,45 | 0,61 | 0,93 |
| Área da copa (C_a) | m^2 | 14,69 | 224,45 | 1,16 | 19,89 |

Dentro da parcela inventariada foram identificadas 47 espécies florestais sendo que as de maior frequência foram: *Casearia sylvestris* (Cafezeiro), *Symplocos tetrandra*, *Allophylus edulis* (Vacum) e *Luehea divaricata* (Açoita cavalo) com respectivamente com 16,04 %, 11,94 %, 7,84 % e 6,72 %, conforme se observa na Figura 36.

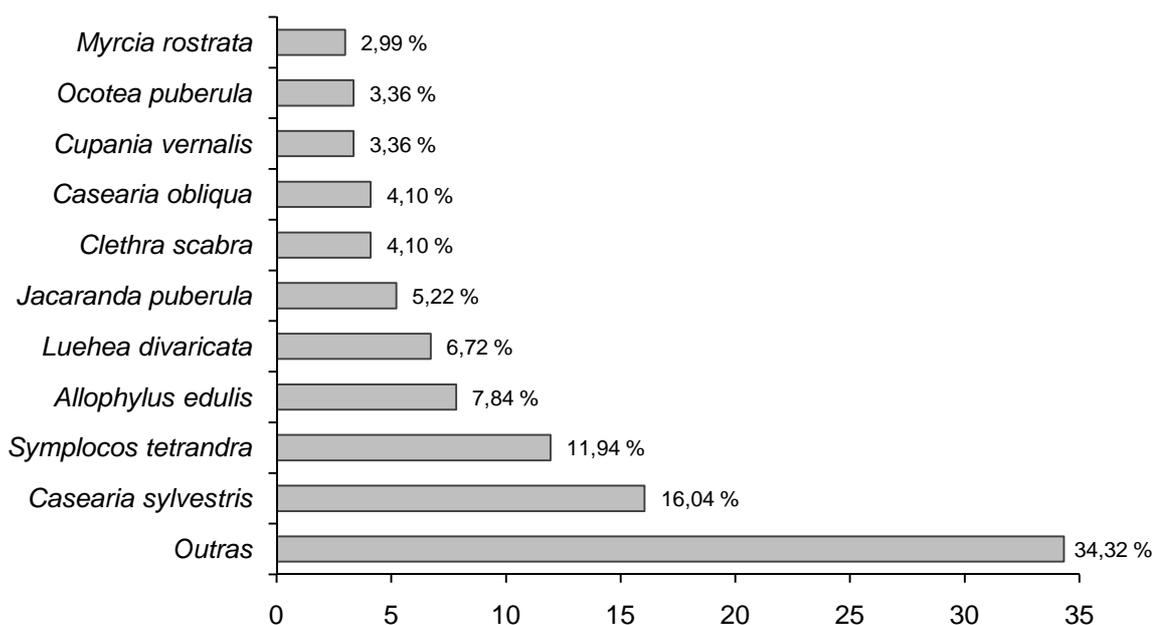


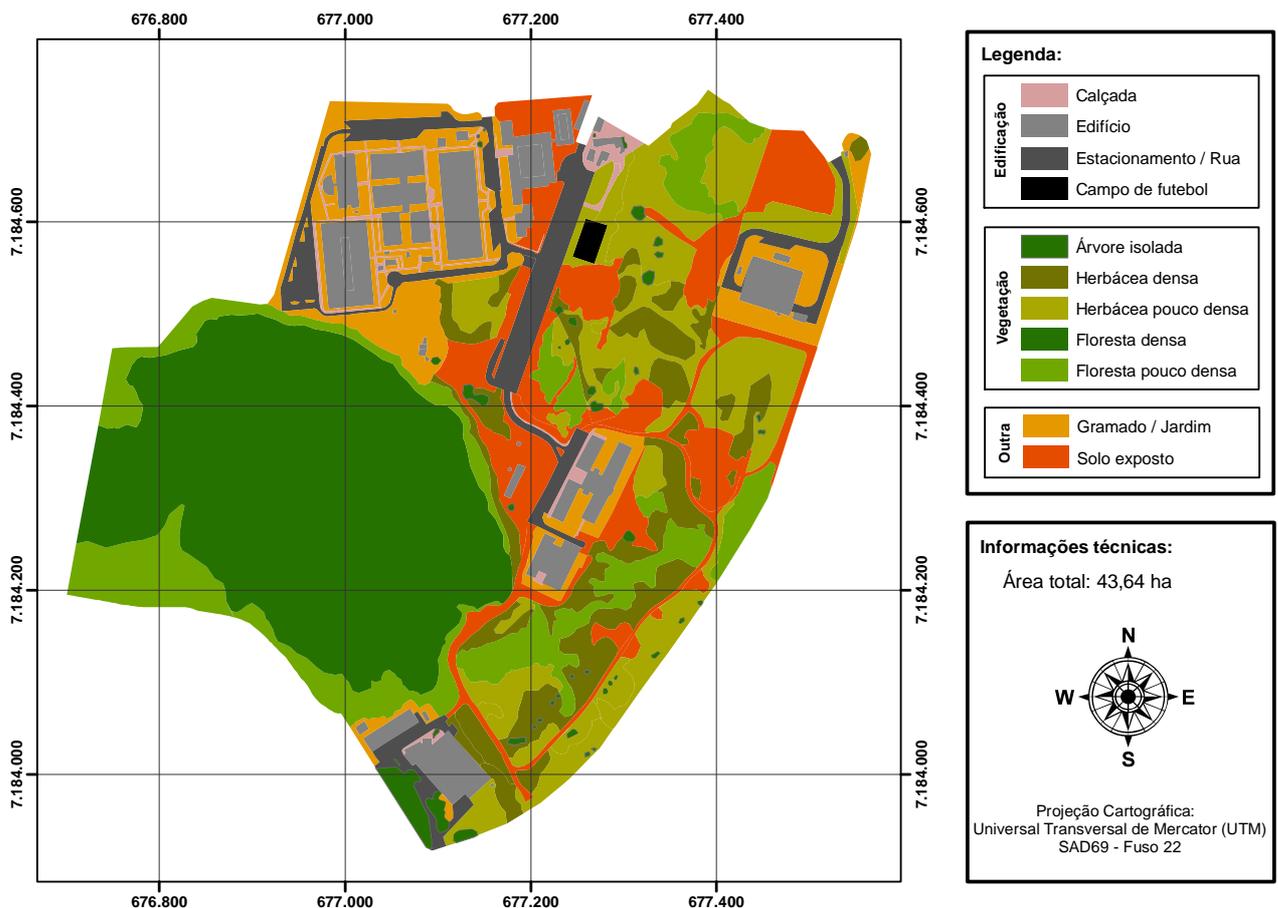
FIGURA 36 - PRINCIPAIS ESPÉCIES ARBÓREAS ENCONTRADAS DENTRO DA PARCELA (P50)

4.2 CLASSIFICAÇÃO DO USO DO SOLO (BRASIL)

Na área de estudo foi realizada uma classificação do uso do solo por meio de uma interpretação visual com base em fotografia aérea vertical colorida, com uma escala de 1:10.000 (FIGURA 37). As classes de uso do solo foram definidas com base nos objetivos do trabalho e agrupadas em função das diferentes respostas dos objetos presentes no terreno ao sensor LiDAR.

A área de estudo apresenta um total de 43,64 ha (TABELA 14), com cerca 7,00 ha (16,1 %) de áreas edificadas; 27,50 ha (63 %) de áreas com presença de cobertura vegetal e 9,13 ha (20,9 %) de outros tipos de uso (gramado/jardim e solo exposto).

Na região de estudo, a área com cobertura florestal corresponde aproximadamente de 17,17 ha, dos quais 11,91 ha são ocupados por Floresta Ombrófila Mista (FOM) e 5,26 ha são formados por capoeiras situadas ao longo de um pequeno curso d' água que margeia o bosque em seu limite sul e parte distribuída em outras áreas. Na área de floresta também existe um pequeno taquaral e uma pequena área de banhado.



Fonte: Autor (2010)

FIGURA 37 - MAPA DO USO DO SOLO PRESENTE NA ÁREA DE ESTUDO

TABELA 14 - CATEGORIAS DE USO DO SOLO PRESENTES NA ÁREA DE ESTUDO

| Uso do Solo | Tipologia | Área (ha) | % |
|-------------|----------------------|-----------|-------|
| Edificação | Calçada | 0,6112 | 1,4 |
| | Edifício | 3,5283 | 8,1 |
| | Estacionamento/Rua | 2,7572 | 6,3 |
| | Campo de Futebol | 0,1083 | 0,2 |
| | Subtotal | 7,0050 | 16,1 |
| Vegetação | Árvore isolada | 0,5206 | 1,2 |
| | Herbácea densa | 3,6767 | 8,4 |
| | Herbácea pouco densa | 6,1328 | 14,1 |
| | Floresta densa | 11,9111 | 27,3 |
| | Floresta pouco densa | 5,2665 | 12,1 |
| | Subtotal | 27,5077 | 63,0 |
| Outra | Gramado / Jardim | 3,9001 | 8,9 |
| | Solo exposto | 5,2275 | 12,0 |
| | Subtotal | 9,1276 | 20,9 |
| TOTAL | | 43,6403 | 100,0 |

Fonte: Autor (2010) com base na interpretação de fotografia área vertical colorida

4.3 MODELOS DIGITAIS DO TERRENO

O primeiro resultado obtido no processamento dos dados foi a taxa de penetrabilidade do feixe *laser*, a qual corresponde o percentual dos pontos que foram classificados como pertencentes ao terreno do total de pontos obtidos com a varredura *laser*. Observou-se uma grande variação da penetrabilidade nos diferentes algoritmos utilizados, que variaram de 2,4 a 59,4 %.

Entretanto, quando analisado separadamente cada algoritmo, se observa uma menor variação da penetrabilidade: na interpolação polinomial (IP) variou de 22,9 a 59,4 %, TIN adaptado (TA) de 8,9 a 10,3 %, no *TerraScan* (TS) de 7,2 a 11,4 %, aproximações sucessivas (AP) de 13 a 24,4 %, limite de elevações (LE) de 2,4 a 8,0 %, morfologia progressiva (MP) de 4,7 a 8,5 % e na declividade máxima (DM) de 5,4 a 9,1%, conforme se pode observar nas Tabelas 15 a 21.

Nas diversas classes de uso do solo, as áreas de floresta foram as categorias de uso do solo que apresentam os menores valores de penetrabilidade e isso se deve a dificuldade do feixe *laser* superar a vegetação. Trabalhos realizados por Takahashi et al., (2006) em área de reflorestamento no Japão apresentaram taxas de penetração de 1,1 e 8,1% em dois talhões florestais. Entretanto, a comparação da penetrabilidade com outros trabalhos é bastante difícil de ser realizada, pois este indicador está relacionado a diversos outros fatores, como: densidade inicial do levantamento LiDAR, estrutura da floresta, espécie, época do ano (em áreas de plantas caducifólias), diâmetro do *footprint*, algoritmo de classificação e outros. Segundo Næsset e Gobakken (2005) baixas taxas de penetração do

feixe *laser* podem influenciar a qualidade das estimativas das variáveis dendrométricas a partir dos dados LiDAR.

Outro indicador importante foram às densidades médias obtidas nos diferentes algoritmos, nas diferentes categorias de uso do solo. Como esperado, observou-se uma maior densidade de pontos identificados como pertencentes ao terreno nas áreas de superfícies lisas e com ausência de objetos (estacionamentos, estradas e solo exposto). Da mesma forma que a taxa de penetrabilidade, apresentou uma grande variação entre os diferentes algoritmos e menor nos algoritmos separadamente.

Dentre as diversas categorias de uso do solo, em todos os algoritmos utilizados, as áreas com presença de vegetação florestal foram as que apresentaram menor densidade de pontos classificados como pertencentes ao terreno.

TABELA 15 - PENETRABILIDADE E DENSIDADE MÉDIAS OBTIDAS COM OS DIFERENTES PARÂMETROS DE CONFIGURAÇÃO DO ALGORITMO INTERPOLAÇÃO POLINOMIAL (IP)

| Configuração do algoritmo | Taxa de penetrabilidade (%) | Densidade média de pontos classificados como pertencentes ao terreno (pontos/m ²) | | | | |
|---------------------------|-----------------------------|---|---------------------|---------------------------|------------------|--------------|
| | | <i>Estacionamento e Estradas</i> | <i>Solo exposto</i> | <i>Vegetação herbácea</i> | <i>Florestas</i> | <i>Total</i> |
| IP (A) | 59,4 | 3,66 | 3,14 | 3,07 | 0,23 | 1,75 |
| IP (B) | 46,7 | 3,03 | 2,50 | 2,24 | 0,13 | 1,31 |
| IP (C) | 22,9 | 2,32 | 1,69 | 1,36 | 0,09 | 0,86 |
| IP (D) | 36,2 | 3,16 | 2,54 | 2,36 | 0,12 | 1,37 |
| IP (E) | 41,7 | 3,46 | 2,97 | 2,72 | 0,15 | 1,57 |
| IP (F) | 35,6 | 3,06 | 2,48 | 2,32 | 0,14 | 1,34 |

TABELA 16 - PENETRABILIDADE E DENSIDADE MÉDIAS OBTIDAS COM OS DIFERENTES PARÂMETROS DE CONFIGURAÇÃO DO ALGORITMO TIN ADAPTADO (TA)

| Configuração do algoritmo | Taxa de penetrabilidade (%) | Densidade média de pontos classificados como pertencentes ao terreno (pontos/m ²) | | | | |
|---------------------------|-----------------------------|---|---------------------|---------------------------|------------------|--------------|
| | | <i>Estacionamento e Estradas</i> | <i>Solo exposto</i> | <i>Vegetação herbácea</i> | <i>Florestas</i> | <i>Total</i> |
| TA (A) | 10,1 | 0,87 | 0,88 | 0,75 | 0,12 | 0,47 |
| TA (B) | 10,0 | 0,86 | 0,89 | 0,76 | 0,12 | 0,47 |
| TA (C) | 10,3 | 0,86 | 0,89 | 0,77 | 0,14 | 0,48 |
| TA (D) | 8,9 | 0,84 | 0,77 | 0,68 | 0,10 | 0,42 |
| TA (E) | 9,8 | 0,86 | 0,88 | 0,74 | 0,11 | 0,46 |
| TA (F) | 9,5 | 0,85 | 0,86 | 0,72 | 0,10 | 0,45 |

TABELA 17 - PENETRABILIDADE E DENSIDADE MÉDIAS OBTIDAS COM OS DIFERENTES PARÂMETROS DE CONFIGURAÇÃO DO SOFTWARE TERRASCAN (TS)

| Configuração do algoritmo | Taxa de penetrabilidade (%) | Densidade média de pontos classificados como pertencentes ao terreno (pontos/m ²) | | | | |
|---------------------------|-----------------------------|---|---------------------|---------------------------|------------------|--------------|
| | | <i>Estacionamento e Estradas</i> | <i>Solo exposto</i> | <i>Vegetação herbácea</i> | <i>Florestas</i> | <i>Total</i> |
| TS (A) | 11,4 | 1,16 | 1,12 | 0,84 | 0,09 | 0,54 |
| TS (B) | 10,7 | 1,10 | 1,06 | 0,78 | 0,08 | 0,51 |
| TS (C) | 8,8 | 0,92 | 0,87 | 0,63 | 0,07 | 0,41 |
| TS (D) | 7,2 | 0,77 | 0,71 | 0,51 | 0,05 | 0,34 |
| TS (E) | 11,1 | 1,16 | 1,08 | 0,81 | 0,08 | 0,52 |
| TS (F) | 11,4 | 1,17 | 1,12 | 0,84 | 0,08 | 0,54 |

TABELA 18 - PENETRABILIDADE E DENSIDADE MÉDIAS OBTIDAS COM OS DIFERENTES PARÂMETROS DE CONFIGURAÇÃO DO ALGORITMO APROXIMAÇÕES SUCESSIVAS (AS)

| Configuração do algoritmo | Taxa de penetrabilidade (%) | Densidade média de pontos classificados como pertencentes ao terreno (pontos/m ²) | | | | |
|---------------------------|-----------------------------|---|---------------------|---------------------------|------------------|--------------|
| | | <i>Estacionamento e Estradas</i> | <i>Solo exposto</i> | <i>Vegetação herbácea</i> | <i>Florestas</i> | <i>Total</i> |
| AS (A) | 20,4 | 2,24 | 1,92 | 1,55 | 0,05 | 0,96 |
| AS (B) | 24,4 | 2,44 | 2,20 | 1,92 | 0,08 | 1,15 |
| AS (C) | 13,0 | 1,52 | 1,24 | 0,93 | 0,04 | 0,61 |
| AS (D) | 22,0 | 2,27 | 2,01 | 1,68 | 0,07 | 1,04 |
| AS (E) | 13,4 | 1,41 | 1,19 | 0,99 | 0,05 | 0,63 |
| AS (F) | 23,3 | 2,20 | 2,01 | 1,76 | 0,10 | 1,10 |

TABELA 19 - PENETRABILIDADE E DENSIDADE MÉDIAS OBTIDAS COM OS DIFERENTES PARÂMETROS DE CONFIGURAÇÃO DO ALGORITMO LIMITE DE ELEVAÇÕES (LE)

| Configuração do algoritmo | Taxa de penetrabilidade (%) | Densidade média de pontos classificados como pertencentes ao terreno (pontos/m ²) | | | | |
|---------------------------|-----------------------------|---|---------------------|---------------------------|------------------|--------------|
| | | <i>Estacionamento e Estradas</i> | <i>Solo exposto</i> | <i>Vegetação herbácea</i> | <i>Florestas</i> | <i>Total</i> |
| LE (A) | 2,8 | 0,24 | 0,23 | 0,21 | 0,04 | 0,13 |
| LE (B) | 8,0 | 0,82 | 0,72 | 0,60 | 0,06 | 0,38 |
| LE (C) | 2,6 | 0,24 | 0,21 | 0,19 | 0,04 | 0,12 |
| LE (D) | 7,1 | 0,80 | 0,66 | 0,52 | 0,05 | 0,33 |
| LE (E) | 2,4 | 0,22 | 0,20 | 0,17 | 0,03 | 0,11 |
| LE (F) | 5,5 | 0,72 | 0,49 | 0,40 | 0,04 | 0,26 |

TABELA 20 - PENETRABILIDADE E DENSIDADE MÉDIAS OBTIDAS COM OS DIFERENTES PARÂMETROS DE CONFIGURAÇÃO DO ALGORITMO MORFOLOGIA PROGRESSIVA (MP)

| Configuração do algoritmo | Taxa de penetrabilidade (%) | Densidade média de pontos classificados como pertencentes ao terreno (pontos/m ²) | | | | |
|---------------------------|-----------------------------|---|--------------|--------------------|-----------|-------|
| | | Estacionamento e Estradas | Solo exposto | Vegetação herbácea | Florestas | Total |
| PM (A) | 8,5 | 0,85 | 0,73 | 0,67 | 0,07 | 0,40 |
| PM (B) | 6,0 | 0,71 | 0,50 | 0,45 | 0,04 | 0,28 |
| PM (C) | 4,7 | 0,55 | 0,43 | 0,33 | 0,04 | 0,22 |
| PM (D) | 5,7 | 0,67 | 0,49 | 0,42 | 0,05 | 0,27 |
| PM (E) | 6,4 | 0,71 | 0,56 | 0,48 | 0,05 | 0,30 |

TABELA 21 - PENETRABILIDADE E DENSIDADE MÉDIAS OBTIDAS COM OS DIFERENTES PARÂMETROS DE CONFIGURAÇÃO DO ALGORITMO DE DECLIVIDADE MÁXIMA (DM)

| Configuração do algoritmo | Taxa de penetrabilidade (%) | Densidade média de pontos classificados como pertencentes ao terreno (pontos/m ²) | | | | |
|---------------------------|-----------------------------|---|--------------|--------------------|-----------|-------|
| | | Estacionamento e Estradas | Solo exposto | Vegetação herbácea | Florestas | Total |
| DM (A) | 6,1 | 0,77 | 0,59 | 0,41 | 0,04 | 0,29 |
| DM (B) | 9,1 | 0,84 | 0,82 | 0,68 | 0,08 | 0,43 |
| DM (C) | 6,6 | 0,78 | 0,62 | 0,47 | 0,05 | 0,31 |
| DM (D) | 5,5 | 0,74 | 0,51 | 0,38 | 0,03 | 0,26 |
| DM (E) | 7,3 | 0,80 | 0,68 | 0,54 | 0,05 | 0,34 |
| DM (F) | 5,4 | 0,73 | 0,50 | 0,37 | 0,03 | 0,25 |

Após a classificação dos pontos da varredura *laser* com os diferentes algoritmos e as diferentes configurações dos mesmos, foi possível a elaboração dos modelos digitais para cada uma das metodologias aplicadas aos dados. Para uma melhor visualização se aplicou o algoritmo *hillshade* nos modelos digitais permitindo identificar mais facilmente as variações na superfície do terreno que não eram facilmente observadas nos MDTs (FIGURAS 38 a 44).

Visualmente se pode observar uma variação dos resultados entre os diferentes algoritmos utilizados nas diferentes classes de uso do solo. De forma geral, nas áreas com cobertura vegetal é evidente uma redução da qualidade do processo de classificação, principalmente nas regiões com floresta com maior densidade.

Nas áreas com cobertura florestal, o algoritmo AS demonstrou bastante ineficiência para a classificação dos dados da varredura *laser*, pois é visualmente evidente que a classificação dos pontos não representa a realidade em campo. Com o uso do algoritmo TA em muitas áreas é possível observar que o processo de classificação incluiu diversos pontos pertencentes à vegetação, principalmente, nas regiões com maior declividade.

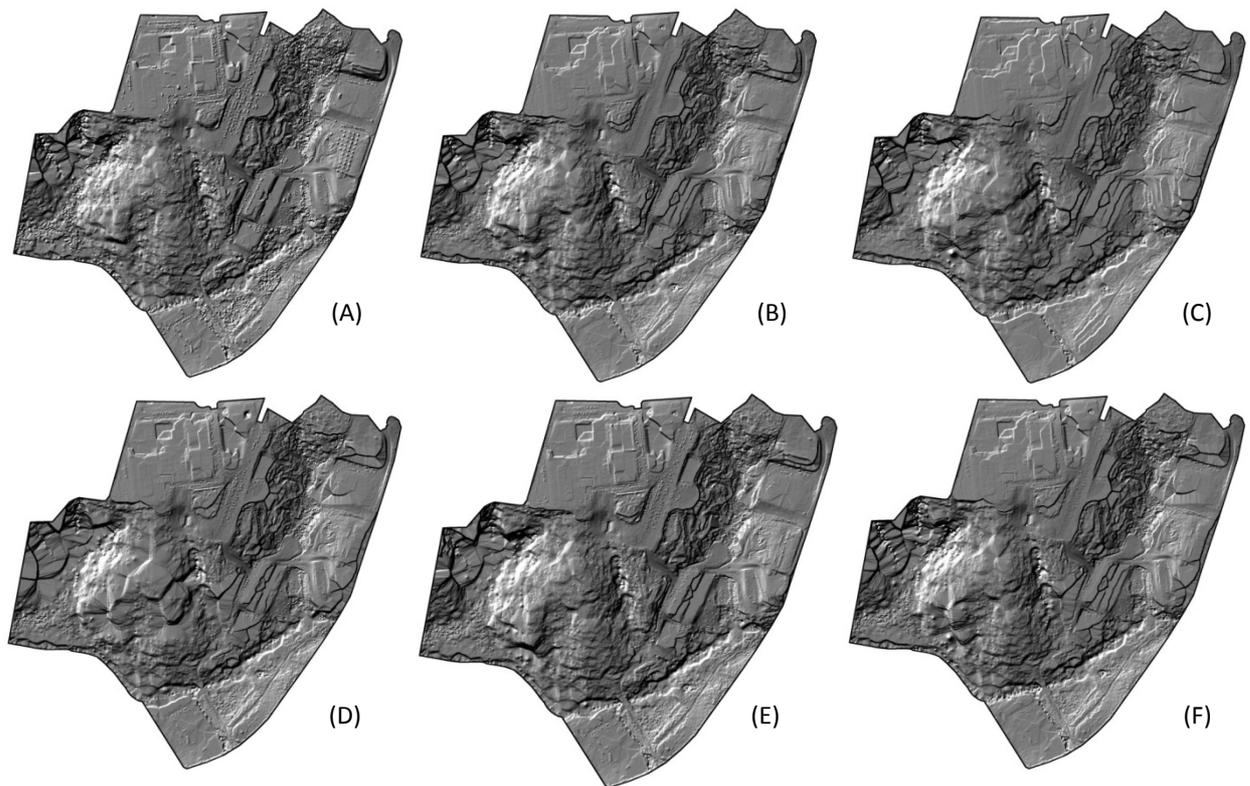


FIGURA 38 - HILLSHADE DOS MDTs OBTIDOS COM PONTOS CLASSIFICADOS COM O USO DO ALGORITMO DE INTERPOLAÇÃO POLINOMIAL (IP)

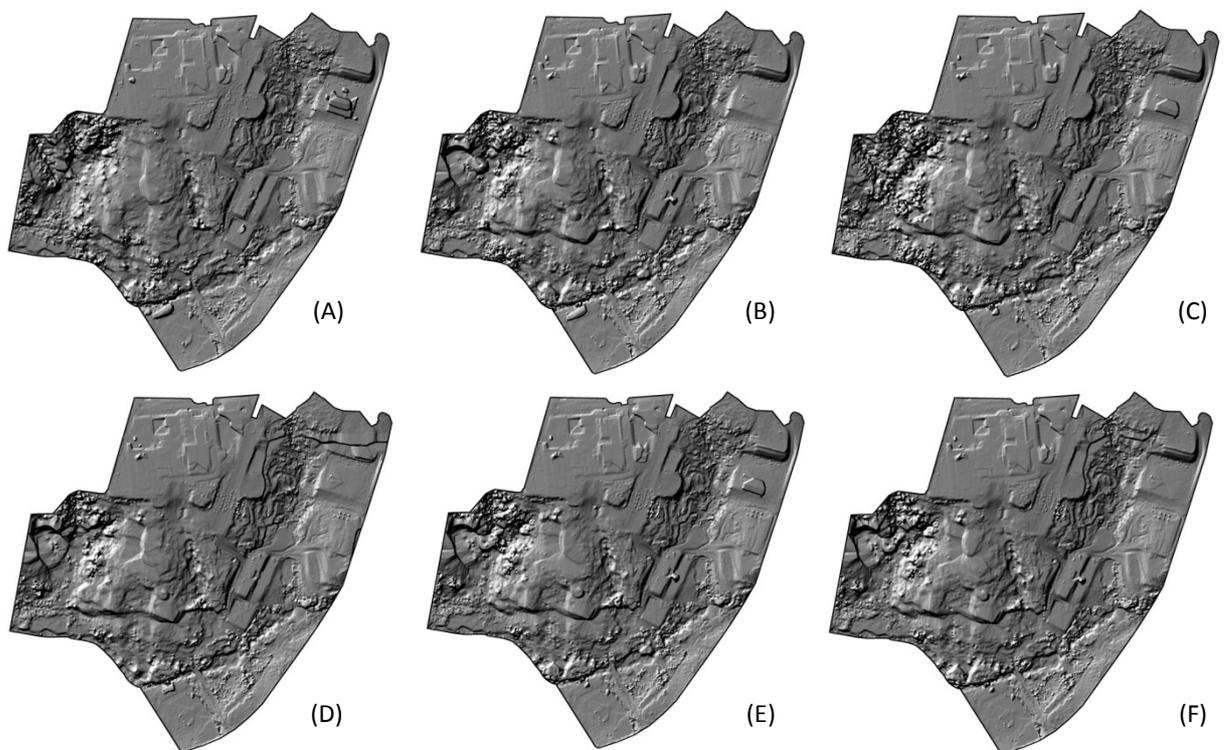


FIGURA 39 - HILLSHADE DOS MDTs OBTIDOS COM PONTOS CLASSIFICADOS COM O USO DO ALGORITMO DE TIN ADAPTADO (TA)

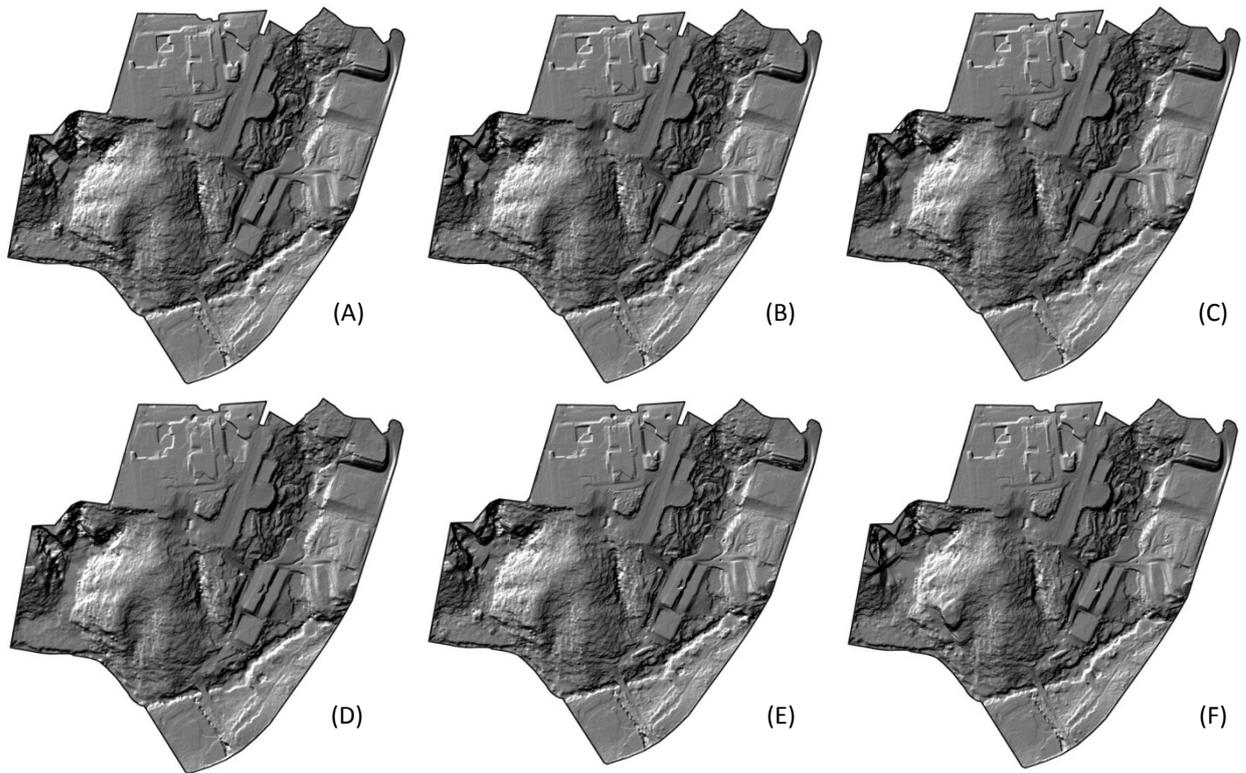


FIGURA 40 - HILLSHADE DOS MDTs OBTIDOS COM PONTOS CLASSIFICADOS COM O USO DO SOFTWARE TERRASCAN (TS)

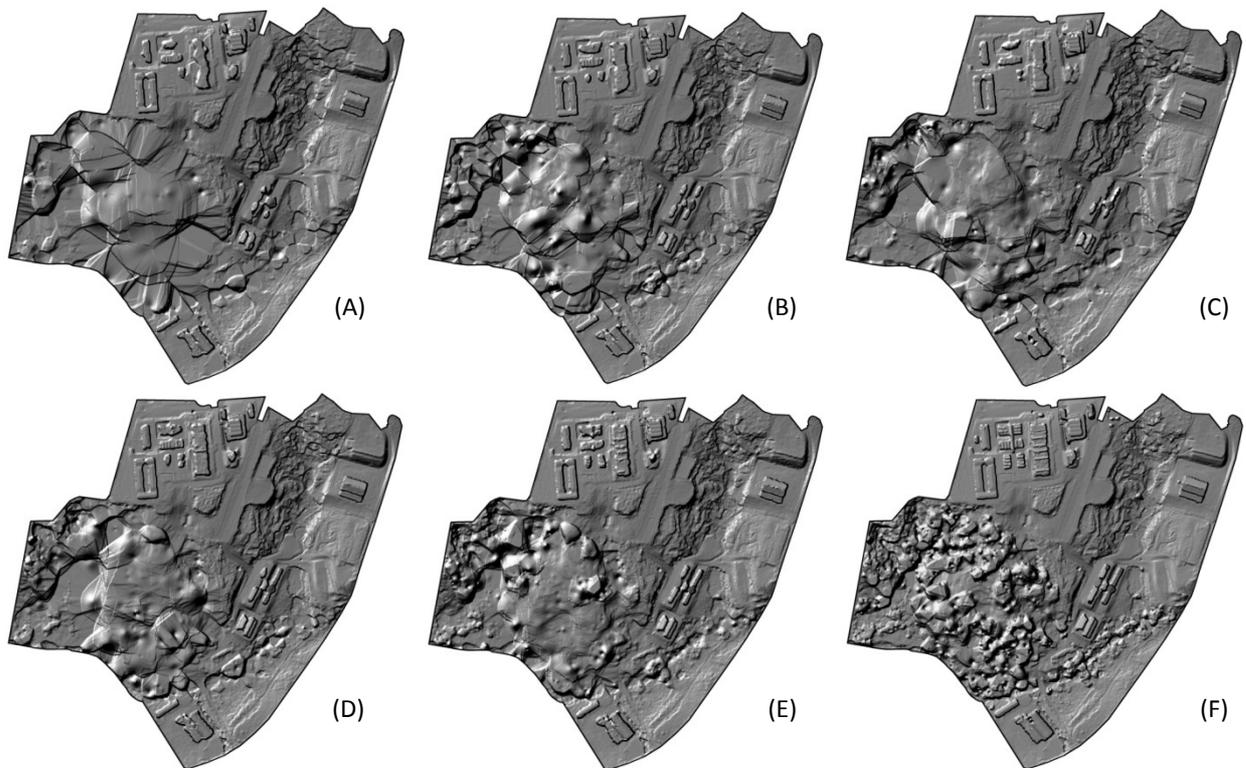


FIGURA 41 - HILLSHADE DOS MDTs OBTIDOS COM PONTOS CLASSIFICADOS COM O USO DO ALGORITMO DE APROXIMAÇÕES SUCESSIVAS (AS)

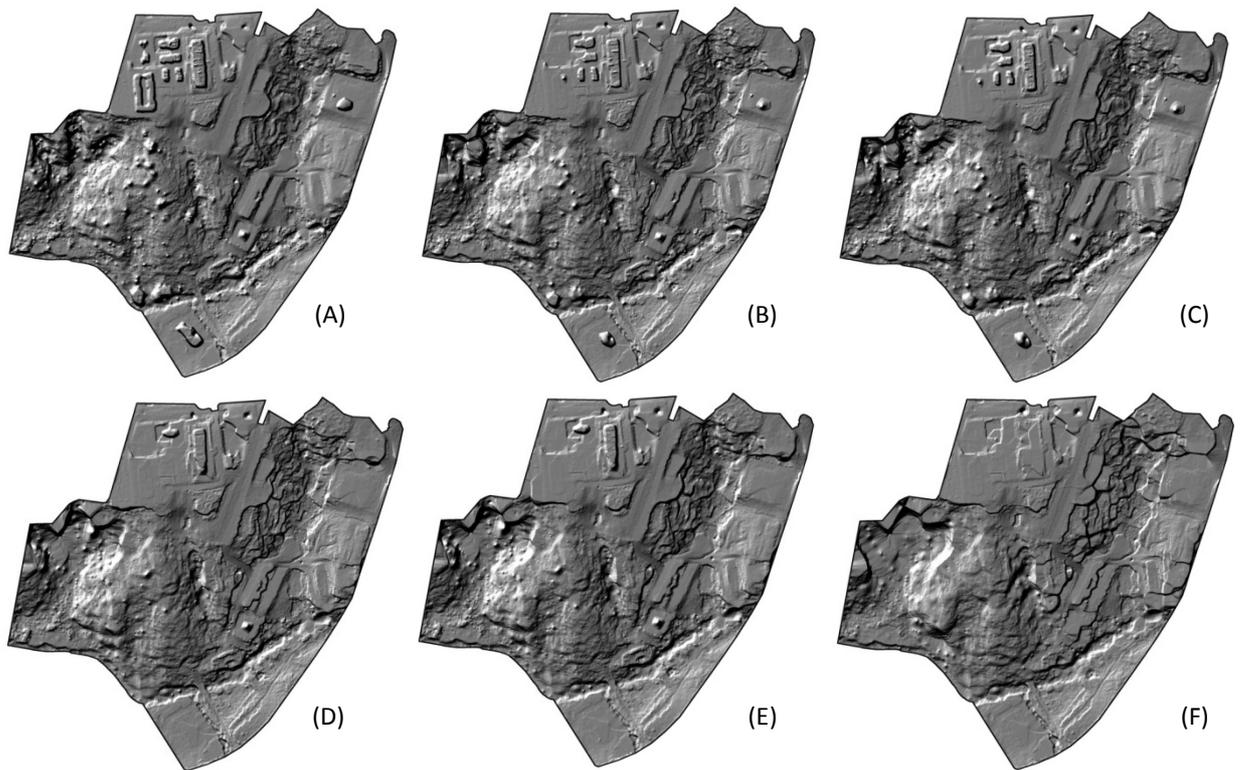


FIGURA 42 - HILLSHADE DOS MDTs OBTIDOS COM PONTOS CLASSIFICADOS COM O USO DO ALGORITMO DE LIMITE DE ELEVAÇÕES (LE)

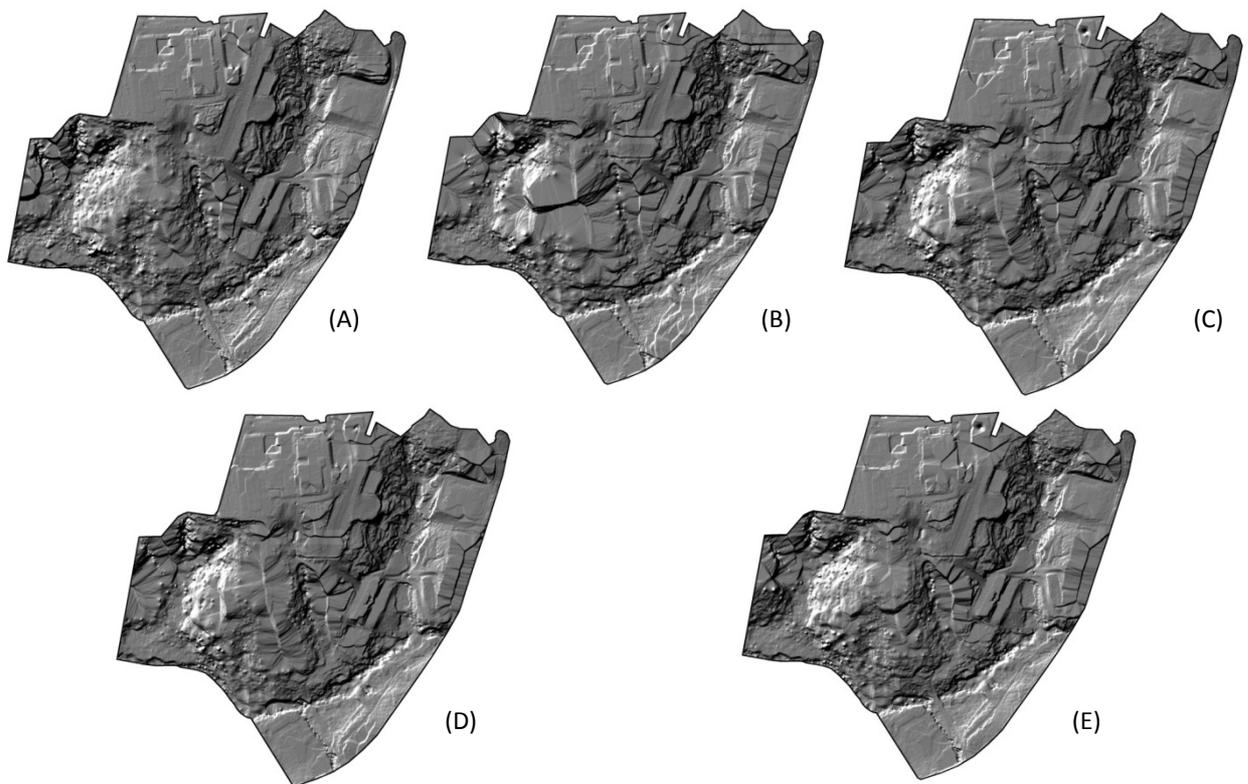


FIGURA 43 - HILLSHADE DOS MDTs OBTIDOS COM PONTOS CLASSIFICADOS COM O USO DO ALGORITMO DE MORFOLÓGICO PROGRESSIVO (MP)

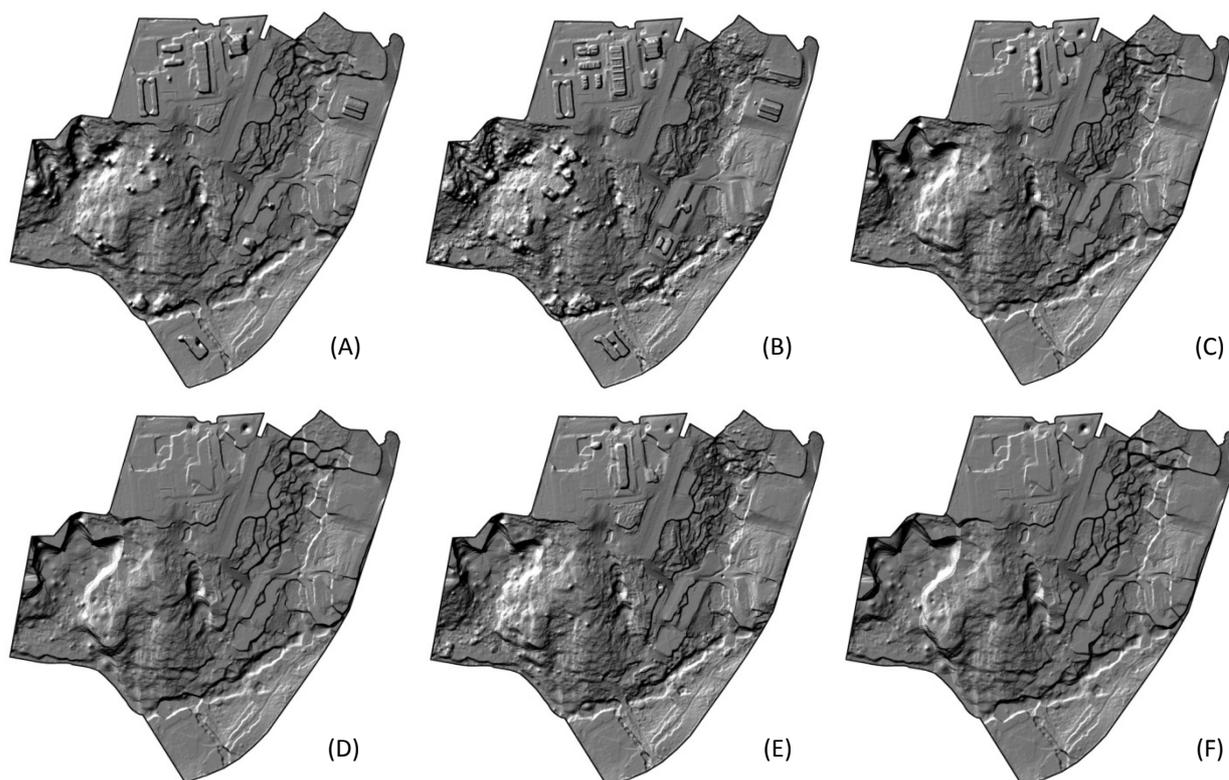


FIGURA 44 - HILLSHADE DOS MDTs OBTIDOS COM PONTOS CLASSIFICADOS COM O USO DO ALGORITMO DE DECLIVIDADE MÁXIMA (DM)

Observou-se que as áreas com alta irregularidade do terreno apresentaram uma baixa quantidade de pontos classificados como pertencentes ao terreno, comprometendo assim a qualidade dos modelos digitais. Isto foi observado principalmente na região com maior irregularidade na superfície do terreno (oeste), a qual apresenta grande variação nos diferentes algoritmos e em suas diferentes configurações.

Dentre os diversos indicadores elaborados para avaliação dos resultados, o erro quadrático médio entre cada um dos MDT obtido no processamento dos dados da varredura *laser* e o MDT obtido a partir do levantamento topográfico, pode ser considerado o principal indicador para a avaliação da qualidade das diferentes metodologias.

Na Tabela 22 são apresentados os valores de erro para cada um dos algoritmos utilizados. Observou-se que o erro padrão médio para toda a área de estudo apresentou uma variação de 0,48 a 4,49 m. O método AS foi o que apresentou maior erro entre as metodologias utilizadas, tanto para as áreas com cobertura florestal, onde variou de 2,97 a 4,49 m para a área total, quanto para as áreas com presença de florestas, onde variou de 3,46 a 6,20 m.

Dentre diversos procedimentos utilizados, o uso do aplicativo comercial *TerraScan* (TS) foi o que apresentou os melhores resultados tanto para a área total ($S_{\bar{x}} = 0,48$ m) como para área de floresta ($S_{\bar{x}} = 0,53$ m). Entretanto, outros algoritmos utilizados também apresentaram resultados interessantes para a classificação dos pontos da varredura *laser*

nas áreas florestais, como por exemplo, o algoritmo de Interpolação Polinomial (IP) com um erro padrão de 0,65 m (FIGURA 45).

TABELA 22 - ERRO PADRÃO PARA AS DIFERENTES ELABORAÇÕES REALIZADAS EM RELAÇÃO AO MDT OBTIDOS COM OS DADOS DE LEVANTAMENTO TOPOGRÁFICO

| Algoritmo | Tipo de configuração do algoritmo | Área Total | Classe de uso do solo | | | | |
|-----------|-----------------------------------|------------|-------------------------------------|--------------|--------------------|---------------------------------|--------------|
| | | | Estacionamento, Estradas e Calçadas | Solo exposto | Vegetação herbácea | Áreas com cobertura de floresta | Outras áreas |
| IP | A | 0,61 | 0,32 | 0,41 | 0,57 | 0,73 | 0,76 |
| | B | 0,71 | 0,34 | 0,79 | 0,59 | 1,24 | 0,65 |
| | C | 1,18 | 0,44 | 1,10 | 0,79 | 1,58 | 0,73 |
| | D | 1,37 | 0,42 | 1,16 | 0,81 | 1,92 | 0,72 |
| | E | 0,80 | 0,31 | 0,56 | 0,51 | 1,11 | 0,62 |
| | F | 1,10 | 0,41 | 1,22 | 0,80 | 1,39 | 0,74 |
| TA | A | 1,84 | 0,39 | 0,51 | 0,66 | 2,57 | 2,61 |
| | B | 1,79 | 0,36 | 0,52 | 0,68 | 2,72 | 1,10 |
| | C | 2,22 | 0,36 | 0,55 | 0,69 | 3,40 | 1,39 |
| | D | 1,45 | 0,36 | 0,84 | 0,77 | 2,11 | 0,88 |
| | E | 1,77 | 0,34 | 0,50 | 0,62 | 2,66 | 1,37 |
| | F | 1,60 | 0,35 | 0,50 | 0,64 | 2,43 | 0,67 |
| TS | A | 0,58 | 0,29 | 0,43 | 0,44 | 0,73 | 0,64 |
| | B | 0,48 | 0,29 | 0,43 | 0,42 | 0,53 | 0,63 |
| | C | 0,56 | 0,27 | 0,44 | 0,42 | 0,69 | 0,63 |
| | D | 0,66 | 0,28 | 0,43 | 0,41 | 0,91 | 0,59 |
| | E | 0,58 | 0,29 | 0,46 | 0,45 | 0,73 | 0,64 |
| | F | 0,66 | 0,29 | 0,43 | 0,44 | 0,88 | 0,63 |
| AS | A | 3,48 | 0,28 | 0,50 | 0,61 | 4,51 | 6,74 |
| | B | 3,40 | 0,29 | 0,45 | 0,58 | 4,25 | 7,04 |
| | C | 2,97 | 0,27 | 0,46 | 0,53 | 3,56 | 6,55 |
| | D | 3,50 | 0,28 | 0,53 | 0,56 | 4,42 | 7,16 |
| | E | 3,26 | 0,29 | 0,46 | 0,63 | 3,96 | 7,00 |
| | F | 4,49 | 0,35 | 0,63 | 0,72 | 6,20 | 7,43 |
| LE | A | 1,24 | 0,29 | 0,48 | 0,47 | 1,51 | 2,46 |
| | B | 1,09 | 0,30 | 0,68 | 0,55 | 1,39 | 1,72 |
| | C | 1,07 | 0,30 | 0,68 | 0,52 | 1,39 | 1,63 |
| | D | 1,09 | 0,30 | 0,91 | 0,66 | 1,44 | 1,18 |
| | E | 1,06 | 0,33 | 0,88 | 0,65 | 1,41 | 1,16 |
| | F | 1,37 | 0,33 | 1,38 | 0,97 | 1,82 | 0,62 |

(Continua...)

TABELA 22 - ERRO PADRÃO PARA AS DIFERENTES ELABORAÇÕES REALIZADAS EM RELAÇÃO AO MDT OBTIDOS COM OS DADOS DE LEVANTAMENTO TOPOGRÁFICO (CONTINUAÇÃO)

| Algoritmo | Tipo de configuração do algoritmo | Área Total | Classe de uso do solo | | | | |
|-----------|-----------------------------------|------------|-------------------------------------|--------------|--------------------|---------------------------------|--------------|
| | | | Estacionamento, Estradas e Calçadas | Solo exposto | Vegetação herbácea | Áreas com cobertura de floresta | Outras áreas |
| MP | A | 0,99 | 0,29 | 0,87 | 0,62 | 1,34 | 0,76 |
| | B | 2,27 | 0,32 | 1,59 | 1,10 | 3,33 | 1,00 |
| | C | 1,72 | 0,31 | 1,68 | 1,17 | 2,29 | 1,03 |
| | D | 1,68 | 0,31 | 1,60 | 1,07 | 2,28 | 1,02 |
| | E | 1,26 | 0,35 | 1,52 | 1,17 | 1,43 | 0,84 |
| DM | A | 1,80 | 0,29 | 0,80 | 0,72 | 1,67 | 4,66 |
| | B | 2,33 | 0,30 | 0,47 | 0,53 | 2,44 | 5,87 |
| | C | 1,26 | 0,31 | 0,99 | 0,74 | 1,25 | 2,79 |
| | D | 1,30 | 0,41 | 1,19 | 1,01 | 1,70 | 0,62 |
| | E | 1,00 | 0,30 | 0,92 | 0,67 | 1,27 | 1,12 |
| | F | 1,44 | 0,47 | 1,32 | 1,04 | 1,93 | 0,61 |

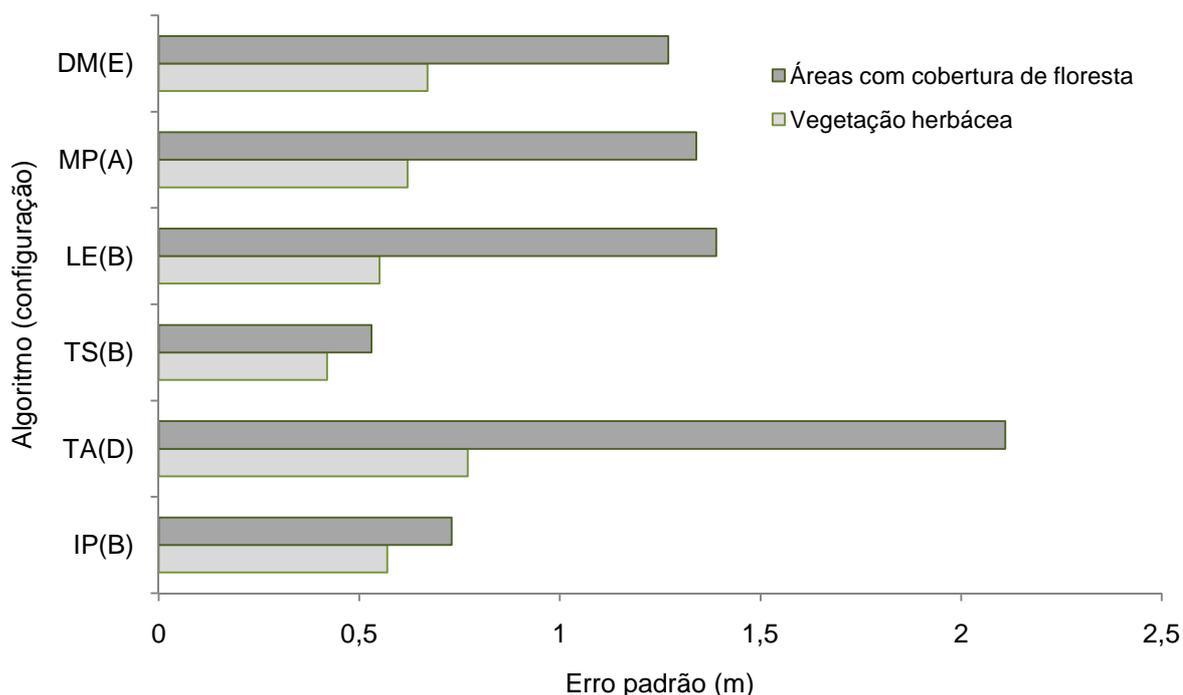


FIGURA 45 - VARIAÇÃO DO ERRO PADRÃO NAS ÁREAS DE COBERTURA VEGETAL PARA AS CONFIGURAÇÕES DOS ALGORITMOS COM MELHOR DESEMPENHO

De forma geral, conforme se pode observar na Figura 46, as áreas com menor presença de objetos sobre a superfície (por exemplo: estacionamento, estradas e calçadas) apresentaram um erro bastante inferior às demais áreas. Entre as categorias de uso do solo

avaliadas, as áreas com presença de cobertura florestal foram as categorias de uso do solo em que se encontraram os maiores erros.

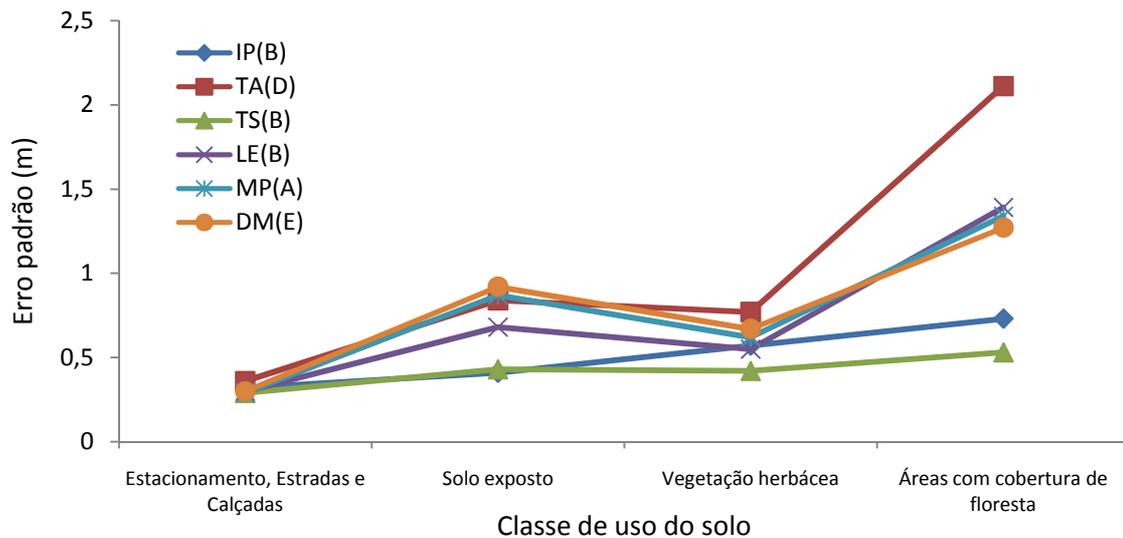


FIGURA 46 - VARIAÇÃO DO ERRO PADRÃO NAS DIFERENTES CATEGORIAS DE USO DO SOLO PARA AS CONFIGURAÇÕES DOS ALGORITMOS COM MELHOR DESEMPENHO

Com base nos resultados foi elaborada a Tabela 23, em que foi classificada a potencialidade dos algoritmos avaliados na remoção dos diferentes atributos presentes na área de estudo. A classificação dos algoritmos foi baseada em uma análise visual nos erros de cada uma de suas variações.

TABELA 23 - POTENCIALIDADE DOS ALGORITMOS DE CLASSIFICAÇÃO DE DADOS LIDAR PARA A IDENTIFICAÇÃO DE PONTOS PERTENCENTES AO TERRENO NA ÁREA DE ESTUDO

| Tipo de feições removidas | Algoritmo de classificação | | | | | | |
|---------------------------|----------------------------|----|----|----|----|----|----|
| | IP | TA | TS | AS | LE | PM | DM |
| Automóveis | | | | | | | |
| Casas e edifícios | | | | | | | |
| Árvores isoladas | | | | | | | |
| Vegetação herbácea | | | | | | | |
| Floresta | | | | | | | |

Bom
 Aceitável
 Ruim

Contudo, cabe ressaltar, que muitas vezes um algoritmo com uma determinada configuração não responde de forma satisfatória a todas as classes de uso do solo, e muitas vezes para obtenção de resultados satisfatórios se faz necessário a estratificação da área de estudo, de forma a aplicar diferentes configurações do mesmo algoritmo em diferentes estratos. Entretanto, este procedimento é de difícil realização e com um significativo aumento do tempo de processamento dos dados, e ainda possibilita a geração de erros nas regiões limites dos diferentes estratos.

4.4 RECONHECIMENTO DA LOCALIZAÇÃO DE ÁRVORES INDIVIDUAIS

4.4.1 Brasil

O uso do filtro de local máxima possibilitou a identificação automática bastante variada de indivíduos. Na Tabela 24, pode-se observar que, tanto a resolução do MDVn como os valores de sigma utilizados na etapa de suavização da imagem, geram uma grande variação no número final de árvores identificadas.

Visualmente, a utilização do MDVn com uma resolução de 0,25 m mostrou-se bastante ineficiente gerando muitas comissões durante a identificação das árvores. Já o MDVn, com resolução de 0,50 m demonstrou ser mais adequado e com resultados visualmente melhores.

Entre os diferentes valores de sigma utilizados no MDVn com 0,50 m, o de 0,6 foi o que demonstrou ser o mais eficiente e com resultados mais coerentes, visualmente. Entretanto, o uso de local máxima apresentou diversos erros de comissão, principalmente nas árvores de araucária, o que se deve exclusivamente pelas características da metodologia e as copas dessa espécie.

TABELA 24 - NÚMERO DE ÁRVORES LOCALIZADAS COM O USO DO ALGORITMO DE LOCAIS MÁXIMAS NA ÁREA DE ESTUDO LOCALIZADA NO BRASIL

| Valor de sigma | MDVn (0,25 m) | MDVn (0,50 m) |
|----------------|------------------|------------------|
| 0,4 | 47.538 | 12.006 |
| 0,6 | 23.435 | 5.648 |
| 0,8 | 13.313 | 3.913 |
| 1,0 | 8.821 | 3.037 |
| 1,2 | 6.548 | 2.409 |

A metodologia em que se utilizou a análise morfológica o MDVn com uma resolução maior mostrou melhores resultados visualmente. Dentre as duas metodologias aplicadas à área de estudo localizada no Brasil, visualmente, a análise morfológica demonstrou um maior potencial de aplicação.

TABELA 25 - NÚMERO DE ÁRVORES LOCALIZADAS COM O USO DA ANÁLISE MORFOLÓGICA NA ÁREA DE ESTUDO LOCALIZADA NO BRASIL

| Elemento estruturante | MDVn (0,25 m) | MDVn (0,50 m) |
|-----------------------|---------------|---------------|
| Quadrado 3 x 3 | 2.848 | 4.848 |

Na Figura 47 pode se observar o melhor resultado da localização automática das árvores no Capão da Engenharia Florestal obtido com o uso do algoritmo de locais máxima utilizando o MDVn com uma resolução de 0,50 m e um filtro de suavização com um sigma de 0,6. Na Figura 48 se observa o resultado da aplicação das técnicas de análise morfológica (*TopHat*) para a identificação da localização de árvores individuais.



FIGURA 47 - RESULTADO DO USO DE LOCAIS DE MÁXIMA NO RECONHECIMENTO DOS INDIVÍDUOS ARBÓREOS NA ÁREA DE ESTUDO LOCALIZADA NO BRASIL (MDVn COM 0,5 M E 0,6 DE SIGMA)

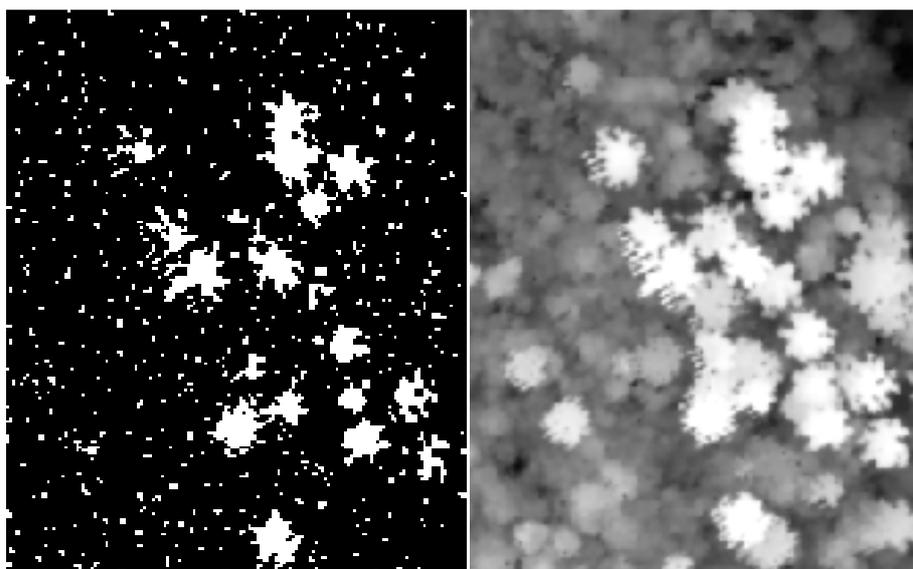


FIGURA 48 - EXEMPLO DA IMAGEM TOPHAT OBTIDA COM A ANÁLISE MORFOLÓGICA NO RECONHECIMENTO DOS INDIVÍDUOS ARBÓREOS NA ÁREA DE ESTUDO LOCALIZADA NO BRASIL

4.4.2 Estados Unidos

Da mesma forma que ocorrido na área de estudo localizada no Brasil, o uso do filtro de local máxima possibilitou a identificação automática bastante variada do número de indivíduos nas diferentes configurações utilizadas. Na Tabela 26, pode-se observar que os valores de sigma utilizados na etapa de suavização da imagem geram uma grande variação no número final de árvores identificadas.

Entre os diferentes valores de sigma utilizados, o de 0,8 demonstrou ser mais eficiente e com resultados mais coerentes, visualmente. Nas áreas florestais dos Estados Unidos, o uso de local máxima apresentou grande eficiência visualmente; e isso se deve principalmente ao fato de que a maior parte das espécies presentes nestas áreas são coníferas.

TABELA 26 - NÚMERO DE ÁRVORES LOCALIZADAS COM O USO DO ALGORITMO DE LOCAIS MÁXIMAS NAS QUATRO ÁREAS DE ESTUDO NOS ESTADOS UNIDOS

| Valor de sigma aplicado na suavização da imagem | Área 1 | Área 2 | Área 3 | Área 4 |
|---|------------|------------|------------|--------------|
| 0,4 | 1.974 | 1.466 | 1.614 | 2.126 |
| 0,6 | 1.231 | 989 | 1.018 | 1.510 |
| 0,8 | 823 | 711 | 694 | 1.128 |
| 1,0 | 616 | 556 | 528 | 877 |
| 1,2 | 488 | 467 | 437 | 706 |

Na metodologia em que se utilizou a análise morfológica obteve-se uma ligeira redução no reconhecimento das árvores individuais quando analisada comparativamente com os valores obtidos com o uso de local máxima (TABELA 27). Dentre as duas metodologias aplicadas à área de estudo localizada nos Estados Unidos, visualmente o uso de local máxima demonstrou uma maior precisão.

TABELA 27 - NÚMERO DE ÁRVORES LOCALIZADAS COM O USO DA ANÁLISE MORFOLÓGICA NAS QUATRO ÁREAS DE ESTUDO NOS ESTADOS UNIDOS

| Elemento estruturante | Área 1 | Área 2 | Área 3 | Área 4 |
|-----------------------|--------|--------|--------|--------|
| Quadrado 3 x 3 | 806 | 597 | 608 | 1089 |

Na identificação visual com o uso de fotografias aéreas, o número de indivíduos identificados é bastante inferior àqueles identificados com o uso dos dados LiDAR. Com as fotografias aéreas, nas áreas 1, 2, 3 e 4 foram encontradas respectivamente 273, 302, 251 e 385 árvores, representando 34, 50, 41 e 35 % do total de árvores identificadas com o uso da análise morfológica.

Na Figura 49 pode se observar o resultado obtido com a utilização de locais maxima nas quatro áreas estudadas nos Estados Unidos. Na Figura 50 se observa o resultado da utilização da análise morfológica, para a área de estudo 3, na identificação automática da localização de árvores individuais.

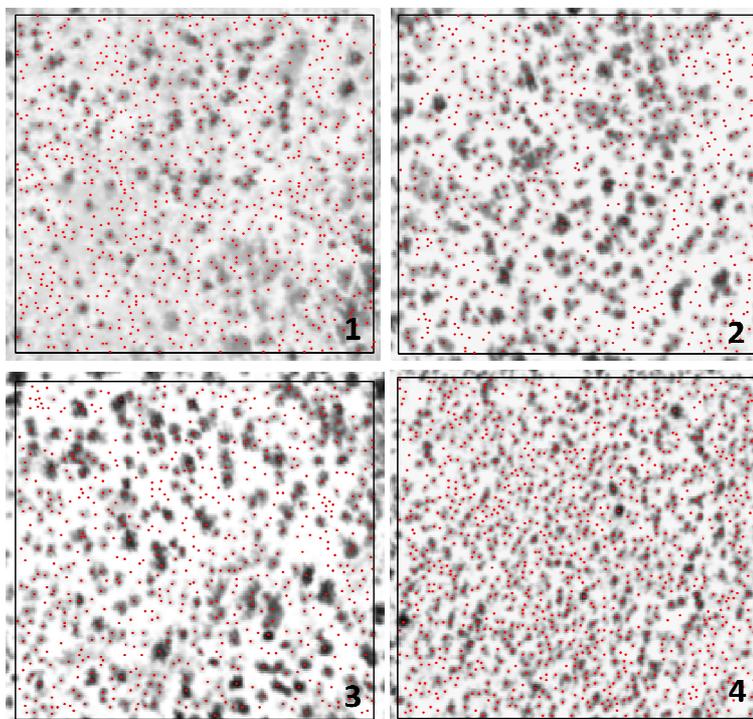


FIGURA 49 - RESULTADOS DA IDENTIFICAÇÃO AUTOMÁTICA COM O USO DE LM NAS QUATRO ÁREAS DE ESTUDO LOCALIZADAS NOS ESTADOS UNIDOS (PONTOS EM VERMELHO - ÁRVORES IDENTIFICADAS)

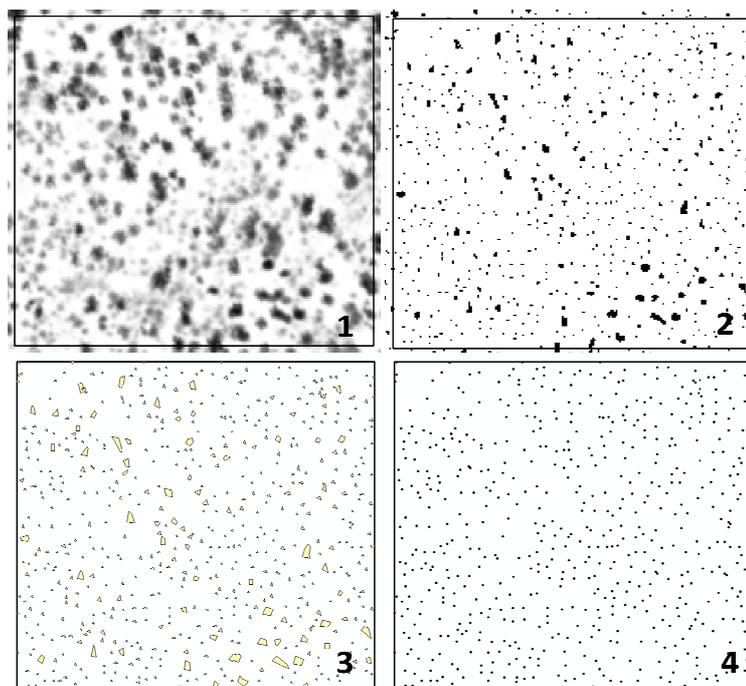


FIGURA 50 - PROCEDIMENTOS E RESULTADOS OBTIDOS COM O USO DA ANÁLISE MORFOLÓGICA NA ÁREA (3), SENDO: (1) MDVn; (2) RESULTADO DO FILTRO TOPHAT; (3) CONVERSÃO DO RASTER TOPHAT EM VETOR E (4) LOCALIZAÇÃO DAS ÁRVORES

4.5 ESTIMATIVA DE ALTURAS

4.5.1 Árvores de araucária

As estimativas obtidas das alturas das árvores individuais de araucária com o uso do hipsômetro variaram de 12,60 a 24,90 m com altura média de 18,72 m, um desvio padrão de 2,48 e um coeficiente de variação de 13,24. Já as estimativas obtidas com os dados da varredura *laser* apresentaram um intervalo de variação ligeiramente maior quando comparados aos obtidos com o uso do hipsômetro, variando de 12,22 a 25,18 m com uma altura média de 19,14 m, um desvio padrão de 2,62 e um coeficiente de variação de 13,68 (TABELA 28).

TABELA 28 - ESTATÍSTICAS DESCRITIVAS DAS ALTURAS OBTIDAS COM O USO DO HIPSÔMETRO E DADOS LIDAR PARA AS ÁRVORES DE ARAUCÁRIA

| | Nº de árvores | Altura mínima (m) | Altura máxima (m) | Altura média (m) | Desvio padrão |
|--------------------------|---------------|-------------------|-------------------|------------------|---------------|
| ht_{LiDAR} | 132 | 12,22 | 25,18 | 19,14 | 2,62 |
| $ht_{\text{hipsômetro}}$ | 132 | 12,60 | 24,9 | 18,72 | 2,48 |
| Diferença | -- | -0.38 | 0,28 | 0,42 | -- |

O teste Qui-quadrado (χ^2) aplicado as estimativas das alturas obtidas dos dados LIDAR em relação as obtidas pelo hipsômetro ($\chi^2=6,62$, $gl=131$), demonstrou não haver

diferença significativa entre os valores para a probabilidade de 0,05. A relação entre as duas estimativas das alturas (hipsômetro e LiDAR) propiciaram um coeficiente de correlação $r = 0,95$ e um erro padrão ($S_{\bar{x}}$) de 0,91 m.

A análise dos desvios das estimativas, obtidas com os dados LiDAR, revelou que quanto menor a altura da árvore maior foi o desvio percentual das alturas obtidas com o LiDAR em relação às obtidas com o uso de hipsômetro.

Entretanto, estas diferenças se devem exclusivamente ao tamanho dos indivíduos avaliados, ou seja, o mesmo erro absoluto em árvores com alturas menores apresenta um percentual maior, pois o erro absoluto é distribuído de forma relativamente homogênea nas diferentes alturas (FIGURA 51).

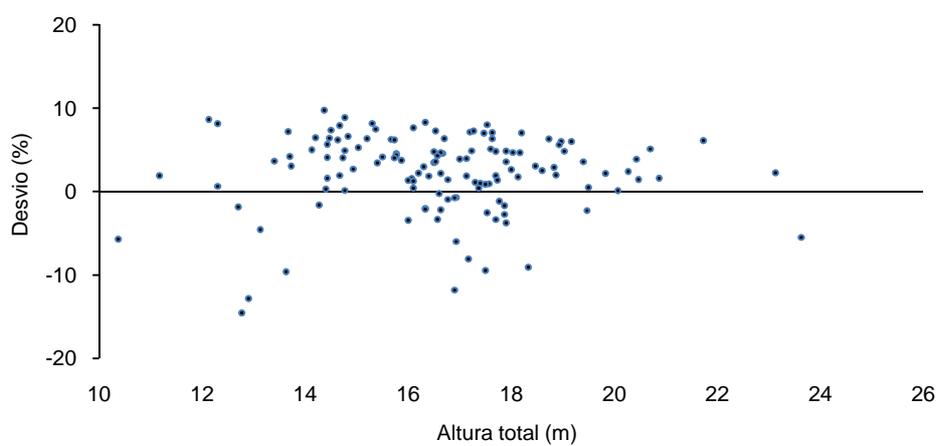


FIGURA 51 - DESVIOS ENTRE AS ESTIMATIVAS DAS ALTURAS DAS ÁRVORES DE ARAUCÁRIA OBTIDAS DOS DADOS LiDAR E COM O USO DO HIPSÔMETRO

Para os diferentes modelos hipsométricos elaborados com os diâmetros medidos em campo e as estimativas das alturas provenientes da varredura *laser* e do hipsômetro, todas as equações apresentaram um coeficiente de determinação ajustado superior nos modelos onde foram utilizadas as alturas estimadas com os dados LiDAR (TABELA 29).

TABELA 29 - RESULTADOS DOS AJUSTES HIPSOMÉTRICOS DAS ESTIMATIVAS DAS ALTURAS OBTIDAS COM O USO DO HIPSÔMETRO E DADOS LiDAR

| Modelo | Instrumento | $R^2_{aj}^{(1)}$ | $S_{yx}^{(2)}$ | $S_{yx}\%^{(3)}$ | QMR ⁽⁴⁾ | $b_0^{(5)}$ | $b_1^{(5)}$ | $b_2^{(5)}$ |
|--------|-------------|------------------|----------------|------------------|--------------------|-------------|-------------|-------------|
| 1 | Hipsômetro | 0,292 | 2,09 | 11,18 | 4,388 | 12,192 | 0,120 | -- |
| | LiDAR | 0,348 | 2,13 | 11,13 | 4,546 | 11,667 | 0,138 | -- |
| 2 | Hipsômetro | 0,302 | 4,33 | 23,12 | 4,363 | -5,811 | 6,179 | -- |
| | LiDAR | 0,357 | 4,45 | 23,24 | 4,484 | -9,087 | 7,108 | -- |
| 3 | Hipsômetro | 0,293 | 2,09 | 11,18 | 4,417 | 24,325 | -289,51 | -- |
| | LiDAR | 0,350 | 2,12 | 11,08 | 4,537 | 25,605 | -334,33 | -- |

(Continua...)

TABELA 29 - RESULTADOS DOS AJUSTES HIPSONÔMETRICOS DAS ESTIMATIVAS DAS ALTURAS OBTIDAS COM O USO DO HIPSONÔMETRO E DADOS LiDAR (CONTINUAÇÃO)

| Modelo | Instrumento | R^2_{aj} ⁽¹⁾ | S_{yx} ⁽²⁾ | $S_{yx}\%$ ⁽³⁾ | QMR ⁽⁴⁾ | b_0 ⁽⁵⁾ | b_1 ⁽⁵⁾ | b_2 ⁽⁵⁾ |
|--------|-------------|---------------------------|-------------------------|---------------------------|--------------------|----------------------|----------------------|----------------------|
| 4 | Hipsômetro | 0,302 | 2,08 | 11,11 | 4,397 | 9,502 | 0,225 | -0,001 |
| | LiDAR | 0,358 | 2,11 | 11,01 | 4,511 | 7,212 | 0,311 | -0,002 |
| 5 | Hipsômetro | 0,301 | 2,08 | 11,11 | 4,399 | -8,899 | 1,292 | 0,032 |
| | LiDAR | 0,357 | 2,11 | 11,02 | 4,518 | -4,040 | 1,187 | 0,031 |

⁽¹⁾ Coeficiente de determinação ajustado, ⁽²⁾ Erro-padrão residual, ⁽³⁾ Erro-padrão residual em percentual, ⁽⁴⁾ Quadrado médio do resíduo e ⁽⁵⁾ Coeficiente dos modelos ajustados

Nas Figuras 52 e 53 pode-se observar as curvas hipsométricas com base no modelo parabólico (4), o qual apresentou o melhor ajuste para os dados. Cabe ressaltar que os ajustes dos modelos hipsométricos não tiveram como objetivo a identificação de modelos para e estimativa das alturas, mas o confronto entre as medidas obtidas com o uso do hipsômetro e dos dados LiDAR.

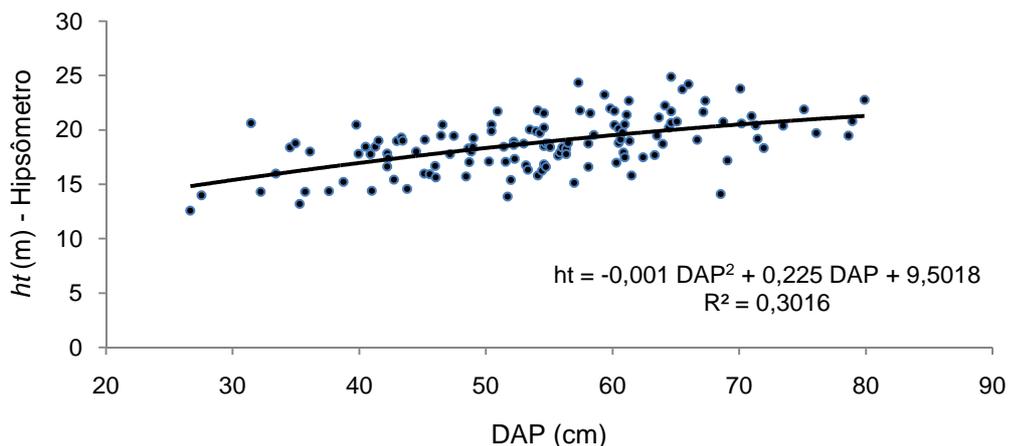


FIGURA 52 - CURVAS HIPSONÔMETRICAS DAS ÁRVORES DE ARAUCÁRIA OBTIDA COM O USO DE DADOS COLETADOS COM O HIPSONÔMETRO

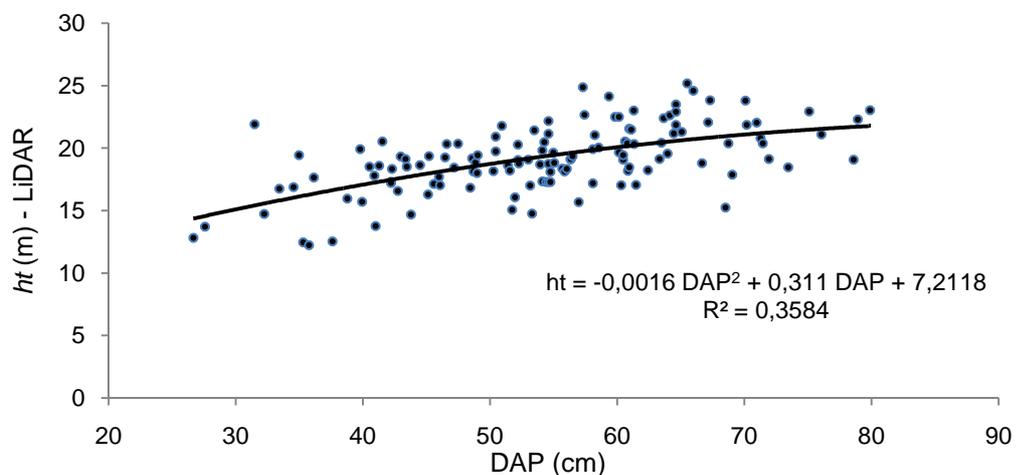


FIGURA 53 - CURVAS HIPSONÔMETRICAS DAS ÁRVORES DE ARAUCÁRIA OBTIDA COM O USO DAS ESTIMATIVAS DOS DADOS LiDAR

4.5.2 Árvores da parcela P50

4.5.2.1 Área total

Para as 278 árvores avaliadas, as estimativas obtidas das alturas (totais) com o uso do hipsômetro apresentaram uma variação de 4,41 a 20,70 m com altura média de 10,73 m, um desvio padrão de 2,78 e um coeficiente de variação de 25,91. Já as estimativas obtidas com os dados da varredura *laser* apresentaram uma variação de 5,23 a 21,23 m com altura média de 12,18 m, um desvio padrão de 3,11 e um coeficiente de variação de 25,53 (TABELA 30).

TABELA 30 - ESTATÍSTICAS DESCRITIVAS DAS ALTURAS OBTIDAS COM O USO DO HIPSÔMETRO E DADOS LIDAR PARA TODAS AS ÁRVORES DA PARCELA P50

| | Nº de árvores | Altura mínima (m) | Altura máxima (m) | Altura média (m) | Desvio padrão |
|--------------------------|---------------|-------------------|-------------------|------------------|---------------|
| ht_{LiDAR} | 278 | 5,23 | 21,23 | 12,18 | 3,11 |
| $ht_{\text{hipsômetro}}$ | 278 | 4,41 | 20,70 | 10,73 | 2,78 |
| Diferença | -- | 0,82 | 1,29 | 1,45 | -- |

O teste Qui-quadrado (χ^2) aplicado as estimativas das alturas obtidas dos dados LiDAR em relação as obtidas pelo hipsômetro ($\chi^2=277,19$; $gl=277$), demonstrou haver diferença significativa entre os valores para a probabilidade de 0,01 com um erro padrão ($S_{\bar{x}}$) de 3,01 m (28,02 %).

A análise dos desvios das estimativas, demonstrou que a altura obtida a partir dos dados LiDAR foi superestimada em relação a altura dos levantamentos de campo, sendo esta situação mais intensa nos estratos inferiores, ou seja, nas árvores com menores alturas (FIGURA 54).

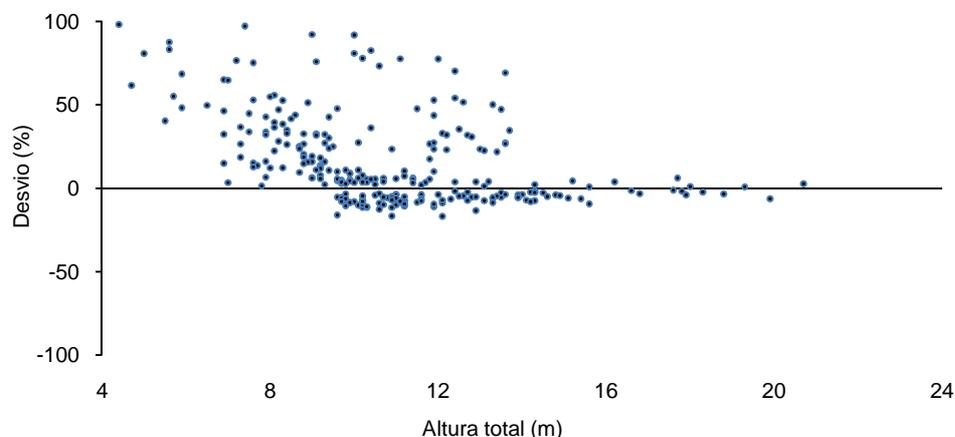


FIGURA 54 - DESVIOS ENTRE AS ESTIMATIVAS OBTIDAS DOS DADOS LiDAR E COM USO DO HIPSÔMETRO PARA TODAS AS ÁRVORES DA PARCELA P50

4.5.2.2 Estrato superior

As estimativas obtidas das alturas (totais), no estrato superior, com o uso do hipsômetro apresentaram uma variação de 14,00 a 20,70 m com altura média de 16,16 m, um desvio padrão de 0,36 e um coeficiente de variação de 2,23. Já as estimativas obtidas com os dados da varredura *laser* apresentaram uma variação de 13,05 a 21,23 m com altura média de 15,79 m, um desvio padrão de 0,40 e um coeficiente de variação de 2,53 (TABELA 31).

TABELA 31 - ESTATÍSTICAS DESCRITIVAS DAS ALTURAS OBTIDAS COM O USO DO HIPSÔMETRO E DADOS LiDAR PARA AS ÁRVORES DO ESTRATO SUPERIOR

| | Nº de árvores | Altura mínima (m) | Altura máxima (m) | Altura média (m) | Desvio padrão |
|-------------------|---------------|-------------------|-------------------|------------------|---------------|
| ht_{LiDAR} | 30 | 13,05 | 21,23 | 15,79 | 0,40 |
| $ht_{hipsômetro}$ | 30 | 14,00 | 20,70 | 16,16 | 0,36 |
| Diferença | -- | -0,95 | 0,53 | -0,37 | -- |

O teste Qui-quadrado (χ^2) aplicado as estimativas das alturas obtidas dos dados LiDAR em relação as obtidas pelo hipsômetro ($\chi^2=0,9562$; $gl=29$), demonstrou não haver diferença significativa entre os valores para a probabilidade de 0,05 com um erro padrão ($S_{\bar{x}}$) de 0,7107 m (4,39 %).

Na Figura 55 é apresentada a análise dos desvios das estimativas, observando-se uma tendência de subestimativa das alturas obtidas a partir dos dados LiDAR em relação as alturas obtidas nos levantamentos de campo.

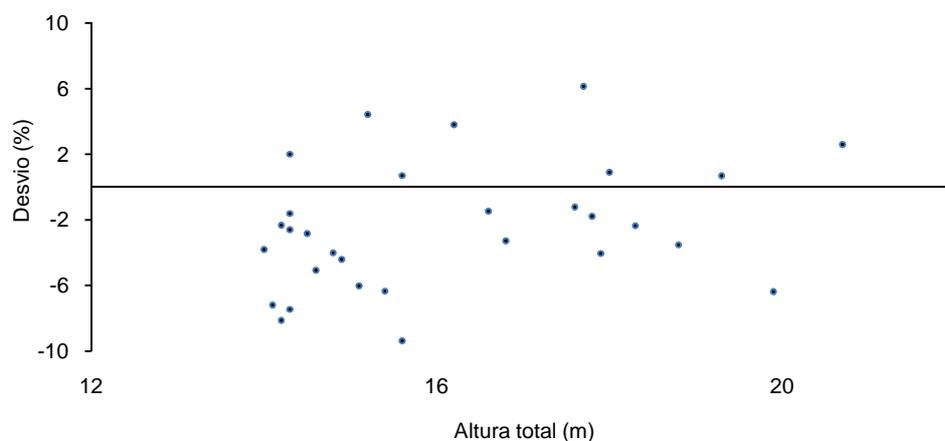


FIGURA 55 - DESVIOS ENTRE AS ESTIMATIVAS OBTIDAS DOS DADOS LiDAR E COM USO DO HIPSÔMETRO PARA AS ÁRVORES DO ESTRATO SUPERIOR

4.5.2.3 Estrato intermediário

As estimativas obtidas das alturas (totais), para as árvores do estrato intermediário, com o uso do hipsômetro apresentaram uma variação de 9,60 a 13,90 m com altura média de 11,33 m, um desvio padrão de 1,26 e um coeficiente de variação de 11,12. Já as estimativas obtidas com os dados da varredura *laser* apresentaram uma variação de 8,06 a 21,23 m com uma altura média de 12,26 m, um desvio padrão de 3,16 e um coeficiente de variação de 25,77 (TABELA 32).

TABELA 32 - ESTATÍSTICAS DESCRITIVAS DAS ALTURAS OBTIDAS COM O USO DO HIPSÔMETRO E DADOS LiDAR PARA AS ÁRVORES DO ESTRATO INTERMEDIÁRIO

| | Nº de árvores | Altura mínima (m) | Altura máxima (m) | Altura média (m) | Desvio padrão |
|-------------------|---------------|-------------------|-------------------|------------------|---------------|
| ht_{LiDAR} | 156 | 8,06 | 21,23 | 12,26 | 3,16 |
| $ht_{hipsômetro}$ | 156 | 9,60 | 13,90 | 11,33 | 1,26 |
| Diferença | -- | -1,54 | 7,33 | 0,93 | -- |

O teste Qui-quadrado (χ^2) aplicado as estimativas das alturas, no estrato intermediário, obtidas dos dados LiDAR em relação as obtidas pelo hipsômetro ($\chi^2=109,35$; $gl=155$), demonstrou não haver diferença significativa entre os valores para a probabilidade de 0,05 com um erro padrão ($S_{\bar{x}}$) de 2,85 m (11,33 %).

Na Figura 56 é apresentada a análise dos desvios das estimativas, observando-se uma tendência de superestimativa das alturas obtidas a partir dos dados LiDAR em relação as alturas obtidas nos levantamentos de campo.

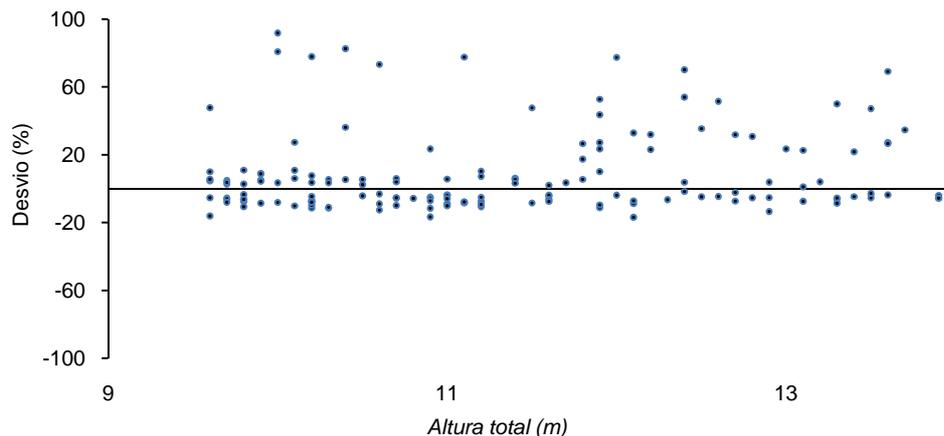


FIGURA 56 - DESVIOS ENTRE AS ESTIMATIVAS OBTIDAS DOS DADOS LiDAR E COM USO DO HIPSÔMETRO PARA TODAS AS ÁRVORES DO ESTRATO INTERMEDIÁRIO

Na análise dos desvios, no estrato intermediário, observou-se que um grupo de árvores apresentava maiores erros nas estimativas que a média dos demais indivíduos. Desta forma, esses indivíduos foram visualizados espacialmente, e verificou-se que os

indivíduos com maiores erros encontravam-se embaixo da copa de outras árvores, normalmente as araucárias.

Em uma análise mais detalhada do estrato intermediário, foram eliminados todos os indivíduos que estavam sobrepostos pela copa de outras árvores e analisados separadamente. As estimativas das alturas (totais), para estas árvores do estrato intermediário, com o uso do hipsômetro apresentaram uma variação de 9,60 a 13,90 m com altura média de 11,14 m, um desvio padrão de 1,22 e um coeficiente de variação de 10,95. Já as estimativas obtidas com os dados da varredura *laser* apresentaram uma variação de 8,06 a 13,73 m com uma altura média de 10,77 m, um desvio padrão de 1,29 e um coeficiente de variação de 11,98 (TABELA 33).

TABELA 33 - ESTATÍSTICAS DESCRITIVAS DAS ALTURAS OBTIDAS COM O USO DE HIPSÔMETRO E LIDAR PARA AS ÁRVORES DO ESTRATO INTERMEDIÁRIO (SEM AS ÁRVORES SOMBREADAS POR OUTRAS)

| | Nº de árvores | Altura mínima (m) | Altura máxima (m) | Altura média (m) | Desvio padrão |
|--------------------------|---------------|-------------------|-------------------|------------------|---------------|
| ht_{LiDAR} | 120 | 8,06 | 13,73 | 10,77 | 1,29 |
| $ht_{\text{hipsômetro}}$ | 120 | 9,60 | 13,90 | 11,14 | 1,22 |
| Diferença | -- | -1,54 | -0,17 | -0,37 | -- |

O teste Qui-quadrado (χ^2) aplicado as estimativas das alturas, no estrato intermediário, obtidas dos dados LiDAR em relação as obtidas pelo hipsômetro ($\chi^2=7,18$; gl=119), demonstrou não haver diferença significativa entre os valores para a probabilidade de 0,05 um erro padrão ($S_{\bar{x}}$) de 0,81 m (7,31 %).

Na Figura 57 é apresentada a análise dos desvios das estimativas, observando-se uma ligeira tendência de maiores erros nas árvores menores e uma variação dos desvios muito semelhante às encontradas no estrato superior.

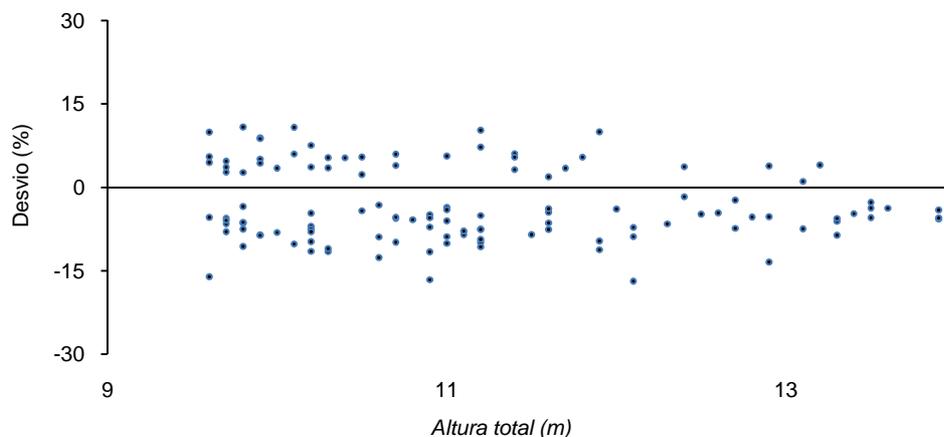


FIGURA 57 - DESVIOS ENTRE AS ESTIMATIVAS OBTIDAS DOS DADOS LiDAR E COM USO DO HIPSÔMETRO PARA AS ÁRVORES DO ESTRATO INTERMEDIÁRIO (SEM AS ÁRVORES SOMBREADAS POR OUTRAS)

4.5.2.4 Estrato inferior

As estimativas obtidas das alturas (totais), para as árvores do estrato inferior, com o uso do hipsômetro apresentaram uma variação de 4,40 a 9,50 m com altura média de 7,96 m, um desvio padrão de 1,24 e um coeficiente de variação de 15,58. Já as estimativas obtidas com os dados da varredura *laser* apresentaram uma variação de 7,23 a 18,23 m com altura média de 10,96 m, um desvio padrão de 2,09 e um coeficiente de variação de 19,06 (TABELA 34).

TABELA 34 - ESTATÍSTICAS DESCRITIVAS DAS ALTURAS OBTIDAS COM O USO DO HIPSÔMETRO E DADOS LiDAR PARA AS ÁRVORES DO ESTRATO INFERIOR

| | Nº de árvores | Altura mínima (m) | Altura máxima (m) | Altura média (m) | Desvio padrão |
|-------------------|---------------|-------------------|-------------------|------------------|---------------|
| ht_{LiDAR} | 92 | 7,23 | 18,23 | 10,96 | 2,09 |
| $ht_{hipsômetro}$ | 92 | 4,40 | 9,50 | 7,96 | 1,24 |
| Diferença | -- | 2,83 | 8,73 | 3,00 | -- |

O teste Qui-quadrado (χ^2) aplicado as estimativas das alturas, no estrato inferior, obtidas dos dados LiDAR em relação as obtidas pelo hipsômetro ($\chi^2=166,87$; $gl=91$), demonstrou haver diferença significativa entre os valores para a probabilidade de 0,05 com um erro padrão ($S_{\bar{x}}$) de 3,65 m (45,92 %).

Na Figura 58 é apresentada a análise dos desvios das estimativas, observando-se uma superestimativa da altura para todos os indivíduos arbóreos.

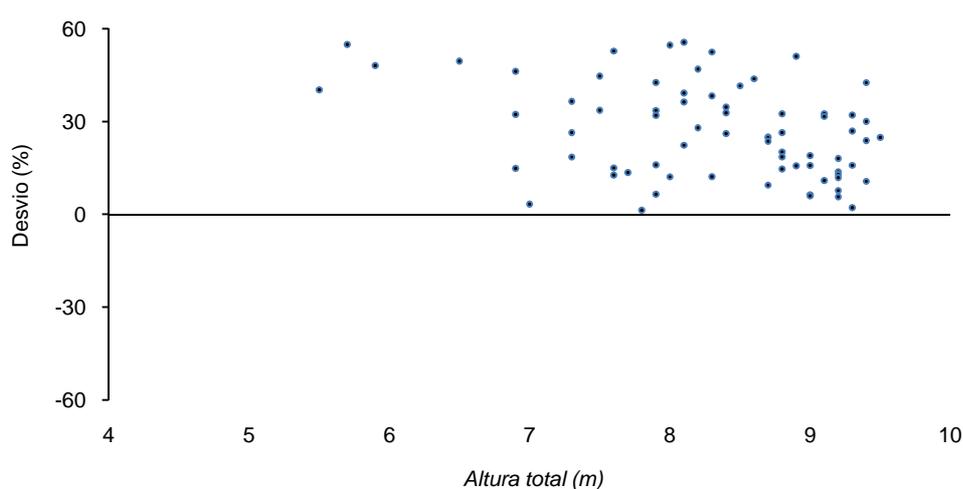


FIGURA 58 - DESVIOS ENTRE AS ESTIMATIVAS OBTIDAS DOS DADOS LiDAR E COM USO DO HIPSÔMETRO PARA AS ÁRVORES DO ESTRATO INFERIOR

4.5.3 Altura média e máxima por parcela

O uso da metodologia para a estimativa da altura média (h_m) e máxima (h_{max}) para as subparcelas no interior da parcela P50, a partir dos dados LiDAR, demonstrou grande potencialidade da aplicação dos dados deste sensor na estimativa destas variáveis. Em todas as variações das dimensões utilizadas nas subparcelas (10, 15 e 20 m) o teste Qui-quadrado (χ^2), aplicado as estimativas da altura média, aceitou-se a hipótese da nulidade, ou seja, as frequências observadas não são diferentes das frequências esperadas. Entretanto para as alturas média e máxima, somente a subparcela de 20 m se aceitou a hipótese da nulidade. Desta forma as estimativas das alturas médias obtidas e da altura máxima na subparcela de 20 m não apresentam diferença significativa entre os valores obtidos tradicionalmente para a probabilidade de 0,05.

Desta forma, o teste Qui-quadrado (χ^2) nas subparcelas de 10, 15 e 20 m, apresentaram respectivamente os seguintes resultados para a altura média: $\chi^2=9,60$; $gl=24$, $\chi^2=4,23$; $gl=15$ e $\chi^2=1,38$; $gl=8$ e para altura máxima: $\chi^2=27,58$; $gl=24$, $\chi^2=17,95$; $gl=15$ e $\chi^2=1,68$; $gl=8$ (TABELA 35).

TABELA 35 - RESULTADOS DO TESTE QUI-QUADRADO (χ^2) PARA A ESTIMATIVA DA ALTURA MÉDIA E MÁXIMA NAS SUBPARCELAS (10,15 E 20 M)

| Variável | Teste estatístico | Subparcela 10 metros | Subparcela 15 metros | Subparcela 20 metros |
|---------------|---------------------------|----------------------|----------------------|----------------------|
| Altura média | Qui-quadrado (χ^2) | 9,60 | 4,23 | 1,38 |
| | Grau de liberdade (gl) | 24 | 15 | 8 |
| Altura máxima | Qui-quadrado (χ^2) | 27,58 | 17,95 | 1,68 |
| | Grau de liberdade (gl) | 24 | 15 | 8 |

Para todas as variações das dimensões das subparcelas foi também calculado o RMSE. Nas dimensões das subparcelas de 10, 15 e 20 m respectivamente, para a altura média obteve-se erro padrão ($S_{\bar{x}}$) de 1,97, 1,66 e 1,26 m que percentualmente representa um ($S_{\bar{x}\%}$) de 18,45, 15,39 e 11,67%; para a altura máxima obteve-se erro padrão ($S_{\bar{x}}$) de 3,96, 4,01 e 1,94 m que percentualmente representa um erro de 24,95, 24,48 e 10,36% (TABELA 36).

TABELA 36 - ERRO PADRÃO ($S_{\bar{x}}$) PARA A ESTIMATIVA DA ALTURA MÉDIA E MÁXIMA NAS SUBPARCELAS (10,15 E 20 M)

| Variável | Tipo | Subparcela 10 metros | Subparcela 15 metros | Subparcela 20 metros |
|---------------|----------------|----------------------|----------------------|----------------------|
| Altura média | Absoluta (m) | 1,97 | 1,66 | 1,26 |
| | Percentual (%) | 18,45 | 15,39 | 11,67 |
| Altura máxima | Absoluta (m) | 3,96 | 4,01 | 1,94 |
| | Percentual (%) | 24,95 | 24,48 | 10,36 |

Observou-se uma redução significativa do erro padrão com o aumento das dimensões da subparcelas utilizadas para extração dos dados LiDAR das estimativas das alturas médias e máximas, principalmente para a altura máxima que resultou em uma maior redução do erro quando analisado de forma comparativa com a altura média (FIGURA 59).

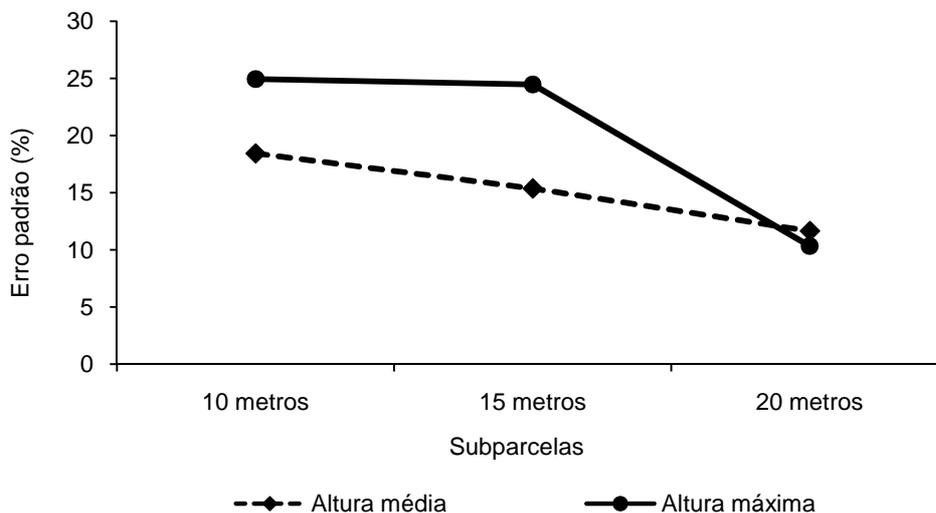


FIGURA 59 - EVOLUÇÃO DO ERRO PADRÃO NAS DIFERENTES VARIAÇÕES DAS DIMENSÕES DAS SUBPARCELAS PARA A ESTIMATIVA DA ALTURA MÉDIA E MÁXIMA COM OS DADOS LiDAR

4.6 ESTIMATIVA DA ALTURA DA BASE DA COPA

As estimativas das alturas individuais da base da copa (h_c) a partir dos dados LiDAR não apresentaram resultados satisfatórios. Esta situação foi observada em todas as variações utilizadas na metodologia 01, ou seja, tanto na metodologia que se utilizou o *buffer* com dimensões fixa, como o com dimensões variáveis, e também com o uso dos diferentes MDTs.

Em todas as variações aplicadas na metodologia 01 se observou que a araucária foi a espécie que apresentou um maior erro na estimativa da h_c , com um erro subestimado em 8,71 a 12,17 m.

Quando comparada as duas variações (*buffer* de tamanho fixo e variável) aplicadas na metodologia 01 à utilização de *buffers* variáveis apresentaram melhores resultados que o uso de um *buffer* fixo na extração de estimativa das h_c dos dados LiDAR. O método com o uso de *buffer* fixo com o uso do MDT elaborado com o software *TerraScan* apresentou um RMSE 5,07 m e com o MDT elaborado com Interpolação Polinomial um RMSE de 5,12 m. Já, o método que utilizou *buffers* variáveis apresentou um RMSE de 3,60 m (MDT elaborado com *TerraScan*) e de 3,80 m (MDT elaborado com Interpolação Polinomial).

O uso da metodologia 02 na estimativa da altura média da base da copas das árvores (C_h) a partir dos dados da varredura *laser* demonstrou grande potencialidade da

aplicação dos dados deste sensor na estimativa desta variável. Em todas as variações das dimensões do *grid* (10, 15 e 20 m) avaliados na metodologia 02 o teste Qui-quadrado (χ^2) aplicado as estimativas das alturas média da base da copa (C_h) obtidas dos dados LiDAR em relação às médias calculadas para cada célula, com o uso de dados obtidos em levantamento de campo com o uso do hipsômetro se aceitou a hipótese da nulidade, ou seja, as frequências observadas não são diferentes das frequências esperadas. Desta forma as estimativas obtidas com a metodologia 02 não apresentam diferença significativa entre os valores obtidos tradicionalmente para a probabilidade de 0,01.

O teste Qui-quadrado (χ^2) na metodologia 02 para os *grids* de 10, 15 e 20 m, apresentaram respectivamente os seguintes resultados: $\chi^2_{\text{cal}} = 9,02$; 2,41 e 1,06 com $df = 24$, 15 e 8 e um $\chi^2_{\text{tab}} = 10,85$; 5,23 e 1,64 (para uma probabilidade de 99%). Na metodologia 01, também foi aplicado o teste do Qui-quadrado (χ^2), entretanto, o mesmo revelou que as estimativas dos dados LiDAR apresentam diferenças significativas em relação aos valores do inventário florestal.

Para todas as variações das dimensões dos *grids* utilizados na metodologia 02 foram também calculados os erro padrão, que para as dimensões do *grid* de 10, 15 e 20 m respectivamente obteve-se um de 1,42; 0,95 e 0,82 m que percentualmente representa um de 23,62; 15,70 e 13,84%. Desta forma, se pode observar que com o aumento das dimensões do *grid* utilizado para a extração da estimativa da C_h houve uma redução significativa do erro da estimativa da variável de interesse (FIGURA 60).

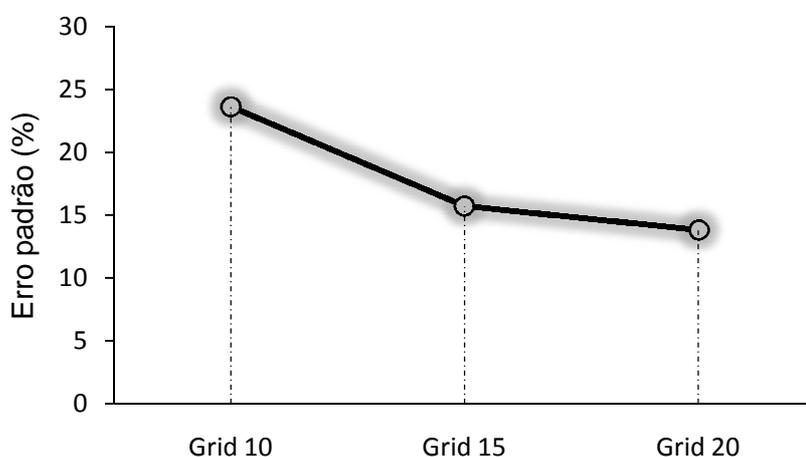


FIGURA 60 - EVOLUÇÃO DO ERRO PADRÃO (%) NAS DIFERENTES VARIAÇÕES DAS DIMENSÕES DOS GRIDS UTILIZADOS NA METODOLOGIA (02)

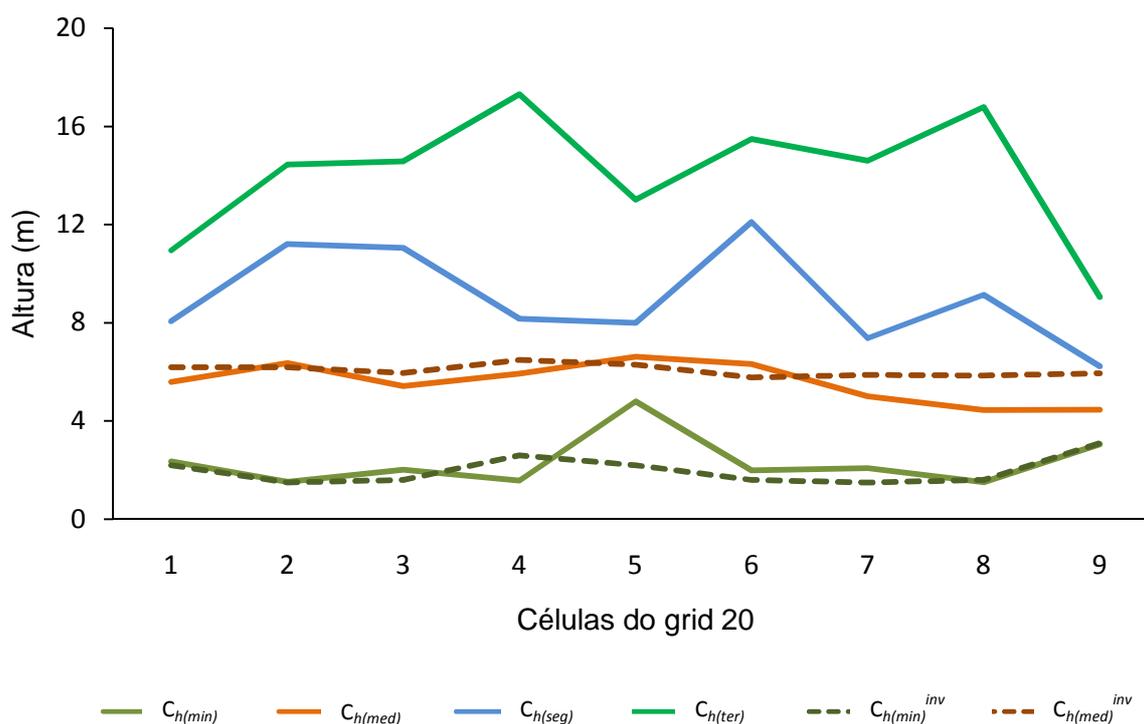
Na metodologia (02) foi também estimado a partir dos dados LiDAR o valor mínimo da altura da base da copa (C_{hmin}), onde no *grid* de 10 m foi possível obter este valor em 36% das células, no *grid* de 15m em 68,7% e no *grid* de 20 m em todas as células foi possível a estimativa desta variável.

Apesar do teste Qui-quadrado em todas as variações das dimensões dos *grids* na metodologia 02, apresentarem a existência de uma diferença significativa entre as estimativas obtidas com os dados LiDAR e os dados de campo, se observa que na maioria das células foram obtidas estimativas do C_{hmin} com um erro baixo, e a diferença significativa foi dada por algumas células isoladas que apresentam grandes discrepâncias entre os valores obtidos em campo.

Um exemplo de célula isolada com valor discrepante aos demais, pode ser observado na célula 5 (*grid* 20) apresentada na Figura 66 que se obteve uma superestimativa de 2,59 m, com $C_{hmin} = 4,79$ m (LiDAR) e $C_{hmin} = 2,20$ m (inventário florestal).

O uso dos dados LiDAR permitiu também a estimativa da altura da base da copas em outros estratos florestais presentes na área de estudo (FIGURA 61). Nesta figura, para a altura mínima e média da base da copa são também apresentados de forma comparativa com os valores obtidos com o inventário florestal.

Por fim, na Figura 62 se observa a resposta obtida do sensor *laser scanning* em toda a parcela estuda (50x50m), onde foi também possível a elaboração de uma representação gráfica da estrutura florestal, a qual utilizou como base as informações obtidas da simulação da onda.



Legenda: $C_{h(min)}$ - Altura mínima da base da copas; $C_{h(med)}$ - Altura média da base da copas; $C_{h(seg)}$ - Altura média base da copas do segundo estrato arbóreo; $C_{h(ter)}$ - Altura média base da copas do terceiro estrato arbóreo; $C_{h(min)}^{inv}$ - Altura mínima base da copas do segundo (inventário florestal) e $C_{h(med)}^{inv}$ - Altura média da base da copas (inventário florestal)

FIGURA 61 - RESULTADOS DAS ESTIMATIVAS DAS DIVERSAS ALTURAS DA BASE DAS COPAS DAS ÁRVORES COM A UTILIZAÇÃO DA METODOLOGIA 02 E UM GRID DE 20 M

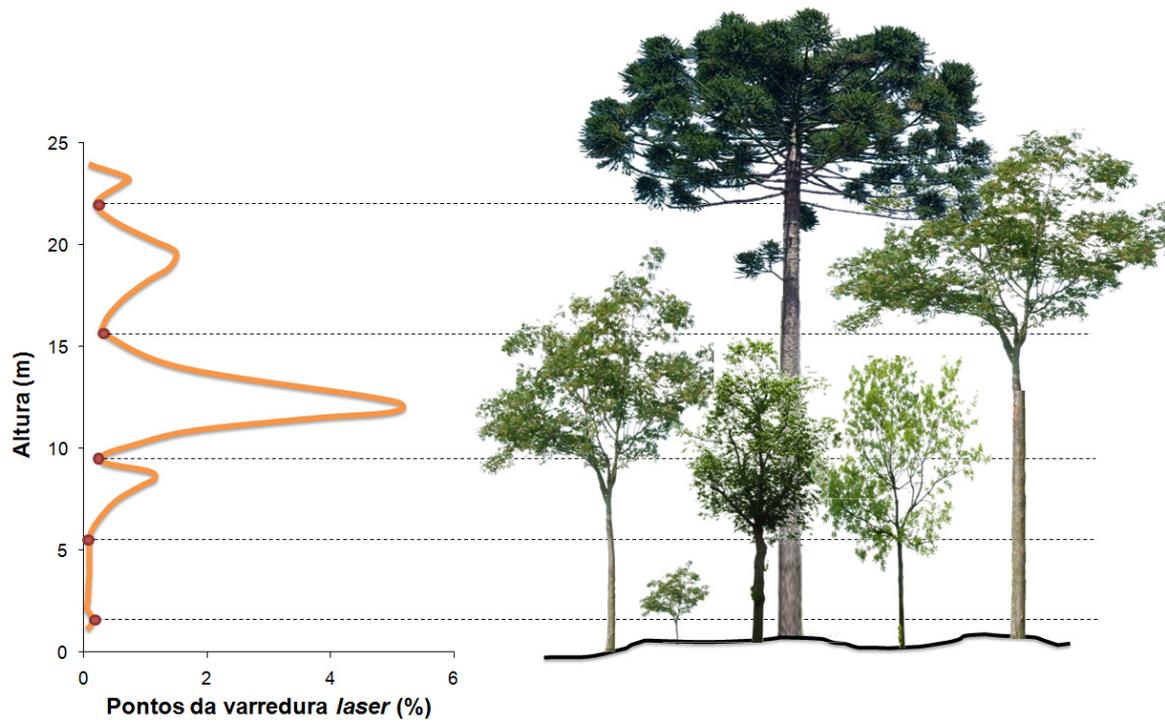


FIGURA 62 - ALTURAS DOS DIFERENTES ESTRATOS FLORESTAIS OBTIDOS A PARTIR DOS DADOS LIDAR E REPRESENTAÇÃO GRÁFICA DA ESTRUTURA FLORESTAL

5 CONCLUSÕES

5.1 MODELO DIGITAL DO TERRENO

Neste trabalho, os melhores resultados para a classificação dos pontos pertencentes ao terreno foram provenientes do *software* comercial *TerraScan*. Entretanto, outros algoritmos testados, também demonstraram grande potencialidade no reconhecimento dos pontos pertencente ao terreno. A utilização de procedimentos abertos, ou seja, não incluídos dentro de aplicações comerciais, apresentam diversas vantagens, tais como: i) conhecimento de todas as etapas de elaboração; ii) possibilidade de alteração dos procedimentos e iii) custo de elaboração normalmente inferiores.

Trabalhos de pesquisas descritos na literatura demonstram o uso de algoritmos abertos para a classificação de dados LiDAR (pontos de terreno e não-terreno) com resultados competitivos ao uso da aplicação comercial *TerraScan*. Um exemplo é o trabalho de Chang et al. (2008) que desenvolveram um novo algoritmo que combina os parâmetros do voo e filtros estatísticos para identificar os pontos pertencentes ao terreno dos demais.

Em áreas florestais, a extração dos pontos pertencentes ao terreno da nuvem de pontos da varredura *laser*, normalmente apresenta uma maior dificuldade, e conseqüentemente gera uma redução da precisão dos MDTs. Esta situação se deve principalmente em função da complexidade existente na distribuição irregular dos pontos, onde diferentes espécies levam a diferentes taxas de penetração, não proporcionando desta forma uma distribuição espacial homogênea e regular.

Entre os diversos fatores que afetam a precisão dos MDTs, as configurações utilizadas no sensor *laser* são bastante importantes, pois estão relacionadas diretamente com a distribuição e densidades dos pontos da varredura, que são fatores muito importantes para a qualidade do MDT. Desta forma, em trabalhos futuros é necessário o desenvolvimento de estudos que visem identificar as melhores configurações a serem aplicadas ao sensor. Alguns estudos indicam que maiores densidades de pontos da varredura a *laser* aumentam a qualidade dos MDTs, entretanto ultrapassado certos limites a precisão dos MDTs não apresentam resultados significativos (e.g. ANDERSON et al., 2006; LIU et al., 2007). Estes estudos podem também conduzir a uma redução do volume de dados e principalmente otimizar os levantamentos aéreos de forma a diminuir as informações coletadas, e conseqüentemente reduzir os custos de aquisição.

Neste trabalho o processo de filtragem dos dados não foi aprofundado, pois se utilizou um procedimento padrão para todas as variações das metodologias de classificação da nuvem de pontos LiDAR. Entretanto, o processo de filtragem é uma etapa bastante importante na obtenção de MDT com alta precisão e pode melhorar significativamente os resultados finais. Akel et al. (2003) com dados LiDAR obtidos em áreas urbanas aplicou um

filtro de mediana para remover ruídos e erro nos dados, principalmente nas áreas que se sobrepõem as faixas de vôo.

Kobler et al. (2006) destacam que durante a fase inicial para a classificação de dados LiDAR, a filtragem de todos os outliers (valores que apresentam clara discrepância das observações) negativos devem ser removidos da nuvem de pontos. Desta forma, em trabalhos futuros é pertinente o estudo e a avaliação de metodologias de filtragem, principalmente em áreas florestais como a deste trabalho, com alta densidade de indivíduos arbóreos.

5.2 LOCALIZAÇÃO AUTOMÁTICA DE ÁRVORES INDIVIDUAIS

A potencialidade do uso dos dados LiDAR para o desenvolvimento de trabalhos de *single-tree remote sensing (STRS)* é bastante evidente e os processos de identificação da localização das árvores individuais é uma das etapas de maior complexidade e sua exatidão serve como base para a estimativas de diversas outras variáveis dendrométricas individuais.

Na área de estudo no Brasil, existe uma grande dificuldade na identificação da localização dos indivíduos arbóreos. Isto se deve, principalmente, em função da complexa estrutura da floresta e da alta densidade de plantas. Ao se trabalhar com uma imagem para o reconhecimento dos indivíduos, faz com que a identificação fique restrita somente os indivíduos que estejam presentes no estrato superior ou que estejam em estratos inferiores sem a presença de cobertura florestal de outros estratos sobre o mesmo. Para uma avaliação mais concisa dos métodos utilizados para a identificação das árvores na área de estudo localizada no Brasil, existe a necessidade da correção das coordenadas das árvores com base na inclinação dos fustes e uma identificação dos indivíduos presente no dossel florestal.

O filtro de locais máximas, apesar de ser mais prático operacionalmente para as árvores de araucária, não apresentou bons resultados. A LM, na maioria dos casos, gerou erros de comissão nos indivíduos de araucária, pois identificou a extremidade de cada um dos ramos como um indivíduo. Desta forma, a metodologia baseada na análise morfológica parece ser mais recomendada para este tipo de formação florestal, pois ao invés de trabalhar com a identificação de pontos (pixel) de máxima, trabalha com regiões.

Uma estratégia futura poderia ser testada para ampliar o reconhecimento automático dos indivíduos. Seria a estratificação dos dados LiDAR, de forma a compartilhar os dados em diferentes estratos. Entretanto, operacionalmente este procedimento é bastante complexo, podendo ainda não gerar um aumento da eficiência dos algoritmos no reconhecimento dos indivíduos. Porém neste tipo de formação florestal, uma metodologia de separação das árvores de araucária das demais árvores presentes, apresenta-se mais

viável e de maior facilidade operacional, podendo melhorar os resultados finais de identificação.

Nas áreas estudadas nos Estados Unidos, que apresentavam uma estrutura florestal menos complexa e estratificada, as duas metodologias demonstraram grande potencialidade e com resultados muito semelhantes. Entretanto, observa-se que o uso da análise morfológica apresenta uma leve tendência em um menor reconhecimento dos indivíduos arbóreos. Na análise morfológica, observou-se em muitos casos, que a metodologia não conseguiu distinguir os indivíduos quando muito próximos, ao contrário, no uso do algoritmo de LM este fato ocorreu de forma bastante reduzida.

5.3 ESTIMATIVA DAS ALTURAS DAS ÁRVORES

Os resultados deste trabalho demonstraram um grande potencial da aplicação dos dados da tecnologia LiDAR na estimativa das alturas individuais e em nível de unidades de área em ambientes florestais com estrutura vertical e horizontal bastante complexo. Apesar da obtenção de resultados bastante satisfatórios, ainda são necessários maiores aprofundamentos nos estudos de elaboração e processamento dos dados provenientes deste sensor, principalmente no que se refere aos filtros utilizados e metodologias de interpolação dos dados para a elaboração dos modelos digitais, os quais constituem a base para a estimativa das alturas.

Outro ponto importante, que não foi objeto de estudo neste trabalho, foi a avaliação das dimensões ideais dos modelos digitais a serem elaborados por meio dos dados LiDAR, que serão utilizados para a estimativa de variáveis florestais. Nesta avaliação, é imprescindível considerar os diferentes parâmetros utilizados no aerolevanteamento e as configurações usadas no sistema LiDAR. A obtenção de estimativas mais precisas, também relacionada com a utilização da dimensão adequada do pixel nos modelos digitais, podem também otimizar os procedimentos computacionais. Os trabalhos com o uso de dados LiDAR em aplicações florestais, que normalmente são realizados em áreas extensas, poderão reduzir significativamente o tempo de processamento e por conseqüências uma maior rapidez na obtenção dos resultados.

As superfícies geradas com dados LiDAR podem apresentar variações abruptas do relevo, o que torna necessária a avaliação de metodologias na elaboração dos modelos digitais. A maioria das aplicações comerciais existentes está baseada no uso das grades triangulares para a elaboração dos modelos digitais, pelo fato de possuírem uma estrutura de dados mais complexa e não apresentarem regularidade na distribuição espacial dos vértices.

As variações abruptas dos modelos digitais de superfície em áreas florestais são causadas por vários fatores, como por exemplo: densidade (número de árvores por unidade

de área), intervenções silviculturais (cortes, desbastes e podas), tipologia e estrutura da floresta. Desta forma, o estudo e aprimoramento dos procedimentos matemáticos aplicados na elaboração dos dados provenientes de áreas florestais poderão melhorar a precisão das estimativas.

A aplicação da tecnologia de varredura laser vem se demonstrando muito eficiente para a estimativa de variáveis florestais e seu uso poderá aumentar enormemente a eficiência das atividades de inventário florestal. Diversos estudos vêm demonstrando uma alta correlação das estimativas obtidas com dados LiDAR em relação às tradicionais técnicas de inventário florestal baseadas em amostragens.

Neste trabalho, a maioria das alturas obtidas com o uso de dados LiDAR apresentou uma forte correlação com as medições realizadas em campo, porém não é possível definir o erro exato das estimativas obtidas com a varredura laser, pelo fato que as alturas obtidas em campo com o uso de hipsômetro estão também sujeitas a erros, de difícil identificação e que normalmente podem variar de 1 a 10% em relação à altura total.

Apesar da complexidade da estrutura florestal da área de estudo, foram obtidos resultados bastante satisfatórios, principalmente nos estratos superiores. Nos estratos inferiores verificou-se um alto erro das estimativas das alturas individuais, que praticamente todos os indivíduos foram superestimados com elevado erro. Esta situação foi verificada em função de que os indivíduos presentes nos estratos inferiores encontram-se sobrepostos pela copa de outras árvores. Para superar este problema, em trabalhos futuros, poderiam ser avaliados e testados processos de estratificação da nuvem de pontos LiDAR a fim de melhorar as estimativas das alturas das árvores.

Por fim, o constante aprimoramento e desenvolvimento de novos procedimentos matemáticos e equipamentos, poderão futuramente promover a obtenção de modelos digitais de terreno e de superfície com maior precisão, conseqüentemente, uma estimativa mais acurada das alturas individuais e de outras variáveis florestais.

5.4 ESTIMATIVA DA ALTURA DA BASE DA COPA DAS ÁRVORES

A metodologia utilizada para a estimativa da altura individual da base da copa (h_c) não demonstrou-se adequada para a estimativa das variáveis de interesse. Acredita-se que as árvores de araucária apresentaram maiores erros em relação às demais espécies em função, principalmente, das características particulares da forma de sua copa.

A metodologia aplicada para a estimativa da altura da base média das copas das árvores (C_{hmed}) com o uso de dados LiDAR demonstrou bastante eficiência e grande potencial de uso, principalmente, na aplicação em extensas áreas florestais e de difícil acesso, onde os métodos tradicionais apresentam elevados custos e longos períodos para a realização das coletas de dados.

Durante o processamento dos dados, foi observada uma potencialidade do uso dos dados deste sensor para a obtenção da altura da base das copas das árvores nos diferentes estratos florestais. Neste trabalho, não foi possível uma avaliação estatística da qualidade das estimativas obtidas com os dados LiDAR para os diferentes estratos, pois não foi levantada durante os levantamentos de campo realizados na área. Em trabalhos futuros é previsto a coleta destas variáveis para a avaliação das estimativas obtidas dos dados LiDAR.

Na metodologia, para a estimativa da altura média da base das copas das árvores, observou-se que o aumento da dimensão das células dos *grids* utilizados para a estimativa proporcionou uma redução do erro padrão, isso se deu provavelmente em função de um maior número de pontos *laser* em cada uma das células aumentou desta forma a probabilidade que em uma única célula houvesse a presença de pontos em todos os estratos da floresta, ou seja, uma representação mais realista da área. Neste sentido, em trabalhos futuros se faz necessário uma avaliação mais aprofundada das dimensões mais adequadas para a estimativa desta variável, que provavelmente tem uma altíssima correlação com a densidade de pontos da varredura *laser*.

Em áreas com sub-bosque muito denso e/ou alta presença de arbusto pode haver uma redução significativa na qualidade das estimativas, podendo até inviabilizar o uso da metodologia. Outro aspecto importante são as diferentes possibilidades de configuração do sensor *laser scanning* durante o processo de obtenção dos dados, os quais também podem influenciar as estimativas da base das copas das árvores, bem como as dimensões ideais do *grid* a serem utilizados na extração das estimativas da variável.

6 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ABSHIRE, J. B.; SUN, X.; AFZAL, R. S. Mars Orbiter Laser Altimeter: Receiver Model and Performance Analysis. **Appl. Opt.**, v. 39, n. 15, p. 2449-2460, 2000.
- AKEL, N. A.; ZILBERSTEIN, O.; DOYTSHER, Y. Automatic DTM extraction from dense raw LiDAR data in urban areas. **FIG Working Week 2003**, 2003. Paris, France. International Federation of Surveyors, April 13-17. p.10.
- ALI, S. S.; DARE, P.; JONES, S. D. Fusion of remotely sensed multispectral imagery and LiDAR data for forest structure assessment at the tree level. In: **Anais do The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences**, 2008. Beijing, China. 3-11 Jul 2008.
- ALIXANDRINI, M. J. **Estimativa da altura da vegetação utilizando dados airborne laser scanner**. 2005. 68 f. (Mestrado). Programa De Pós-Graduação em Engenharia Civil – Ppgec, Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, Brasil.
- ANDERSEN, H.; REUTEBUCH, S. E.; SCHREUDER, G. F. **Automated individual tree measurement through morphological analysis of a LiDAR-based canopy surface model**. First International Precision Forestry Cooperative Symposium, 2001. Seattle. p.11-22.
- ANDERSEN, H.-E.; MCGAUGHEY, R.; REUTEBUCH, S.; SCHREUDER, G.; AGEE, J.; MERCER, B. Estimating canopy fuel parameters in a pacific northwest conifer forest using multifrequency polarimetric IFSAR. **International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing**, 2004. Istanbul, Turkey.
- ANDERSEN, H.-E.; MCGAUGHEY, R. J.; REUTEBUCH, S. E. Estimating forest canopy fuel parameters using LIDAR data. **Remote Sensing of Environment**, v. 94, n. 4, 28, p. 441-449, February 2005.
- ANDERSEN, H.-E.; REUTEBUCH, S. E.; MCGAUGHEY, R. J. Active remote sensing. In: SHAO, G. e REYNOLDS, K. M. (Ed.). **Computer applications in sustainable forest management: including perspectives on collaboration and integration**. The Netherlands: Springer-Verlag, 2006a. p.43-66.
- ANDERSEN, H.-E.; REUTEBUCH, S. E.; MCGAUGHEY, R. J. A rigorous assessment of tree height measurements obtained using airborne LiDAR and conventional field methods. **Canadian Journal of Remote Sensing**, v. 32, n. 5, p. 355-366, 2006b.
- ANDERSON, E. S.; THOMPSON, J. A.; CROUSE, D. A.; AUSTIN, R. E. Horizontal resolution and data density effects on remotely sensed LiDAR-based DEM. **Geoderma**, v. 132, n. 3-4, p. 406-415, 2006.
- ANDREWS, P. L. **BehavePlus fire modeling system, version 5.0**: Variables. Department of Agriculture, Forest Service, Rocky Mountain Research Station, 2009.
- ARUGA, K.; SESSIONS, J.; AKAY, A. E. Application of an airborne laser scanner to forest road design with accurate earthwork volumes. **Journal of Forest Research**, v. 10, n. 2, p. 113-123, 2005.
- ASCHOFF, T.; SPIECKER, H. Algorithms for the Automatic Detection of Trees in Laser-Scanner Data. In: **Anais do ISPRS working group VIII/2, Laser-Scanners for Forest and Landscape Assessment**, 2004. Freiburg, Germany. 03-06 October 2004. p.71-75.

- AXELSSON, P. Processing of laser scanner data--algorithms and applications. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. 54, n. 2-3, p. 138-147, 1999a.
- AXELSSON, S. R. J.; ERIKSSON, M.; HALLDIN, S. Tree-heights derived from RADAR profiles over boreal forests. **Agricultural and Forest Meteorology**, v. 98-99, p. 427-435, 1999b.
- AXELSSON, P. DEM generation from laser scanner data using adaptive TIN models. International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing. FRITSCH, D. e MOLENAAR, M. Amsterdam: **ISPRS**. XXXIII, Part B4: 110-117 p. 2000.
- BALTSAVIAS, E. P. Airborne laser scanning: basic relations and formulas. **ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing**, v. 54, p. 199-214, 1999a.
- BALTSAVIAS, E. P. A comparison between photogrammetry and laser scanning. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. 54, n. 2-3, p. 83-94, 1999b.
- BALZTER, H.; ROWLAND, C. S.; SAICH, P. Forest canopy height and carbon estimation at Monks Wood National Nature Reserve, UK, using dual-wavelength SAR interferometry. **Remote Sensing of Environment**, v. 108, p. 227-239, 2007.
- BOBA, M.; USSYSHKIN, V.; SLATER, M.; SITAR, M.; SZAMEITAT, W. Impact of an optimized position and orientation system on the final accuracy of LiDAR data. International Archives of The Photogrammetry, Remote Sensing And Spatial Information Sciences, 2008. Beijing. p.241-245.
- BOWEN, Z. H.; WALTERMIRE, R. G. Evaluation of light detection and ranging (LiDAR) for measuring river corridor topography. **Journal of the American Water Resources Association**, v. 38, n. 1, p. 33-41, 2002.
- BRANDALIZE, M. C. B. **A qualidade cartográfica dos resultados do laserscanner aerotransportado**. 2004. 252 f. (Doutorado). Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil, Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, Brasil.
- BRETAR, F.; CHAUVE, A.; MALLET, C.; JUTZI., B. Managing full waveform LiDAR data: a challenging task for the forthcoming years. The International Archives of the Photogrammetry, **Remote Sensing and Spatial Information Sciences**, 2008. Beijing, China. July 2008. p. 415-420.
- BUFTON, J.; BLAIR, B.; CAVANAUGH, J.; GARVIN, J.; HARDING, D.; HOPF, D.; KIRKS, K.; RABINE, D.; WALSH, N. Shuttle Laser Altimeter (SLA): a pathfinder for space-based laser altimetry and LiDAR. **Shuttle Small Payloads Symposium**, 1995. p. 83-91.
- CAMPOS, J. C. C.; LEITE, H. G. **Mensuração florestal: perguntas e respostas**. Viçosa, MG: UFV, 2006.
- CARMS, B. C. **LiDAR - Overview of technology, applications, market features & industry**. Centre for Applied Remote Sensing, Modelling and Simulation (University of Victoria). Victoria, BC, p. 49. 2006.
- CARSON, W. W.; ANDERSEN, H.-E.; REUTEBUCH, S. E.; MCGAUGHEY, R. J. **LiDAR applications in forestry – an overview**. ASPRS Annual Conference Proceedings. ASPRS. Denver, Colorado. 2004.

- CHANG, Y.-C.; HABIB, A. F.; LEE, D. C.; YOM, J.-H. Automatic classification of lidar data into ground and nonground points. The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences **ISPRS**. Beijing. XXXVII. Part B4: 457-462 p. 2008.
- CHANGOK, L. **Estimation of urban tree crown volume based on object-oriented approach and LIDAR data**. 2007. 82 f. (MSc). Faculty of Geo-Information Science and Earth Observation, University of Twente, Enschede.
- CHASMER, L.; HOPKINSON, C.; TREITZ, P. Investigating laser pulse penetration through a conifer canopy by integrating airborne and terrestrial LiDAR. **Can. J. Remote Sensing**, v. 32, n. 2, p. 116-125, 2006.
- CHAUVE, A.; DURRIEU, S.; BRETAR, F.; PIERROT-DESEILLIGNY, M.; PUECH, W. Processing full-waveform LiDAR data to extract forest parameters and digital terrain model: validation in an alpine coniferous forest. **ForestSat Conference**, 2007. Montpellier, France.
- CHEN, L.-C.; CHIANG, T.-W.; TEO, T.-A. Fusion of LiDAR data and high resolution images for forest canopy modeling. Asian Conference on Remote Sensing, 2005. Hanoi, Vietnam. Nov. 7-11. 7 p.
- CHO, H.-C. **Detection of fluvial landforms underneath forests using LiDAR data**. 2009. 82 f (Doctor). University of Florida, Gainesville.
- CLARK, M. L.; CLARK, D. B.; ROBERTS, D. A. Small-footprint LiDAR estimation of sub-canopy elevation and tree height in a tropical rain forest landscape. **Remote Sensing of Environment**, v. 91, n. 1, p. 68-89, 2004.
- COELHO, A. H.; VARGAS, R. M. A. Geração de modelos digitais de terreno a partir de dados de laser scanner aerotransportado em área de floresta usando o software livre GRASS. In: INPE, **Anais XIII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto**, 2007. Florianópolis, Brasil. INPE, 21-26 abril 2007. p. 3653-3660.
- COOPS, N.; HILKER, T.; WULDER, M.; ST-ONGE, B.; NEWNHAM, G.; SIGGINS, A.; TROFYMOW, J. Estimating canopy structure of Douglas-fir forest stands from discrete-return LiDAR. **Trees - Structure and Function**, v. 21, n. 3, p. 295-310, 2007.
- COUTO, H. T. Z. D.; BASTOS, N. L. M. Erros de medição de altura em povoamentos de Eucalyptus em região plana. **Revista Scientia Forestalis**. Piracicaba, SP: ESALQ-USP. 39: 21-31 p. 1998.
- DANILIN, I.; MEDVEDEV, E. Forest Inventory and biomass assessment by the use of airborne laser scanning method (Example from Siberia). In: THIES, M.; KOCH, B., et al, International Archives of Photogrammetry, **Remote Sensing and Spatial Information Sciences working group VIII/2**, 2004. Freiburg, Germany.
- DEAN, T. J.; CAO, Q. V.; ROBERTS, S. D.; EVANS, D. L. Measuring heights to crown base and crown median with LiDAR in a mature, even-aged loblolly pine stand. **Forest Ecology and Management**, v. 257, p. 126-133, 2009.
- DUBAYAH, R.; KNOX, R.; HOFTON, M.; BLAIR, J. B.; DRAKE, J. Land surface characterization using LiDAR remote sensing. In: HILL, M. e ASPINALL, R. (Ed.). **Spatial Information for Land Use Management**. Singapore: International Publishers Direct, 2000.

- ELBERINK, S. J. O.; VOSSELMAN, G. 3D information extraction from laser point clouds covering complex road junctions. **The Photogrammetric Record**, v. 24, n. 125, p. 23-36, 2009.
- ELMIRO, M. A. T.; DUTRA, L. V.; MURA, J. C.; SANTOS, J. R.; FREITAS, C. D. C. Avaliação de dados de altimetria da floresta amazônica baseados nas tecnologias INSAR, LIDAR e GPS. **Revista Brasileira de Cartografia**, v. 58, n. 03, p. 223-246, Dezembro 2006.
- EVANS, J. S.; HUDAK, A. T. A Multiscale curvature algorithm for classifying discrete return LiDAR in forested environments. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 45, n. 4, p. 1029-1038, 2007.
- FACON, J. **Morfologia Matemática: Teorias e Exemplos**. Editora Universitária Champagnat da Pontifícia Universidade Católica do Paraná. Curitiba. 1996. xii. 320 p.
- FALKOWSKI, M. J.; SMITH, A. M. S.; HUDAK, A. T.; GESSLER, P. E.; VIERLING, L. A.; CROOKSTON, N. L. Automated estimation of individual conifer tree height and crown diameter via two-dimensional spatial wavelet analysis of lidar data. **Can. J. Remote Sensing**, v. 32, n. 2, p. 153-161, 2006.
- FERNANDO, J. A.; JON, P. M. Accuracy assessment of lidar-derived digital elevation models. **The Photogrammetric Record**, v. 23, n. 122, p. 148-169, 2008.
- FINNEY, M. A. **FARSITE: Fire Area Simulator-model development and evaluation**. Ogden, UT: U.S. Department of Agriculture, Forest Service, Rocky Mountain Research Station, 1998.
- FLOOD, M. LIDAR activities and research priorities in the commercial sector. In: HOFTON, M. A., **Land surface mapping and characterization using laser altimetry**, 2001. Annapolis, Maryland. 22-24 Oct. 2001 p.3-7.
- GONÇALVES, G.; PEREIRA, L. G. Integração de dados LiDAR e orto-imagens CIR na extração de Modelos Digitais de Terreno de zonas urbanas: resultados preliminares. **Anais ESIG 2010**, 2010. Porto Salvo, Oeiras.
- GUIERA, A. J. A.; CENTENO, T. M.; DELGADO, M. R.; MÜLLER, M. Segmentação por agrupamentos fuzzy cmeans em imagens LiDAR aplicados na identificação de linhas de transmissão de energia elétrica. **Espaço Energia**. 2005.
- GUTIERREZ, R.; GIBEAUT, J. C.; SMYTH, R. C.; HEPNER, T. L.; ANDREWS, J. R.; WEED, C.; GUTELIUS, W.; MASTIN, M. Precise airborne LiDAR surveying for coastal research and geohazards applications. In: **Anais SENSING**, 2001. Annapolis, MD. 22-24 Oct. 2001. p.185-192.
- HEO, J.; PARK, J.; SONG, Y.-S.; LEE, S.; SOHN, H.-G. An integrated methodology for estimation of forest fire-loss using geospatial information. **Environmental Monitoring and Assessment**, v. 144, n. 1, p. 285-299, 2008.
- HEURICH, M.; PERSSON, Å.; HOLMGREN, J.; KENNEL, E. Detecting and measuring individual trees with laser scanning in mixed mountain forest of Central Europe using an algorithm developed for Swedish boreal forest conditions. In: **Anais do Laser-Scanners for Forest and Landscape Assessment**, 2004. Freiburg, Germany. 03-06 October 2004. p.307-312.

- HEURICH, M. Automatic recognition and measurement of single trees based on data from airborne laser scanning over the richly structured natural forests of the Bavarian Forest National Park. **Forest Ecology and Management**, v. 255, n. 7, p. 2416-2433, 2008.
- HIRATA, Y. The effects of footprint size and sampling density in airborne laser scanning to extract individual trees in mountainous terrain. In: **Anais do ISPRS working group VIII/2, Laser-Scanners for Forest and Landscape Assessment**, 2004. Freiburg, Germany. p.283-287.
- HIRATA, Y.; FURUYA, N.; SUZUKI, M.; YAMAMOTO, H. Airborne laser scanning in forest management: Individual tree identification and laser pulse penetration in a stand with different levels of thinning. **Forest Ecology and Management**, v. 258, n. 5, p. 752-760, 2009.
- HOLLAUS, M.; WAGNER, W.; EBERHÖFER, C.; KAREL, W. Accuracy of large-scale canopy heights derived from LiDAR data under operational constraints in a complex alpine environment. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. 60, n. 5, p. 323-338, 2006.
- HOLMGREN, J.; PERSSON, Å. Identifying species of individual trees using airborne laser scanner. **Remote Sensing of Environment**, v. 90, n. 4, p. 415-423, 2004.
- HOSOKAWA, R. T.; MACEDO, J. N. Estudos das funções hipsométricas em *Araucaria angustifolia*. **Revista Floresta**. Curitiba, PR: FUPEF. 4: 31-39 p. 1972.
- HUG, C.; WEHR, A. Detecting and identifying topographic objects in laser altimeter data. In: BALTSAVIAS, E. P.; ECKSTEIN, E., et al, **Anais do 3D Reconstruction and Modelling of Topographic Objects**, 1997. Stuttgart. p.19-26.
- HUMMES, A. P.; KIRCHNER, F. F. Estimativa volumétrica de arvores individuais de *Pinus taeda* L. utilizando aerofotos de câmera digital de pequeno formato calibrada. In: **Anais do XI SBSR**. INPE. Belo Horizonte: INPE. 1: 2763-2770 p. 2003.
- HYYPPÄ, J.; HALLIKAINEN, M. Applicability of airborne profiling RADAR to forest inventory. **Remote Sensing of Environment**, v. 57, n. 1, p. 39-57, 1996.
- HYYPPÄ, J.; INKINEN, M. Detecting and estimating attributes for single trees using laser scanner. **The Photogrammetric Journal of Finland**, v. 16, n. 2, p. 27-42, 1999.
- HYYPPÄ, J.; HYYPPÄ, H.; LITKEY, P.; YU, X.; HAGGRÉN, H.; RÖNNHOLM, P.; PYYSALO, U.; JUHO PITKÄNEN, J.; MALTAMO, M. Algorithms and methods of airborne laser-scanning for forest measurements. In: THIES, M.; KOCH, B., et al, **Anais do ISPRS working group VIII/2, Laser-Scanners for Forest and Landscape Assessment**, 2004. Freiburg, Germany. 03-06 October 2004. p.82-89.
- IBGE. **Manual técnico da vegetação brasileira**. Rio de Janeiro: Fundação Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística, 1992. 92 p.
- IOKI, K.; IMANISHI, J.; SASAKI, T.; MORIMOTO, Y.; KITADA, K. Estimating stand volume in broad-leaved forest using discrete-return LiDAR: plot-based approach. **Landscape and Ecological Engineering**, v. 6, n. 1, p. 29-36, January 2010.
- JACOBSEN, K.; LOHMANN, P. **Segmented filtering of laser scanner DSMs. 3-D reconstruction from airborne laserscanner and InSAR data**. MAAS, H.-G.; VOSSSELMAN, G., et al. Dresden, Germany. Volume XXXIV, PART 3/W13. 2001.

- KERSTING, J.; CENTENO, J. A. S.; MACHADO, Á. M. L.; PEDRO, P. D. C. Filtragem de modelos digitais de superfície derivados da varredura a laser usando a triangulação de Delaunay. In: KRUEGER, C. P. e CENTENO, J. A. S. (Ed.). **Série em Ciência Geodésicas**. Curitiba, Brasil, v.4, 2005. p.145-160.
- KIM, S. **Individual tree species identification using LIDAR- derived crown structures and intensity data**. 2007. 122 f. (Doctor). College of Forest Resources, University of Washington, Washington.
- KIM, S.; MCGAUGHEY, R. J.; ANDERSEN, H.-E.; SCHREUDER, G. Tree species differentiation using intensity data derived from leaf-on and leaf-off airborne laser scanner data. **Remote Sensing of Environment**, v. 113, n. 8, p. 1575-1586, 2009.
- KLEIN, R. M. **Ecologia da flora e vegetação do Vale do Itajaí**. Sellowia. Itajaí. 31p. 1979.
- KOBLER, A.; PFEIFER, N.; OGRINC, P.; TODOROVSKI, L.; OŠTIR, K.; DŽEROSKI, S. Using redundancy in aerial LiDAR point cloud to generate DTM in steep forested Relief. In: **Anais do Workshop on 3D Remote Sensing in Forestry**, 2006. Vienna. 14-15 Feb. p.6.
- KOCH, B.; HEYDER, U.; WEINACKER, H. Detection of individual tree crowns in airborne Lidar data. **Photogrammetric Engineering & Remote Sensing**, v. 72, n. 4, p. 357-363, 2006.
- KOETZ, B.; SUN, G.; MORSDORF, F.; RANSON, K. J.; KNEUBÜHLER, M.; ITTEN, K.; ALLGÖWER, B. Fusion of imaging spectrometer and LIDAR data over combined radiative transfer models for forest canopy characterization. **Remote Sensing of Environment**, v. 106, n. 4, p. 449-459, 2007.
- KOETZ, B.; MORSDORF, F.; LINDEN, S. V. D.; CURT, T.; ALLGÖWER, B. Multi-source land cover classification for forest fire management based on imaging spectrometry and LiDAR data. **Forest Ecology and Management**, v. 256, p. 263-271, 2008.
- KORPELA, I. **Individual tree measurements by means of digital aerial photogrammetry**. 2004. 93 f. Silva Fennica Monographs. University of Helsinki, Finland.
- KRAUS, K.; MIKHAIL, E. M. Linear Least Squares Interpolation. **Photogrammetric Engineering**, october, 1972.
- KRAUS, K.; PFEIFER, N. Determination of terrain models in wooded areas with airborne laser scanner data. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. 53, n. 4, p. 193-203, 1998.
- KWAK, D.-A.; LEE, W.-K.; LEE, J.-H.; BIGING, G.; GONG, P. Detection of individual trees and estimation of tree height using LiDAR data. **Journal of Forest Research**, v. 12, n. 6, p. 425-434, 2007.
- LECKIE, D.G.; GOUGEON, F.A.; HILL, D.; QUINN, R.; ARMSTRONG, L.; SHREENAN, R. Combined high density lidar and multispectral imagery for individual tree crown analysis. **Can. J. of Remote Sensing**. 29(5):1-17. 2003.
- LEE, H. S.; YOUNAN, N. H. DTM extraction of lidar returns via adaptive processing. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 41, n. 9, p. 2063-2069, Sept. 2003.

- LEE, J.-H.; FISHER, J. B. Combining high spatial resolution lidar data with aerial photography to automate individual tree measurements. In: **Anais** do ASPRS 2006 Annual Conference. ASPRS. Reno, Nevada: 9 p. 2006.
- LEFSKY, M. A.; COHEN, W. B.; HARDING, D. J.; PARKER, G. G.; ACKER, S. A.; GOWER, S. T. Lidar remote sensing of above-ground biomass in three biomes. **Global Ecology & Biogeography**, v. 11, n. 5, p. 393-399, 2002.
- LIM, K.; TREITZ, P.; GROOT, A.; ST-ONGE, B. Estimation of individual tree heights using LiDAR remote sensing. In: **Anais** do CASI, 23rd Canadian Symposium on Remote Sensing – 10e Congrès de l'Association québécoise de télédétection, 2001. Québec. 21-24 August. p.243-250.
- LIU, X.; ZHANG, Z.; PETERSON, J.; CHANDRA, S. The effect of LiDAR data density on DEM Accuracy. In: **Anais** do International Congress on Modelling and Simulation, 2007. Canberra, Australia. Modelling and Simulation Society of Australia and New Zealand Inc., 2007. p.1363-1369.
- LORENZI, H. **Árvores Brasileiras: Manual de identificação e cultivo de plantas arbóreas e nativas do Brasil**. Nova Odessa: Plantarum, 1992. 352 p.
- MACEDO, R. D. C. **Estimativa volumétrica de povoamento clonal de Eucalyptus sp. através de laserscanner aerotransportado**. 2009. 143 f. (Mestrado). Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, Brasil.
- MALTAMO, M.; EERIKÄINEN, K.; PITKÄNEN, J.; HYYPPÄ, J.; VEHMAS, M. Estimation of timber volume and stem density based on scanning laser altimetry and expected tree size distribution functions. **Remote Sensing of Environment**, v. 90, n. 3, p. 319-330, 2004.
- MARTINS, M. S.; CARVALHO, L. M. T. D.; SILVA, C. S. J. E.; VIEIRA, S. R.; AZEVEDO, A. P. S. D. Determinação da altura e estimativa do número de árvores em um povoamento florestal usando LiDAR. In: **Anais** do XIII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto. INPE. Florianópolis: INPE. 3665-3667 p. 2007.
- MCALPINE, R. S.; HOBBS, M. W. Predicting the height to live crown base in plantation of four boreal forest species. **Journal of International Wildlife**, p. 103–106, 1994.
- MCGAUGHEY, R. J.; CARSON, W. W.; REUTEBUCH, S. E.; ANDERSEN, H.-E. **Direct measurement individual tree characteristics from LiDAR data**. 2004.
- MEANS, J. E.; ACKER, S. A.; HARDING, D. J.; BLAIR, J. B.; LEFSKY, M. A.; COHEN, W. B.; HARMON, M. E.; MCKEE, W. A. Use of large-footprint scanning airborne LiDAR to estimate forest stand characteristics in the western cascades of Oregon. **Remote Sensing of Environment**, v. 67, n. 3, p. 298-308, 1999.
- MEANS, J. E.; ACKER, S. A.; FITT, B. J.; RENSLOW, M.; EMERSON, L.; HENDRIX, C. Predicting forest stand characteristics with airborne scanning lidar. **Photogrammetric Engineering & Remote Sensing**, v. 66, n. 11, p. 1367-1371, 2000.
- MENG, X.; WANG, L.; SILVÁN-CÁRDENAS, J. L.; CURRIT, N. A multi-directional ground filtering algorithm for airborne LIDAR. **ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.**, v. 64, p. 117-124, 2009.
- MENG, X.; CURRIT, N.; ZHAO, K. Ground filtering algorithms for airborne LiDAR Data: A Review of Critical Issues. **Remote Sensing**, v. 2, n. 3, p. 833-860, 2010.

- MITSOPOULOS, I. D.; DIMITRAKOPOULOS, A. P. Canopy fuel characteristics and potential crown fire behavior in Aleppo pine (*Pinus halepensis* Mill.) forests. *Ann. For. Sci.*, v. 64, n. 3, p. 287-299, 2007.
- MORSDORF, F.; MEIERA, E.; KOTZA, B.; ITTENA, K. I.; DOBBERTINC, M.; ALLGOWERB, B. LIDAR-based geometric reconstruction of boreal type forest stands at single tree level for forest and wildland fire management. **Remote Sensing of Environment**, v. 92, p. 353-362, 2004.
- MOSTAFA, M. M. R.; HUTTON, J. Direct Positioning and Orientation Systems - How do they work ? What is the attainable accuracy ? In: **Anais** do American Society of Photogrammetry and Remote Sensing (ASPRS) Annual Conference, 2001. St. Louis, Missouri. April 23 - 27.
- MUTLU, M.; POPESCU, S. C.; STRIPLING, C.; SPENCER, T. Mapping surface fuel models using lidar and multispectral data fusion for fire behavior. **Remote Sensing of Environment**, v. 112, p. 274-285, 2008a.
- MUTLU, M.; POPESCU, S. C.; ZHAO, K. Sensitivity analysis of fire behavior modeling with LIDAR-derived surface fuel maps. **Forest Ecology and Management**, v. 256, p. 289-294, 2008b.
- NÆSSET, E. Determination of mean tree height of forest stands using airborne laser scanner data. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. 52, n. 2, p. 49-56, 1997.
- NÆSSET, E. Predicting forest stand characteristics with airborne scanning laser using a practical two-stage procedure and field data. **Remote Sensing of Environment**, v. 80, n. 1, p. 88-99, 2002.
- NÆSSET, E.; ØKLAND, T. Estimating tree height and tree crown properties using airborne scanning laser in a boreal nature reserve. **Remote Sensing of Environment**, v. 79, n. 1, p. 105-115, 2002.
- NÆSSET, E.; GOBAKKEN, T. Estimating forest growth using canopy metrics derived from airborne laser scanner data. **Remote Sensing of Environment**, v. 96, n. 3-4, p. 453-465, 2005.
- NELSON, T.; NIEMANN, K. O.; WULDER, M. A. Spatial statistical techniques for aggregating point objects extracted from high spatial resolution remotely sensed imagery. **Journal of Geographical Systems**, v. 4, n. 4, p. 423-433, 2002.
- NILSSON, M. Estimation of tree heights and stand volume using an airborne LiDAR system. **Remote Sensing of Environment**, v. 56, p. 1-7, 1996.
- NPS. National Park Service - Yosemite National Park. 2010. <http://www.nps.gov/yose/>
Acessado em: 12/04/2010
- NPS. Yosemite National Park and environs comprehensive mapping classification and photo interpretation report. USGS Vegetation Mapping Program. AERIAL INFORMATION SYSTEMS, I. 1: 304 p. 2007.
- NYSSÖNEN, A. Aerial photographs of tropical forests. **Unasyuva** - No. 64, v. 64, n. 1, 1962.

- OONO, K.; NUMATA, Y.; HIRANO, A. An improved method of individual tree detection using airborne LiDAR. In: **Anais do SilviLaser 2008**, 2008. Edinburgh, UK. Sept. 17-19. p.508-516.
- PACKALÉN, P. **Using airborne laser scanning data and digital aerial photographs to estimate growing stock by tree species**. 2009. 41 f. Faculty of Forest Sciences, University of Joensuu, Joensuu.
- PARKER, R. C.; EVANS, D. L. LiDAR Forest Inventory with Single-Tree, Double-, and Single-Phase Procedures. **International Journal of Forestry Research**, n. Article ID 864108, 6 p., 2009.
- PEEL, M. C.; FINLAYSON, B. L.; MCMAHON, T. A. Updated world map of the Köppen-Geiger climate classification. **Hydrol. Earth Syst. Sci.**, v. 11, p. 1633-1644, 2007.
- PERSSON, Å. **Extraction of individual trees using laser RADAR data**. Swedish Defence Research Agency. Linköping: October 2001 p.38. 2001.
- PERSSON, Å.; HOLMGREN, J.; SODERMA, U. Detecting and measuring individual trees using an airborne laser scanner. **Photogrammetric Engineering & Remote Sensing**, v. 68, n. 98, p. 925-932, September 2002.
- PITKÄNEN, J.; MALTAMO, M.; HYYPPÄ, J.; WEI YU, X. Adaptive methods for individual tree detection on airborne laser based Canopy Height Model. In: **Anais do Laser-Scanners for Forest and Landscape Assessment**, 2004. Freiburg, Germany. Institute for Forest Growth, Institute for Remote Sensing and Landscape Information Systems, Albert Ludwigs University p.187-191.
- POPESCU, S. C.; WYNNE, R. H. Seeing the trees in the forest: using Lidar and multispectral data fusion with local filtering and variable window size for estimating tree height. **Photogrammetric Engineering & Remote Sensing**, v. 70, n. 5, May 2004 2004.
- POPESCU, S. C.; WYNNE, R. H.; SCRIVANI, J. A. Fusion of small-footprint LiDAR and multispectral data to estimate plot-level volume and biomass in deciduous and pine forests in Virginia, U.S.A. **Forest Science**, v. 50, n. 4, p. 551-565, 2004.
- RAMOS, A. M.; LEANDRO, D.; HUINCA, S. M.; KRUEGER, C. P.. Análise da acurácia horizontal do posicionamento gps diferencial empregado em levantamentos hidrográficos a partir de sistemas DGPS In: **Anais do II Simpósio Brasileiro de Geomática e V Colóquio de Ciências Geodésicas**, 2007. Presidente Prudente, Brasil.
- REITBERGER, J.; KRZYTEK, P.; STILLA, U. Analysis of fullwaveform LiDAR data for tree species classification. **International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences**, 2006. Bonn, Germany. p.228-233.
- REUTEBUCH, S. E.; MCGAUGHEY, R. J.; ANDERSEN, H.-E.; CARSON, W. W. Accuracy of a high-resolution LiDAR terrain model under a conifer forest canopy. **Can. J. Remote Sensing**, v. 29, n. 5, p. 527-535, 2003.
- RIAÑO, D.; MEIER, E.; ALLGÖWER, B.; CHUVIECO, E.; USTIN, S. L. Modeling airborne laser scanning data for the spatial generation of critical forest parameters in fire behavior modeling. **Remote Sensing of Environment**, v. 86, n. 2, p. 177-186, 2003.
- RIAÑO, D.; CHUVIECO, E.; USTIN, S. L.; SALAS, J.; RODRÍGUEZ-PÉREZ, J. R.; RIBEIRO, L. M.; VIEGAS, D. X.; MORENO, J. M.; FERNÁNDEZ, H. Estimation of shrub height for fuel-type mapping combining airborne LiDAR and simultaneous color infrared ortho imaging. **International Journal of Wildland Fire**, v. 16, p. 341-348, 2007.

- ROBERTS, S. D.; DEAN, T. J.; EVANS, D. L.; MCCOMBS, J. W.; HARRINGTON, R. L.; GLASS, P. A. Estimating individual tree leaf area in loblolly pine plantations using LIDAR-derived measurements of height and crown dimensions. **Forest Ecology and Management**, v. 213, p. 54-70, 2005.
- RODERJAN, C. V.; GALVÃO, F.; KUNIYOSHI, Y. S.; HATSCBACH, G. G. As unidades fitogeográficas do Estado do Paraná. **Ciência e Ambiente**, v. 1, Santa Maria, p. 75-92, 2002.
- ROFF, A.; GOODWIN, N.; MERTON, R. **Assessing fuel loads using remote sensing**. University of New South Wales. Sydney, Australia, p.11. 2005
- ROGERS, E. J. Estimating tree height from shadows on vertical aerial photographs. Philadelphia, PA: U.S. Department of Agriculture, Forest Service, **Northeastern Forest Experiment Station**: 1-16 p. 1947.
- RONDON NETO, R. M.; KOZERA, C.; ANDRADE, R. R.; CECY, A. T.; HUMMES, A. P.; FRITZONS, E.; CALDEIRA, M. V. W.; MACIEL, M. N. M.; SOUZA, M. K. F. Caracterização florística e estrutural de um fragmento de Floresta Ombrófila Mista, em Curitiba, PR – Brasil. **Revista Floresta**. Curitiba: FUPEF. 32: 3-16 p. 2002.
- SAEEDI, S.; SAMADZADEGAN, F.; EL-SHEIMY, N. Object extraction from lidar data using an artificial swarm bee colony clustering algorithm. In: **Anais** do CMRT09, 2009. Paris, France. IAPRS, 3-4 September, 2009.
- SALLEM, S. F. As inovações do laser aerotransportado: suas vantagens para mapeamento de dutos. Rio Pipeline Conference & Exposition. IBP. Rio de Janeiro, Brasil. 1 2007.
- SCHMIDT, J.; HEWITT, A. Fuzzy land element classification from DTMs based on geometry and terrain position. **Geoderma**, v. 121, n. 3-4, p. 243-256, 2004.
- SCOLFORO, J. R. S.; FIGUEIREDO FILHO, A. **Biometria Florestal: medição e volumetria de árvores**. Lavras: UFLA/FAEPE, 1998. 310 p.
- SCOTT, J. H.; REINHARDT, E. D. **Assessing crown fire potential by linking models of surface and crown fire behavior**. Fort Collins, CO: U.S. Department of Agriculture, Forest Service, Rocky Mountain Research Station. RMRS-RP-29: 59 p. 2001.
- SERRA, J. **Image analysis and mathematical morphology**. London: Academic Press, 1982. 610 p.
- SIEPMANN, J. P. Fusion of current technologies with real-time 3D MEMS ladar for novel security and defense applications. In: **Anais** do Laser Radar Technology and Applications XI, 2006. Orlando (Kissimmee), FL, USA. 1: SPIE..
- SILVA, F. A.; RIBAS, W. K. Perfilamento laser em áreas densamente florestadas. In: **Anais** do Rio Pipeline Conference & Exposition. IBP. Rio de Janeiro, Brasil. 2007.
- SITHOLE, G.; VOSSelman, G. Comparison of filtering algorithms. In: **Anais** do 3-D reconstruction from airborne laserscanner and InSAR data International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2003. Dresden, Germany. 8-10 October 2003. p.71-78.

- SITHOLE, G.; VOSSSELMAN, G. Experimental comparison of filter algorithms for bare-Earth extraction from airborne laser scanning point clouds. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. 59, n. 1-2, p. 85-101, 2004.
- SKOWRONSKI, N.; CLARK, K.; NELSON, R.; HOM, J.; PATTERSON, M. Remotely sensed measurements of forest structure and fuel loads in the Pinelands of New Jersey. **Remote Sensing of Environment**, v. 108, n. 2, p. 123-129, 2007.
- SMITH, D. E.; ZUBER, M. T.; ABSHIRE, J. B. Mars Observer laser altimeter investigation. In: BILL, P. C.; ANDY, D., et al, 1993. **SPIE**. p.14-18.
- SOARES, C. P. B.; NETO, F. P.; SOUZA, A. L. D. **Dendrometria e inventário florestal**. UFV. Viçosa: 2006. 276 p.
- SOARES, R. V.; BATISTA, A. C. **Incêndios florestais: controle, efeitos e uso do fogo**. Curitiba: 2007. 264 p.
- SPURR, S. H. **Photogrammetry and photo-interpretation**. New York: The Ronald Press Company, 1960.
- STOVALL, S. H. **Basic Inertial Navigation**, Naval Air Warfare Center Weapons Division, September 1997. 34p.
- SUÁREZ, J. C.; ONTIVEROS, C.; SMITH, S.; SNAPE, S. Use of airborne LiDAR and aerial photography in the estimation of individual tree heights in forestry. **Computers & Geosciences**: Elsevier Ltd. 31: 253-262 p. 2005.
- TAGUCHI, H.; ENDO, T.; SETOJIMA, M.; YASUOKA, Y. A New method for individual tree detection using airborne LiDAR pulse data. In: Anais do ACRS, 27th Asian Conference on Remote Sensing, 2006.
- TAKAHASHI, T.; YAMAMOTO, K.; SENDA, Y.; TSUZUKU, M. Estimating individual tree heights of sugi (*Cryptomeria japonica* D. Don) plantations in mountainous areas using small-footprint airborne LiDAR. **Journal of Forest Research**, v. 10, n. 2, p. 135-142, 2005.
- TAKAHASHI, T.; YAMAMOTO, K.; MIYACHI, Y.; SENDA, Y.; TSUZUKU, M. The penetration rate of laser pulses transmitted from a small-footprint airborne LiDAR: a case study in closed canopy, middle-aged pure sugi (*Cryptomeria japonica* D. Don) and hinoki cypress (*Chamaecyparis obtusa* Sieb. et Zucc.) stands in Japan. **Journal of Forest Research**, v. 11, n. 2, p. 117-123, 2006.
- TEIXEIRA, W. L. E. **Aquisição e construção de modelos estáticos análogos a reservatórios petrolíferos com tecnologia LIDAR e GEORADAR**. 2008. 99 p. (Mestrado). Universidade Federal do Rio Grande do Norte, Natal - RN, Brasil
- TIEDE, D.; HOCHLEITNER, G.; BLASCHKE, T. A full GIS-based workflow for tree identification and tree crown delineation using laser scanning. In: **Anais do IAPRS**. Vienna, Austria: IAPRS. Vol. XXXVI, Part 3/W24: 9-14 p. 2005.
- TURNER, R. An overview of Airborne LiDAR applications in New South Wales state forests. In: **Anais do ANZIF Conference**. Opal Cove, Coffs Harbour NSW. 1: (22 pages) p. 2007.
- VAN WAGNER, C. E. Prediction of crown fire behavior in two stands of jack pine. **Can. J. For. Res.**, v. 23, p. 442-449, 1993.

- VARGA, T. A.; ASNER, G. P. Hyperspectral and LiDAR remote sensing of fire fuels in Hawaii Volcanoes National Park. **Ecol Appl.**, v. 18, n. 3, p. 613-623, April 2008.
- VAUHKONEN, J. **Estimating single-tree attributes by airborne laser scanning: methods based on computational geometry of the 3-D point data**. 2010. Department of Forest Sciences, University of Helsinki, Helsinki, Finland.
- VOSELMAN, G. Slope based filtering of laser altimetry data. **International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing**. Amsterdam. vol. XXXIII, B4: 958-964 p. 2000.
- WACK, R.; WIMMER, A. Digital terrain models from airborne laser scanner data – a grid based approach. **International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing**. Wastiangasse 6, 8010 Graz, Austria. XXXIV / 3B 2002.
- WAGNER, W.; ULLRICH, A.; MELZER, T.; BRIESE, C.; KRAUS, K. From Single-pulse to Fullwaveform Airborne Laser Scanners: Potential and Practical Challenges. In: **Anais do XXth ISPRS Congress, International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing**, 2004. Istanbul, Turkey. 12-23 July 2004. p.201-206.
- WAGNER, W.; ULLRICH, A.; DUCIC, V.; MELZER, T.; STUDNICKA, N. Gaussian decomposition and calibration of a novel small-footprint full-waveform digitising airborne laser scanner. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. 60, n. 2, p. 100-112, 2006.
- WEHR, A.; LOHR, U. Airborne laser scanning--an introduction and overview. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. 54, n. 2-3, p. 68-82, 1999. ISSN 0924-2716.
- WEST, P. W. **Tree and forest measurement**. 2nd ed. 2009. 190 p.
- WICHMANN, V.; RUTZINGER, M.; VETTER, M. Digital terrain model generation from airborne laser scanning point data and the effect of grid-cell size on the simulation results of a debris flow model. In: **SAGA - Seconds-out 2008**. Hamburg. Hamburger Beiträge zur Physischen Geographie und Landschaftsökologie. 2008. p.103-113.
- WILLGALIS, S.; SEEBER, G.; KRUEGER, C.P.; ROMÃO, V.M.C. A real time reference network for Recife, Brazil, enabling precise and reliable cadastral surveys. In: **Anais do FIG XXII International Congress**, Washington, D.C. USA, 2002, p. 1-14.
- WILLIAMS, M. S.; BECHTOLD, W. A.; LABAU, V. J. Five Instruments for measuring tree height: An Evaluation. **Southern Journal of Applied Forestry**, v. 18, p. 76-82, 1994.
- XIANG, S.; CHEN, S.; WU, X.; XIAO, D.; ZHENG, X. Study on fast linear scanning for a new laser scanner. **Optics & Laser Technology**, v. 42, n. 1, p. 42-46, February, 2010.
- YU, X.; HYYPPÄ, J.; KAARTINEN, H.; MALTAMO, M. Automatic detection of harvested trees and determination of forest growth using airborne laser scanning. **Remote Sensing of Environment**, v. 90, n. 4, p. 451-462, 2004.
- YU, X. **Methods and techniques for forest change detection and growth estimation using airborne laser scanning data**. 2008. 55 f. (Doctor). Department of Surveying, Helsinki University of Technology, Helsinki.

- ZANDONÁ, D. F.; LINGNAU, C.; NAKAJIMA, N. Y. Utilização da tecnologia LiDAR para obtenção de altura individual e delimitação automática de copas em povoamento de *Pinus sp.* In: **Anais** do XIII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto. INPE. Florianópolis, Brasil. I: 3963-3700 p. 2007.
- ZANDONÁ, D. F.; LINGNAU, C.; NAKAJIMA, N. Y. Varredura a Laser aerotransportado para estimativa de variáveis dendrométricas. **Scientia Forestalis**. Piracicaba, Brasil. 36: 295-306 p. 2008.
- ZAREMBA, M. B.; GOUGEON, F. A. Fusion of high-resolution satellite and LiDAR data for individual tree recognition. **Electrical and Computer Engineering**, CCECE '06, 2006. Ottawa, Ont., May 2006. p.1112-1115.
- ZHANG, K.; CHEN, S.-C.; WHITMAN, D.; SHYU, M.-L.; YAN, J.; ZHANG, C. A progressive morphological filter for removing non-ground measurements from airborne LIDAR data. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 41, n. 4, p. 872-882, 2003.
- ZHANG, K.; WHITMAN, D. Comparison of three algorithms for filtering airborne LiDAR data. **Photogrammetric Engineering & Remote Sensing**, v. 71, n. 3, p. 313-324, 2005.
- ZHANG, K. Identification of gaps in mangrove forests with airborne LiDAR. **Remote Sensing of Environment**, v. 112, n. 5, p. 2309-2325, 2008.
- ZIMBLE, D. A.; EVANS, D. L.; CARLSON, G. C.; PARKER, R. C.; GRADO, S. C.; GERARD, P. D. Characterizing vertical forest structure using small-footprint airborne LiDAR. **Remote Sensing of Environment**, v. 87, p. 171-182, 2003.