



**UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARÁ
INSTITUTO DE GEOCIÊNCIAS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM GEOLOGIA E GEOQUÍMICA**

DISSERTAÇÃO DE MESTRADO Nº 437

**MAPEAMENTO DOS PARÂMETROS FLORÍSTICOS E
ESTRUTURAIS DE FLORESTA DE MANGUE COM DADOS
LIDAR E SRTM.**

Dissertação apresentada por:

MARIA RAFAELA BRAGA SALUM DE ABREU

Orientador: Prof. Pedro Walfir Martins e Souza Filho (UFPA)

Coorientador: Prof. Marcus Emanuel Barroncas Fernandes (UFPA)

**BELÉM
2014**

Dados Internacionais de Catalogação de Publicação (CIP)

Abreu, Maria Rafaela Braga Salum de, 1985-

Mapeamento dos parâmetros florísticos e estruturais de floresta de mangue com dados LiDAR e SRTM / Maria Rafaela Braga Salum de Abreu. – 2014.

Orientador: Pedro Walfir Martins e Souza Filho

Coorientador: Dr. Marcus Emanuel Barroncas Fernandes

Dissertação (Mestrado) – Universidade Federal do Pará, Instituto de Geociências, Programa de Pós-Graduação em Geologia e Geoquímica, Belém, 2014.

1. Sensoriamento Remoto. 2. Florestas de mangue. 3. Shuttle Radar Topography Mission. I. Título.

CDD 22. ed. 621.3678



Universidade Federal do Pará
Instituto de Geociências
Programa de Pós-Graduação em Geologia e Geoquímica

**MAPEAMENTO DOS PARÂMETROS FLORÍSTICOS E
ESTRUTURAIS DE FLORESTA DE MANGUE COM DADOS
LIDAR E SRTM.**

DISSERTAÇÃO APRESENTADA POR

MARIA RAFAELA BRAGA SALUM DE ABREU

**Como requisito parcial à obtenção do Grau de Mestre em Ciências na Área de
GEOLOGIA.**

Data de Aprovação: 24 / 06 / 2014

Banca Examinadora:

Prof. Pedro Walfir Martins e Souza Filho
(Orientador-UFPA)

Prof. Marc Simard
(Membro-Jet Propulsion Laboratory)

Prof. Mário Luiz Gomes Soares
(Membro-UERJ)

Dedico este trabalho à comunidade científica, para que possa contribuir com o entendimento sobre os manguezais da Amazônia brasileira.

AGRADECIMENTOS

- Ao Orientador Prof. Dr. Pedro Walfir pela orientação, confiança, consideração e generosidade que me permitiram sonhar com os pés no chão e ao meu Co-orientador Prof. Dr. Marcus Fernandes pelos ensinamentos sobre o manguezal e ao apoio laboratorial.
- Ao Programa de Pós-Graduação em Geologia e Geoquímica (PPGG) da UFPA pela oportunidade concedida e presteza em resolver burocracias e não medir recursos para um bom desenvolvimento da dissertação.
- Ao Programa de bolsa CAPES pela concessão da bolsa para provimento do mestrado e ao Programa Ciências do Mar financiado pela CAPES e ao Projeto de Demarcação de Terreno de Marinha e seus Acrescidos Naturais ou Artificiais, por meio da determinação da posição da Linha de Preamar Média e da Linha dos Terrenos de Marinha (LTM) financiado pela empresa RDP - Empreendimentos e Serviços Portuários Ltda, que tornou possível o desenvolvimento do trabalho.
- Aos membros da banca examinadora desta dissertação, o pesquisador PhD. Marc Simard e Dr. Mário Soares pela disponibilidade e boa vontade em avaliar este trabalho.
- Aos Professores Dr Dalton Valeriano e Helena França pela carta de recomendação enviada ao Programa PPGG e aos colegas de trabalho Gabriel Moiano, Márcio Valeriano, Michele Cougo e Polyana Bispo pelos ensinamentos.
- Ao Laboratório de Sistema de Informação e Georreferenciamento e o Grupo de Estudos e Pesquisas Estatísticas e Computacionais pelas colaborações do desenvolvimento dos assuntos estatístico. E ao Laboratório de Análise de Imagens do Trópico Úmido – LAIT e em especial ao seu grupo: Edson, Afonso, Lourival, Paulo, Glenda Carvalho, Tainã, Francisco, Diogo, Cândinho, Wilson, Suzan e Isaac pelo apoio logístico prestado no laboratório e campo, cafés e muitas outras situações. E os colegas que contribuíram nos momentos de descontração e auxílios: Lucio, Divi, Luiza, Amintas, Renan, Yuri, Camila, Avens, Arthur, Tai, Aislan, Dani, Julien, Etienne, Adrian, Fred, Wagner, Sadi, Posidonio e Vacaria.

- Familiares e amigos que contribuíram com afeto, carinho, amor, e descontração: Helena Salum (*In memoriam*), Janaína Salum, Ana Maria, Bruna Magalhães, Claudia Nascimento, Maurício, Julia, Juliana, Cláudia , René, Gabriel, Thiago, Priscila F, Katherine, Karla, Felipe Moiano, Mônica, Nikita, Helena, Thaianara, Gaby M, Denise, PC, Jânio.
- Ao Pará, a terra de ensinamento, oportunidade e conquistas e a proteção superior do universo com sua força nunca deixou que eu fraquejasse em toda circunstância da vida. Obrigada.

“It's a new day, it's a new life for me and I'm feeling good”

(Nina Simone)

RESUMO

Este estudo apresenta a estimativa dos parâmetros florísticos e estruturais (determinação da espécie, altura, diâmetro a altura do Peito - DAP e biomassa) do mangue a partir de informações da superfície adquiridas remotamente com os sensores *Laser Detection and Range* (LIDAR), *Shuttle Radar Topography Mission* (SRTM) e ortofotos na Ilha dos Guarás, conjunto de arquipélagos localizado a 30 km da desembocadura do rio Amazonas. Para esse trabalho foram utilizadas informações do SRTM, LIDAR e fotografias aéreas processadas e ortorretificadas durante dois sobrevôos realizados entre o mês de julho e agosto de 2011. Com a ortofoto foi feito o mapa do reconhecimento de unidades geobotânicas que delimitou apenas a classe mangue. Em seguida, foi realizada a correção da altura elipsoidal para a altura ortométrica, onde a nuvem de pontos foi interpolada pelo método vizinho mais próximo, gerando Modelo Digital de Elevação (MDE) LIDAR (*full points*) com RMSE de 0,88 cm e por meio de uma linguagem macro foi estatisticamente separadas as informações do último pulso da superfície, conhecido também por *ground points*. Em seguida, os dados foram interpolados pelo método de *krigeagem* que gerou o valor de Modelo Digital de Superfície (MDS), o qual foi subtraído do MDE. Com base no Modelo Digital de Vegetação (MDV) foram definidos os sítios de coleta e selecionadas as árvores ascendentes, intermediárias e emergentes, porte no qual foi medido o DAP e altura. No total foram coletadas 212 amostras individuais de mangue e para assegurar o nível de acurácia do conjunto coletado, foi realizado o cálculo de RMSE entre as alturas do LIDAR e Campo, que resultou em RMSE= 1,10 m. Os modelos escolhidos para calibração LIDAR e altura de campo foi do tipo linear, com $R^2 = 91\%$ e RMSE= 0,98 cm e para calibração da DAP e altura de campo foi escolhido o modelo Logarítmico $R^2 = 74,1\%$. Nos resultados da calibração do SRTM o modelo logarítmico também foi o mais adequado para a relação entre altura média e SRTM com $R^2 = 91\%$ e RMSE de 2,2 m e DAP Médio e SRTM, com $R^2 = 88\%$ e RMSE 2,2 cm. A partir de um inventário foi realizada a estimativa da biomassa por espécie por meio das equações alométricas de Fromard e posteriormente os resultados foram espacializados em forma de mapas com alto nível de detalhamento oriundo das informações LIDAR e SRTM corrigido e ortofotos.

Palavras-chave: Sensoriamento Remoto, Floresta de Mangue, SRTM.

ABSTRACT

This study estimated the floristic and structural parameters (height, diameter at breast height - DBH and biomass) of mangrove from remote sensing data Laser Detection and Range (LIDAR), Shuttle Radar Topography Mission SRTM and orthophoto on Guarás Island, located 30 km from the mouth of the Amazon River. It was used data from LIDAR, SRTM and ortophotos during overflights. With the orthophoto data it was produced a map of Geobotanic units including only the mangrove area. It was performed the orthometric height correction and the point clouds was interpolated by nearest neighbor Technique, generating Digital Elevation Model (DEM) LIDAR (full points) with RMSE of 0.88 cm and using a computer language it was statistically separated the information of the last pulse of the surface as known as ground points. Thus data was interpolated by kriging method which was subsequently subtracted from the DEM. With Digital Model Height (DMV) values it was defined and selected the study sites and it was measured the trees in three categories: upside, intermediate and emerging trees. Than it was measured DBH and height in these places. 212 samples were collected and it was calculated the RMSE between the heights of the LIDAR and field, that resulted in a RMSE of 1.10 m. The chosen model to cross the information of LIDAR and field was the linear model whit $R^2 = 91\%$ and $RMSE = 0.98$ cm and for DBH and height field it was chosen the logarithmic model with $R^2 = 74.1\%$. In the results of calibration of SRTM data the logarithmic model was also the most appropriate, in the relation of average height with SRTM there was a $R^2 = 91\%$ and $RMSE$ of 2.2 m and to avarage DAP with SRTM the R^2 value was 88% and $RMSE$ of 2.2 cm. With an inventory, biomass per specie data was estimated from field and it was produced maps of biomass per species from LIDAR, corrected SRTM and ortophotos.

Keywords: Remote Sensing, Magrove Forests, SRTM.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

| | |
|---|----|
| Figura 1. Localização da área de estudo - Ilha dos Guarás inserida na Reserva Extrativista Mãe Grande de Curuçá, Curuçá, Pará, Brasil..... | 5 |
| Figura 2: Fluxograma ilustrando as diferentes etapas de aquisição, processamento e análise de dados de sensores remotos e parâmetros biofísicos da vegetação..... | 10 |
| Figura 3: Ambientes Costeiros da Ilha dos Guarás, Reserva Extrativista Mãe Grande de Curuçá, Para, Brasil. | 11 |
| Figura 4. Equação do Índice Kappa. | 13 |
| Figura 5 : Conversão altitude ortométrica (Fonte: adaptado de Ahern,2007). | 14 |
| Figura 6: Filtragem LIDAR: A) Arquivo bruto nuvem de pontos (full points); B) Extração de pontos que corresponde ao artefato nuvem em relação ao MDE. | 15 |
| Figura 7: Filtragem do MDE: A) Pontos na cor Vermelha corresponde ao terreno e na cor Azul pontos referentes ao dossel da vegetação; B) Pontos na cor Vermelha corresponde ao terreno, em branco os espalhamentos de volume, e na cor Azul pontos referentes ao dossel da vegetação. | 15 |
| Figura 8. Equação RMSE. | 16 |
| Figura 9: Sítios de coleta na área de estudo na ilha dos Guarás, Pará, Brasil. | 17 |
| Figura 10: Medida da Altura da Árvore. DF = Distância da Estação total e a folha mais alta e DBT = distância da estação total em relação base do tronco. | 18 |
| Figura 11: Medidas de DAP: A) Medida de DAP da espécie L. racemosa; B) Medida de DAP da espécie R. mangle. | 18 |
| Figura 12: Análise das medidas entre os sensores remotos e dados de campo da Ilha dos Guarás inserida na área de estudo..... | 19 |
| Figura 13. Equação da Regressão Linear. | 20 |
| Figura 14: Fluxograma SRTM. | 22 |
| Figura 15. Resultados do processamento das imagens de elevação: A) MDE do LIDAR; B) MDV do LIDAR; C) MDT do LIDAR; D) MDE do SRTM.. | 25 |
| Figura 16: Modelos de regressão ajustados aos dados com os coeficientes de determinação entre as variáveis da altura medida em Campo versus altura medida pelo LIDAR, ambas expressas em metros. | 27 |
| Figura 17: Análise Linearidade entre os resíduos e os valores preditos entre a relação das variáveis Altura medida em Campo e Altura LIDAR: A) Modelo de Regressão Linear; B) | |

| | |
|--|----|
| Modelo de Regressão Quadrática; C) Modelo de Regressão Cúbica; D) Modelo de Regressão Exponencial; E) Modelo de Regressão Potência; F) Modelo de Regressão Logarítmico..... | 28 |
| Figura 18: A) Comparação entre o LIDAR corrigido e a altura medida no campo; B) Comparação entre o LIDAR não corrigido e a altura medida no campo. | 29 |
| Figura 19: Correlação de Pearson: MDV LIDAR, Altura em Campo e DAP..... | 30 |
| Figura 20: Modelos de regressão ajustados aos dados com os coeficientes de determinação entre as variáveis DAP e altura em campo. | 30 |
| Figura 21: Análise de linearidade entre os resíduos e os valores preditos entre a relação das variáveis DAP e altura medida em campo: A) Modelo de Regressão Linear; B) Modelo de Regressão Quadrática; C) Modelo de Regressão Cúbica; D) Modelo de Regressão Exponencial; E) Modelo de Regressão Potência; F) Modelo de Regressão Logarítmico..... | 32 |
| Figura 22: Modelos de regressão ajustados aos dados com os coeficientes de determinação entre as variáveis DAP e LIDAR. | 33 |
| Figura 23: Análise de linearidade entre as variáveis preditas e os resíduos: A) Modelo de Regressão Linear; B) Modelo de Regressão Quadrática; C) Modelo de Regressão Cúbica; D) Modelo de Regressão Exponencial; E) Modelo de Regressão Potência; F) Modelo de Regressão Logarítmico. | 34 |
| Figura 24: Correlação de Pearson: SRTM, Altura média, Altura máxima, Altura mínima, DAP médio, DAP máximo e DAP mínimo..... | 36 |
| Figura 25: Modelos de regressão ajustados aos dados com os coeficientes de determinação entre as variáveis: A) Altura máxima SRTM e LIDAR; B) Altura Média SRTM e LIDAR; C) Altura Mínima SRTM e LIDAR. | 37 |
| Figura 26: Coeficientes de determinação Altura SRTM: A) SRTM e LIDAR DAP Máximo; B) SRTM e LIDAR DAP Médio; C) SRTM e LIDAR DAP Mínimo..... | 39 |
| Figura 27: Calibração dos dados SRTM: A) SRTM não Calibrado (Cor Preta) e LIDAR Altura Média (Cor vermelha); B) SRTM Calibrado para Altura Média LIDAR (cor Preta) e LIDAR Altura Média (cor Vermelha); C) SRTM não Calibrado (Cor Preta) e LIDAR Altura Máxima (Cor Vermelha) SRTM Calibrado com Altura Máxima (Cor Preta) e LIDAR Altura Máxima; E) SRTM não Calibrado (Cor Preta) e DAP Médio LIDAR(Cor Vermelha) e ; F) SRTM Calibrado para DAP Médio (Cor Preta) e LIDAR Dap Médio (Cor Vermelha); G) SRTM não Calibrado (Cor Preta) e LIDAR DAP Máximo (Vermelha); H) SRTM Calibrado para DAP Médio (Cor Preta) e LIDAR DAP Máximo (Cor Vermelha)..... | 42 |
| Figura 28: Mapa de distribuição das espécies mangue..... | 43 |

| | |
|--|----|
| Figura 29: Mapa de distribuição da biomassa da floresta de mangue estimada a partir dos dados: A) LIDAR em Mg/m ² ; e B) SRTM em Mg/ha. | 45 |
| Tabela 1 : Metadado dos sensores. | 7 |
| Tabela 2: Medidas de acurácia das ortofotos, (LEICA, 2009). | 9 |
| Tabela 3: Funções de pertinência a partir das observações em campo na ilha do Guarás/Reserva Extrativista Mãe Grande de Curuçá, Curuçá, Pará, Brasil. | 12 |
| Tabela 4: Equações Alométricas da estimativa de biomassa segundo Frommard et al. (1998). | 19 |
| Tabela 5: Características das imagens processadas. Alturas em metros(m)..... | 25 |
| Tabela 6: Modelos de regressão e equações utilizados neste trabalho para as variáveis Altura Campo e Altura LIDAR | 27 |
| Tabela 7: Resultado do valor de RMSE, Média dos Erros, e Desvio padrão para cada modelo de regressão. | 29 |
| Tabela 8. Ajustamento das curvas para cada modelo com as variáveis DAP e LIDAR corrigido. | 31 |
| Tabela 9: Valores do RMSE em centímetros para cada Modelo de Regressão da Variável DAP. | 32 |
| Tabela 10: Ajustamento das curvas para cada modelo com as variáveis para as variáveis DAP e LIDAR | 33 |
| Tabela 11: Valores do RMSE em centímetros para cada Modelo de Regressão da Variável DAP. | 35 |
| Tabela 12: Ajustamento das curvas da variável altura do SRTM para cada modelo matemático..... | 38 |
| Tabela 13: Valores do RMSE em centímetros para cada Modelo de Regressão da Variável altura SRTM DAP. | 40 |

SUMÁRIO

| | |
|--|------|
| DEDICATÓRIA | ii |
| AGRADECIMENTOS | iii |
| RESUMO | vi |
| ABSTRACT | vii |
| LISTA DE ILUSTRAÇÕES | viii |
| 1. INTRODUÇÃO | 1 |
| 1.1. HIPÓTESE, OBJETIVOS E METAS | 4 |
| 2. ÁREA DE ESTUDO | 5 |
| 3. MATERIAL E MÉTODO | 7 |
| 3.1. CONJUNTO DE DADOS UTILIZADOS | 7 |
| 3.1.1. LIDAR | 7 |
| 3.1.2. SRTM | 8 |
| 3.1.3. Ortofoto | 8 |
| 3.1.4. Dados de campo | 9 |
| 3.2.1. Reconhecimento das principais unidades geobotânicas | 10 |
| 3.2.2. Classificação orientada a objetos | 12 |
| 3.2.2.1. Segmentação | 12 |
| 3.2.2.2. Avaliação da Acurácia | 13 |
| 3.2.3. Processamento dos dados LIDAR | 14 |
| 3.2.4. Processamento dos dados SRTM | 16 |
| 3.2.5. Informações florísticas e estruturais coletadas em campo | 17 |
| 3.2.6. Modelagem florística e estruturais com dados LIDAR e SRTM | 19 |
| 3.2.7. Geração de mapas de biomassa com LIDAR e SRTM | 23 |
| 4. RESULTADOS | 24 |
| 4.1. COMPONENTES FLORÍSTICOS E ESTRUTURAIS | 24 |
| 4.2. ANÁLISE ESTATÍSTICA DOS DADOS LIDAR E SRTM | 24 |
| 4.3. ANÁLISE ESTATÍSTICA DOS DADOS DE DAP | 29 |
| 4.4. ANÁLISE ESTATÍSTICA DOS DADOS DE ELEVAÇÃO SRTM | 35 |
| 4.5. MAPA DAS ESPÉCIES DE MANGUE A PARTIR DA CLASSIFICAÇÃO DE FOTOGRAFIA DIGITAIS DE ALTA RESOLUÇÃO | 43 |
| 4.6. ESTIMATIVA DA BIOMASSA | 44 |
| 5. DISCUSSÃO | 46 |
| 6. CONCLUSÃO | 51 |
| REFERÊNCIAS | 52 |

1. INTRODUÇÃO

Os manguezais são as únicas florestas que se desenvolvem na confluência da terra e do mar em regiões tropicais e subtropicais. Árvores ou arbustos de mangue desenvolvem-se em áreas protegidas, com baixa energia de onda, propícias para a acumulação de sedimentos finos, sobre os quais plantas lenhosas se enraízam e crescem. As florestas de mangue são arquiteturalmente simples quando comparadas às florestas ombrófilas, e apresentam uma diversidade de espécies muito menor que de outras florestas tropicais (Alongi, 2002).

A quantificação dos parâmetros biofísicos é importante para compreender melhor a dinâmica da floresta e a sua relação com a formação geológica, conseqüentemente a geomorfologia deste ecossistema. Estudos recentes têm demonstrado a possibilidade de estimar os parâmetros florísticos e estruturais por meio do sensoriamento remoto no ecossistema manguezal (Wang & Inhof, 1993; Lucas et al. 2002; Kovacs et al. 2004; Simard et al. 2006, Proisy et al. 2009).

O monitoramento da alteração das características biofísicas do mangue, tais como altura e diâmetro da árvore na altura do peito (DAP) são considerados características físicas fundamentais que são úteis para estimar outros parâmetros essenciais, como, por exemplo, a biomassa. Segundo Schaeffer-Novelli & Cintrón (1986), a biomassa do mangue é o material biológico constituído por folhas, troncos e galhos em matéria seca. Em particular, a biomassa tem um papel fundamental referente à redução e ciclagem das emissões de carbono (Kristensen et al., 2008).

Tradicionalmente, os parâmetros biofísicos da floresta são recolhidos e determinados por observações de campo, a partir de amostragens por parcela. Em seguida, as variáveis biofísicas das árvores são medidas manualmente. Este método é trabalhoso e pouco prático quando aplicado à grandes extensões (Zang et al. 2003). Normalmente, o acesso às florestas de mangue é mais difícil do que em outros tipos de floresta. Esta dificuldade resulta principalmente em virtude da natureza do sedimento, tipo de raízes, e ocorrência nas zonas de entremarés (Cole et al. 1999; Malthus et al. 2003). Diferentes técnicas de sensoriamento remoto já foram aplicadas para estimar os parâmetros biofísicos da floresta de mangue em diferentes regiões do planeta. Estas técnicas tem demonstrado um alto potencial para estimativa da biomassa em áreas de manguezal (Kuenzer et al. 2011).

As características biofísicas são obtidas utilizando vários tipos de sensores, incluindo fotografias aéreas, imagens ópticas de média e alta resolução, dados hiperspectrais, e observações com sensores nas microondas (Lucas et al. 2002; Myint et al. 2008). No entanto, é difícil extrair os parâmetros de suporte da árvore, como por exemplo, a altura da árvore e do perfil do dossel com estes tipos de dados, porque elas não contêm informação na dimensão vertical (Kuenzer et al. 2011, Malthus et al. 2003; Lovell et al. 2005).

Estudos mostram também que o efeito da geomorfometria pode influenciar na caracterização florístico estrutural em ambiente de terra firme (Kellndorfer et al. 2004). Bispo et al. (2009, 2012) através de dados de sensoriamento remoto e de produtos TOPODATA derivados da correção geostatística da imagem do Shuttle Radar Topography Mission (SRTM) demonstraram bons resultados no reconhecimento da vegetação e dos parâmetros florístico de terra firme. Entretanto, Kellndorfer et al. (2004), Valeriano et al. (2006), Valeriano & Rosseti (2012) comentam em seus estudos que o SRTM tem certa limitação em medir a altura das árvores, pois o produto interferométrico não corresponde à irradiação advinda exatamente do topo das copas das árvores, mas sim da penetrabilidade da banda C ($\lambda \sim 5$ cm) no dossel da vegetação, causando um espalhamento volumétrico da radiação nas microondas.

A altura das árvores em geral podem ser medidas a partir do uso de pares estereoscópicos de imagens de sensores remotos (indireto) e em campo (*in situ*). No passado era possível medir a altura do mangue por meio da altura extraída através de pares estereoscópicos oriundos das fotografias aéreas de alta resolução (Tickle, 2006; Mitchel et al. 2007). Esta técnica foi aprimorada e com a tecnologia “*laser*” desenvolvida na década de 90, associada com fotografias aéreas. Esta técnica passou a ser utilizada como suporte óptico na identificação das espécies vegetais e a altura das mesmas passou a ser mensurada pelo sensor “*laser*” (Jensen, 2000).

Esta nova potencialidade disponível para a determinação da topografia e do parâmetro florísticos e estruturais do mangue associa sobrevôos do instrumento aerotransportado com o sistema “*Laser Detection and Range*” (LIDAR) e fotografias aéreas de alta resolução espacial (sub-centímetrica). Além disso, funciona com sistema de imageamento com fonte de energia própria, ou seja, é um sensor ativo, com a capacidade de fazer sobrevôos em baixas altitudes, em qualquer período do dia e minimiza os efeitos de nuvens e de chuva, que impõem restrições aos sensores passivos (Paradella et al. 2005; Sadro et al. 2007; Knight et al. 2009).

Estudos que utilizam informações do LIDAR no ecossistema manguezal foram desenvolvidos por Simard et al., (2006). Estes estudos impulsionaram a compressão dos parâmetros estruturais da vegetação obtidos a partir do LIDAR na floresta de mangue do Parque Nacional Everglades no Estado da Flórida, nos Estados Unidos da América. Simard et al. (2007) utilizaram métodos sistemáticos com base no SRTM e ICESatGLAS para calibrar os parâmetros estruturais da floresta de mangue em Ciénaga Grande de Santa Marta, na Colômbia. Kovacs et al. (2010) com base em informações de campo e dados de sensoriamento remoto obtiveram informações de espécies de mangue e índice de área foliar (IAF) na Guiné, no continente africano. Proisy et al. (2009), utilizando LIDAR e fotografias aéreas obtiveram ótimos resultados em relação à posições planimétricas de árvores de mangue jovem na Guiana Francesa.

Outros estudos sobre dados morfométricos (altitude e inclinação) e parâmetros florísticos e estruturais de florestas de mangue forma desenvolvidos por Harding et al., (2001); Simard et al. (2006); Simard et al. (2007). Contudo, estas pesquisas estudaram apenas os parâmetros estruturais da floresta de mangue com o estabelecimento de parcelas e não aproveitaram a alta resolução espacial que os dados do sensor LIDAR oferecem.

Hyppa et al. (2000), Lefsky et al. (2005), Kwak et al. (2007), Baltasavias (2008), Barbier et al. (2010) e Korhonen et al. (2011) apresentaram estudos utilizando LIDAR e fotografias aéreas para a identificação e quantificação do parâmetro biofísico estrutural como diâmetro à altura do peito (DAP) e diâmetro da área basal (DAB) para cada indivíduo em florestas reflorestadas com Pinus. Simard et al. (2006) obtiveram informação florísticos e estruturais em macro escala em ambiente de mangue, embora não tenha enfatizado o teor estático dos modelos e as informações de acurácia do LIDAR.

A fim de contribuir para o entendimento da relação existente entre os parâmetros biofísicos e as espécies vegetais, essa pesquisa tem como objetivo produzir um mapa de altura, de diâmetro na altura do peito e de biomassa da vegetação de mangue a partir de dados LIDAR e de fotografia aéreas de alta resolução espacial na Reserva Extrativista (RESEX) Marinha de Mãe Grande de Curuçá, localizada no norte do Brasil. Adicionalmente, pretende-se utilizar as informações ajustadas do LIDAR para desenvolver um modelo de estimativa de parâmetros biofísicos com base nos dados SRTM, a fim de no futuro podermos validar um modelo para a costa de manguezais da Amazônia.

1.1. HIPÓTESE, OBJETIVOS E METAS

Hipótese: Parâmetros biofísicos da vegetação obtidos em campo apresentam alto grau de correlação com aqueles derivados dos dados LIDAR, SRTM e fotografias aéreas de alta resolução.

Objetivo geral: reconhecer as espécies de mangue, determinar sua altura, estrutura de dossel de árvores de mangue, DAP e biomassa a partir do uso de dados LIDAR, SRTM e fotografias aéreas de alta resolução da Reserva Extrativista Mãe Grande de Curuçá, no norte do Brasil.

Objetivo específicos:

- Coletar *in situ* dados biofísicos da vegetação de mangue (diâmetro de tronco na altura do peito, área Basal, altura da árvore e diâmetro do dossel) e calcular a biomassa;
- Avaliar o desempenho de filtros para gerar o modelo digital de elevação (MDE) do dossel da vegetação com dados LIDAR e comparar com os modelos de elevação gerados pelo SRTM e fotografias aéreas;
- Correlacionar os dados biofísicos obtidos em campo com os obtidos a partir das imagens LIDAR e SRTM;
- Gerar uma equação para calcular as informações biofísicas dos bosques de manguezal utilizando informações altimétricas dos sensores LIDAR, SRTM;
- Gerar um mapa de classificação utilizando a informação espectral do alvo na fotografia aérea e a altura através do MDE;
- Avaliar o desempenho de filtros para gerar o modelo digital de elevação (MDE) do dossel da vegetação com dados LIDAR e comparar com os modelos de elevação gerados pelo SRTM e fotografias aéreas;
- Gerar MDE do dossel, DAP e Biomassa da vegetação com alta exatidão;

2. ÁREA DE ESTUDO

A área de estudo está localizada na planície costeira de Curuçá, localizada a aproximadamente 30 km, a leste da foz do rio Amazonas, na unidade da Reserva Extrativista (RESEX) Mãe Grande Curuçá, que compreende as ilhas Marítima (Guarás), Ipomonga e Mutucal (Figura 1). Encontram-se sobre os domínios tectônicos da plataforma do Pará e abrange uma área de 37.062 hectares (Rodrigues & Souza- Filho, 2012).

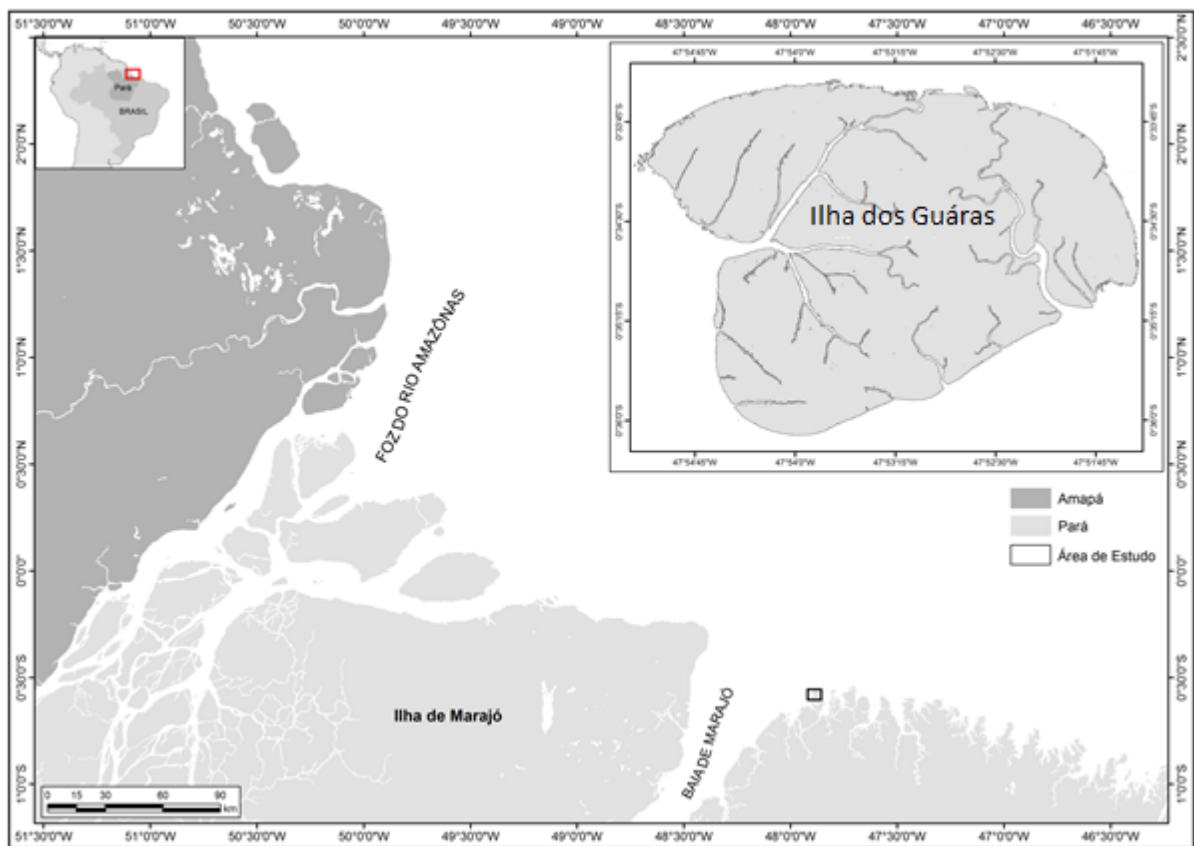


Figura 1. Localização da área de estudo - Ilha dos Guarás inserida na Reserva Extrativista Mãe Grande de Curuçá, Curuçá, Pará, Brasil

Esta unidade de conservação está inserida no maior compartimento de manguezal preservado do Brasil, destacando-se por conter aproximadamente 57% deste ecossistema (Souza-Filho, 2005). A área de estudo é a ilha dos Guarás que está submetida a um regime de macromarés semidura, com nível médio das marés de 2,34 m, com variações de 5,6 metros na maré de sizígia e 3,7 metros na maré de quadratura (CHD, 2011). O clima da reserva é quente e úmido, com estações seca (julho a dezembro) e chuvosa (janeiro a maio) bem definidas. A precipitação média anual varia de 2500 a 3000 mm anuais e a temperatura média varia de 23°

a 33°C. A geologia da área é caracterizada pela presença de sedimentos da formação barreiras (Neógeno) e Pós-Barreiras e depósitos quaternários, sobre os quais ocorrem os seguintes ambientes deposicionais: i) Planície de maré lamosa com a presença de manguezal; ii) Planície arenosa; iii) praias e dunas e paelodunas (Rodrigues & Souza-Filho, 2012). As correntes de marés são as principais responsáveis pela presença dos inúmeros bancos de areia, que se dispõem perpendicularmente à linha de costa (Macóla & El-Robrini, 2004).

3. MATERIAL E MÉTODO

Neste capítulo serão descritos os materiais utilizados e o processamento dos dados realizados durante o desenvolvimento do trabalho. Detalhes sobre os dados dos sensores remotos usados neste trabalho são apresentados na Tabela 1.

Tabela 1 : Metadado dos sensores.

| Sensor | Bandas | Ângulo de Incidência | Resolução Espacial em metros (m) | Sensor |
|----------|--|----------------------|----------------------------------|---------|
| LIDAR | Infravermelho próximo (0,760 - 0,900 μm) | 5 ° | 0,23m | Ativo |
| SRTM | C - 5,6 cm | 30 ° | 30m | Ativo |
| ORTOFOTO | 3 (0,63-0,69 μm); 4 (0,76-0,90 μm); 5 (0,760 - 0,900 μm) | 5 ° | 2,0m | Passivo |

3.1. CONJUNTO DE DADOS UTILIZADOS

3.1.1. LIDAR

O sensor LIDAR - *Laser Detection and Range* utilizado neste trabalho é o *Airborne Laser Scanner 60* (ALS-60) que possui 200 MHz de frequência, capaz de emitir 200.000 pontos por segundo no terreno. Apresenta tecnologia de múltiplos pulsos (MPiA) que aumenta a capacidade de operação do *laser*, permitindo que um novo pulso seja disparado antes que o anterior seja captado pelo sistema (LEICA, 2008). O LIDAR ALS-60 foi desenvolvido pela *LEICA - Geosystems*. Os dados LIDAR foram adquiridos através de sobrevoos realizados a cerca de 1.000 metros de altitude e ângulo de visada de 5° graus (*off-nadir*) e ângulo de varredura de 20°, sem cobertura de nuvens. A campanha para aquisição dos dados remotos foi realizada em dois períodos, no verão, nos meses de julho e agosto de 2011. A nuvem de pontos do LIDAR é de aproximadamente 0,23 metros de resolução espacial e contém informações de Latitude (Y), Longitude (X) e Altitude (Z), representadas em um sistema de coordenadas planas *Universal Transversa de Mercator* (UTM) e modelo

elipsoidal DATUM *World Geographical System* -1984 (WGS-84) em formato ASCII (LEICA, 2008).

3.1.2. SRTM

Os dados da *Shuttle Radar Topography Mission* (SRTM) foram adquiridos em fevereiro de 2000 no ônibus espacial Endeavour da NASA. Esta missão recobriu quase a totalidade do globo terrestre, usando interferometria de fase do radar na banda C e banda X. Entretanto, até julho de 2012, havia sido disponibilizado gratuitamente para usuários apenas o Modelo Digital de Elevação (DEM) gerado na banda C, com resolução espacial de 90 metros para os dados da América do Sul (Rabus et al., 2003; Slater et al, 2006; Valeriano 2006; Simard et al., 2006; Farr et al, 2007).

Os dados SRTM representam um somatório médio da elevação real do terreno com o efeito de dossel. Entretanto, estudos na Amazônia registram erros verticais podem chegar a 13 metros (Bourgine & Baghdadi 2005; Rodrigues et al, 2006; Simard et al., 2006), o que pode caracterizar um problema na análise digital de elevação em áreas de relevo muito baixo. Entretanto este erro (limitação) foi corrigido posteriormente utilizando as informações oriundas da calibração do LIDAR. Assim, neste trabalho foi utilizado o SRTM da área de estudo com sistema de projeção geográfica em 8 bits (versão 4) e os dados foram adquiridos por meio do portal Global Land Cover Facility - GLCF (Rabus et al., 2003).

3.1.3. Ortofoto

A câmera fotográfica utilizada no aerolevanteamento da área de estudo foi a Câmera Head 39 (CH39) produzida pela LEICA. Esta câmera opera juntamente com o LIDAR ALS60 e permite a aquisição simultânea dos dados. A CH39 apresenta um sistema de calibração radiométrico e geométrico com o posicionamento espacial corrigido em tempo real pelo GNSS/IMU, com erro de posicionamento espacial inferior a 5 cm. A Tabela 2 apresenta a acurácia do sistema do sobrevoo, com bandas espectrais na faixa do visível (azul, verde e vermelho), com resolução espacial de 2 metros e precisão planimétrica (x, y) $\pm 0,2$ metros.

Tabela 2: Medidas de acurácia das ortofotos, (LEICA, 2009).

| | RMSE Planimétrico |
|--|-------------------|
| Medidas feitas diretamente com os pares estereoscópicos. | <1,5 |
| Medidas feitas com aerotriangulação LIDAR. | <1,4 |

3.1.4. Dados de campo

A altura do mangue foi mensurada utilizando a estação total TOPCON-GTS 210. A emissão do seu feixe de luz possibilita calcular automaticamente a altura de cada árvore através das regras trigonométricas. Trabalhando em conjunto com o DGPS (Differential Global Positioning System) *Astech Z –Xtreme* foi possível se obter um ótimo posicionamento das coordenadas geográficas das árvores (erro de 0.01 metros).

3.2. MÉTODOS

Para alcançar os objetivos propostos nesse trabalho as atividades foram distribuídas em etapas: (a) processamento digital das imagens e dos dados LIDAR; (b) coleta e estruturação dos dados referentes aos parâmetros biofísicos da vegetação em campo; (c) análises estatísticas das imagens de sensoriamento remoto e dos dados de campo. Estas etapas são ilustradas no fluxograma apresentado na Figura 2.

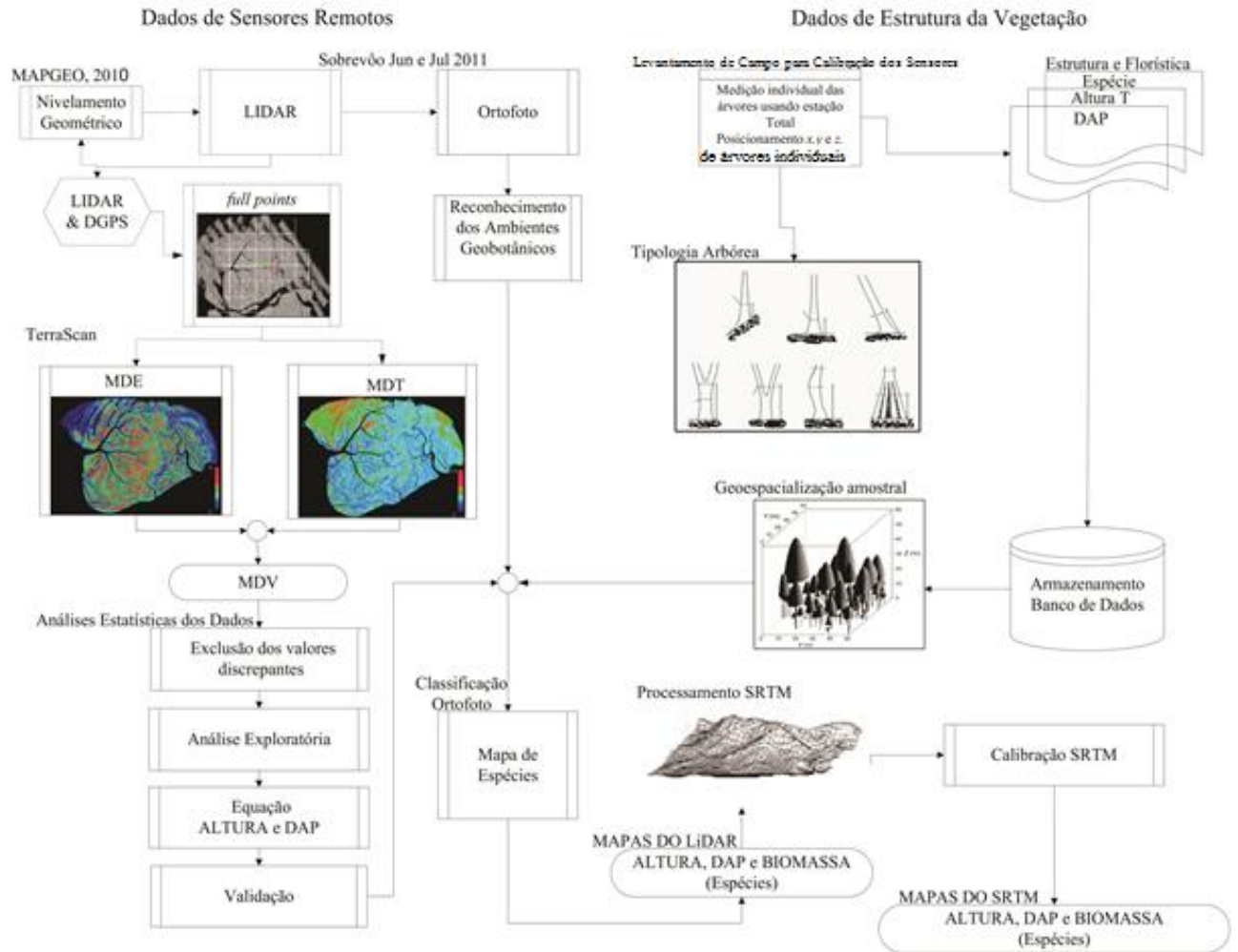


Figura 2: Fluxograma ilustrando as diferentes etapas de aquisição, processamento e análise de dados de sensores remotos e parâmetros biofísicos da vegetação.

3.2.1. Reconhecimento das principais unidades geobotânicas

A partir das ortofotos foi realizada uma classificação orientada por objeto no software Definiens e-Cognition®, na qual foram identificadas as principais unidades geobotânicas da ilha dos Guarás de acordo com as unidades de classes definidas por Souza-Filho & Paradella, (2002). A Figura 3 ilustra como as unidades geobotânicas são percebidas nas ortofotos digitais e no campo.

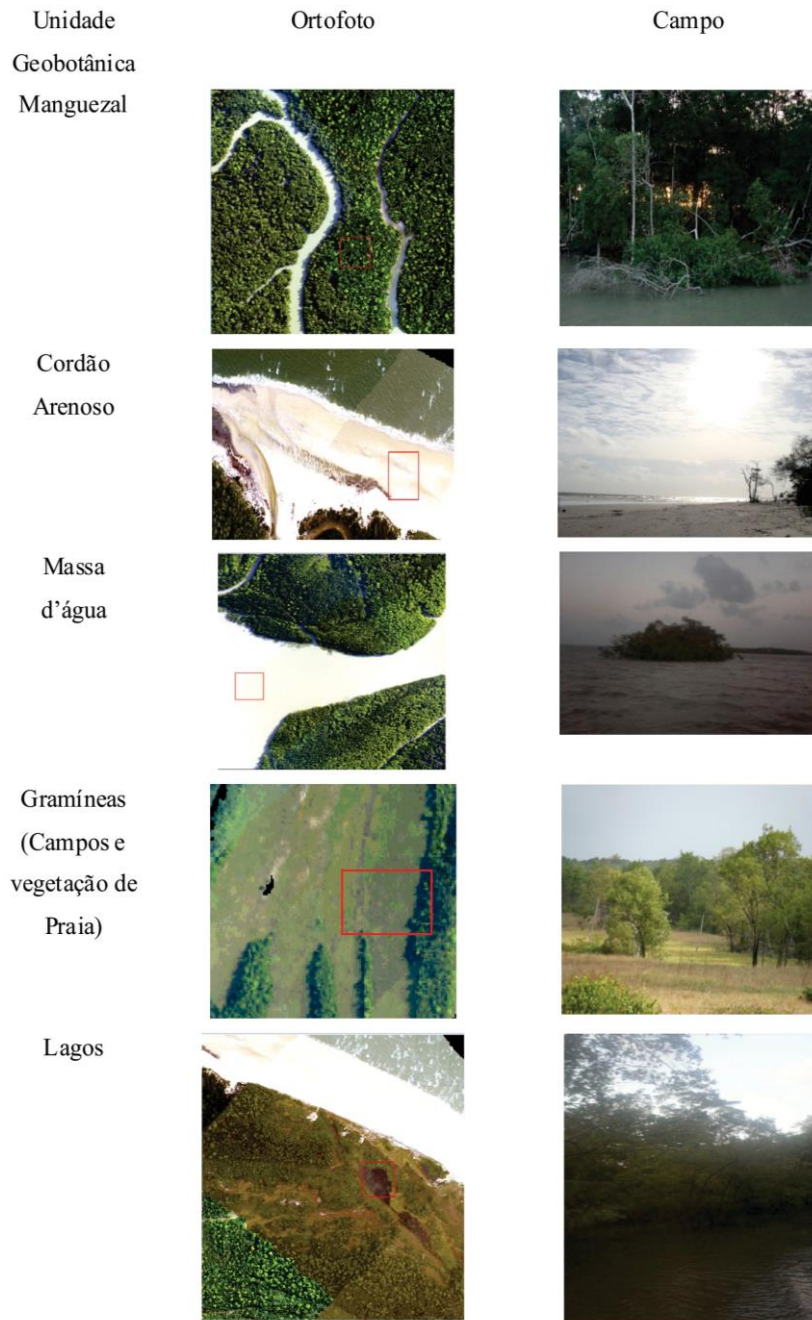


Figura 3: Ambientes Costeiros da Ilha dos Guarás, Reserva Extrativista Mãe Grande de Curuçá, Para, Brasil.

Duas campanhas de campo foram realizadas no período de estiagem, sendo uma realizada em 26 de agosto e outra em 22 de dezembro de 2012. Durante os trabalhos de campo foram adquiridas fotografias, pontos de controle no terreno (GCPs) a partir de receptores de posicionamento global ligados ao DGPS, a fim de identificar as áreas mapeadas a partir dos dados de sensores remotos.

3.2.2. Classificação orientada a objetos

3.2.2.1. Segmentação

Primeiramente, uma segmentação foi realizada com o algoritmo de multiresolução), implementado no software Definiens e-Cognition® (Baatz et al., 2000; Flanders et al, 2003.; Wulder et al, 2004). Esta segmentação aplica a abordagem de crescimento de regiões, com o critério de similaridade estabelecido a partir do conceito de heterogeneidade das regiões. O conceito de heterogeneidade resulta na diferença entre o atributo de uma região e a soma dos valores deste mesmo atributo para as duas sub-regiões que serão agrupadas caso o critério seja satisfeito. Dessa forma, os coeficientes de heterogeneidade foram calculados para os atributos de cor e forma, responsáveis pela caracterização do critério de similaridade f , onde o W_{cor} é o peso do atributo cor, h_{cor} é o coeficiente de heterogeneidade do atributo cor, e h_{forma} é o coeficiente de heterogeneidade do atributo forma (Baatz et al., 2000).

Neste trabalho foram selecionadas as espécies mais abundantes na área de estudo: *Avicennia germinans* (L.) Stearn, *Laguncularia racemosa* (L.) Gaertn f. e *Rhizophora mangle* L. (Menezes et al., 2008).

Nesta classificação serviram de base para a segmentação as informações de altura fornecida pelo LIDAR ajustado e os resultados do teste ANOVA feito entre os diferentes tipos de bosques e fornecidos pelos dados de campo. Informações espectrais das ortofotos foram especificadas para cada espécie de mangue. A Tabela 3 apresenta as funções de pertinência fixadas para classificação das imagens.

Tabela 3: Funções de pertinência a partir das observações em campo na ilha do Guarás/Reserva Extrativista Mãe Grande de Curuçá, Curuçá, Pará, Brasil.

| Espécies | Funções de pertinência e proximidade |
|---------------------|--|
| <i>A. germinans</i> | Topografia superior a 2 metros, próxima dos cordões arenosos, borda de canais e rios |
| <i>L. Racemosa</i> | Relação de proximidade entre canais, cordões arenosos, rio, vegetação de praia e áreas em regeneração baixa e alto declive e diferença espectral na banda com as bandas 3,4 e 5 das ortofotos. |
| <i>R. mangle</i> | Borda de canais e rios, maior proximidade com áreas de baixo declives e processo de erosão e comportamental espectral com as bandas 3,4 e 5 das ortofotos. |

A segmentação multiresolução foi aplicada em uma única ortofoto, com quatro bandas espectrais. Com ponderação dos valores de pesos para os atributos testados com peso maior para a banda 5 (infravermelho próximo) da ortofoto, que ressalta os valores digitais referentes à classe manguezal. O atributo Parâmetro de escala 10 (tamanho da área/pixel) foi escolhido, e representa o menor tamanho do objeto que será analisado na imagem, enquanto o valor do atributo forma (“*shape*”) foi definido como 0.2, a fim de valorizar o maior valor digital (nível de cinza) e o valor de compactidade (“*compactness*”) 0.9 é o valor de segmento de suavidade moderada para a melhor definição da forma do dossel. Os valores destes parâmetros foram sugeridos a partir da metodologia proposta por Nascimento et al. (2013).

Para delimitar uma máscara da classe manguezal de forma automática, as principais classes distinguidas foram: paleocordão arenoso, cordão arenoso (praia), manguezal, massa d’água, gramíneas (campos) e lagos. A classificação foi realizada utilizando o algoritmo “vizinho mais próximo” nos valores médios de todas as amostras de treinamento sobre o primeiro nível da segmentação.

Levantamento de campo foi realizado para validar a classificação realizada. Inicialmente, foi realizada uma interpretação visual prévia da imagem. Posteriormente, a classificação foi validada a partir da coleta de pontos de controle no terreno.

3.2.2.2. Avaliação da Acurácia

Após a realização da classificação, foi calculada a matriz de confusão, o índice Kappa e de exatidão geral para verificação da acurácia da classificação orientada a objetos. O Índice Kappa é uma medida de concordância ou validação que fornece uma ideia de quanto às observações se afastam daquelas esperadas, fruto do acaso, indicando uma aproximada legitimidade da classificação e o grau de veracidade, conforme descrito na Figura 4 (Cohen, 1960; Congalton, 1999).

$$\hat{K} = \frac{n \cdot \sum_{i=1}^k n_{ii} - \sum_{i=1}^k n_{i+} \cdot n_{+i}}{n^2 - \sum_{i=1}^k n_{i+} \cdot n_{+i}}$$

Onde,

k = número de linhas da Matriz de Confusão;

n = número total de amostras;

n_{ii} = número de observações na linha i e coluna i ;

n_{i+} = total da linha i ;

n_{+i} = total da coluna i .

Figura 4. Equação do Índice Kappa.

3.2.3. Processamento dos dados LIDAR

O programa de correção de altitudes MAPEGEO (2010) foi utilizado para realizar a correção ortométrica com a alta precisão da altimetria dos dados do LIDAR. Por meio do conhecimento da ondulação do geóide (N) que influencia a área de estudo, foi calculada a altitude ortométrica (H). Este programa converte a informação de uma altura elipsoidal informada pelo GPS ou LIDAR em altura gravimétrica, que difere para uma altura mais acentuada da topografia (Gemael, 1981; Veiga, 2007). A Figura 5 ilustra de forma esquemática a relação existente entre as altitudes ortométricas e geométricas.

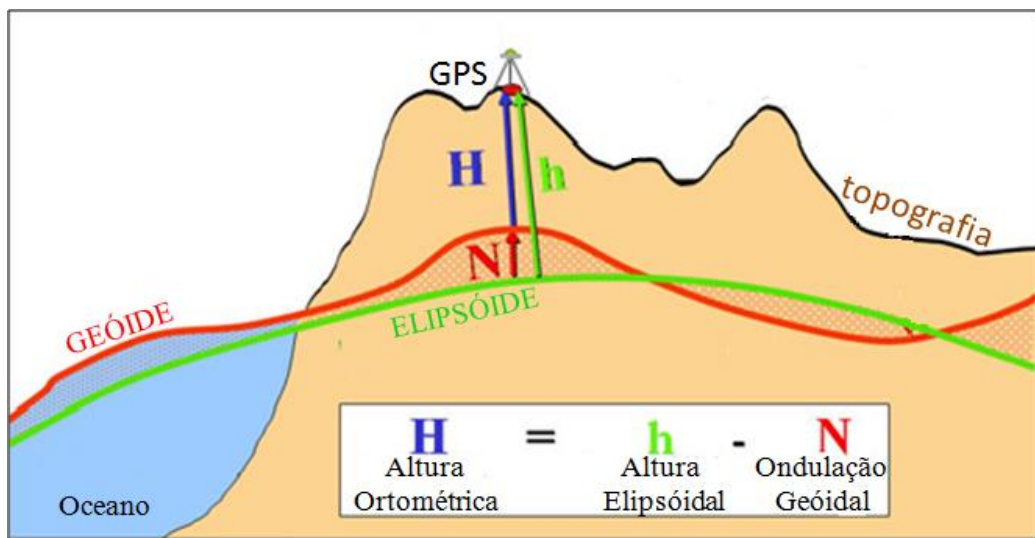


Figura 5 : Conversão altitude ortométrica (Fonte: adaptado de Ahern,2007).

Segundo Zhang et al. (2003) e Wang et al. (2009) é necessário distinguir e separar os retornos emitidos pelo LIDAR para que a resposta do solo e da copa possa ser utilizada para criar modelos digitais de alta acurácia da altura da vegetação (MDV) e também modelo digital de terreno (MDT).

O programa TerraScan[®] foi utilizado para remover ruídos (pontos com valores de elevação extremamente altos que correspondem à formação de nuvens) (Figura 6). Posteriormente, os dados passaram por um processo de calibração denominado por *deduce line*, que corresponde à verificação dos pontos de sobreposição das linhas adjacentes de cada trajetória do *laser*. Segundo Tonolli et al, (2011), esta rotina é essencial na etapa do processamento da informação LIDAR que resulta no melhoramento da qualidade dos dados.

Todos os pontos de elevação (*fullpoints*) foram interpolados usando o algoritmo do vizinho mais próximo. Assim, foi gerado o modelo digital de elevação (MDE) geral da área em estudo. Optou-se por este método de interpolação devido à alta resolução espacial do

LIDAR (0,23 cm). Para gerar o modelo digital de terreno (MDT) foram extraídos os valores de alturas referentes aos últimos valores dos pulsos de retorno, conhecidos como *ground points* (pontos do terreno). Em seguida, através de uma visualização perfilética foi possível realizar a edição manual dos pontos correspondentes à superfície do solo que não foram classificados no processo automático (Tonolli et al., 2011) A Figura 7 abaixo ilustra o perfil dos *full points* (branco), *Ground points* (Vermelho) e *Bellow points* (azul).

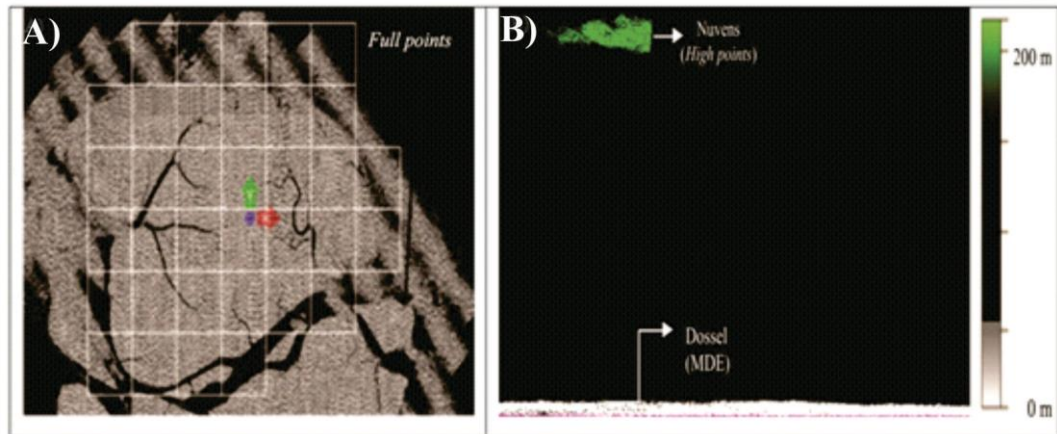


Figura 6: Filtragem LIDAR: A) Arquivo bruto nuvem de pontos (full points); B) Extração de pontos que corresponde ao artefato nuvem em relação ao MDE.

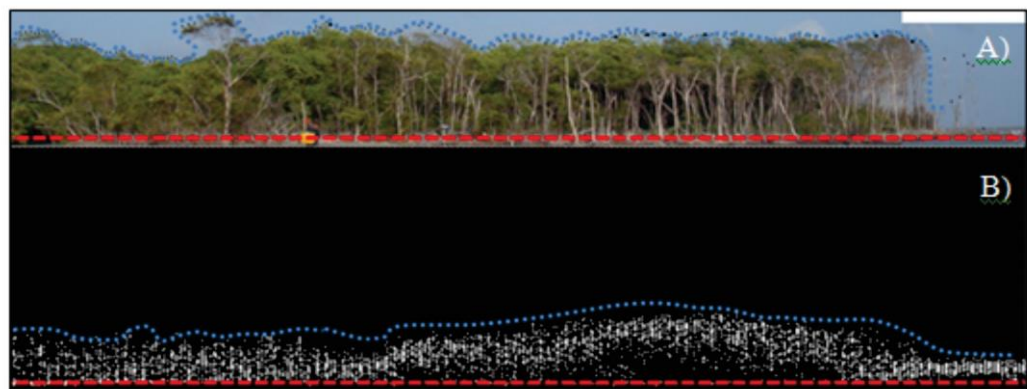


Figura 7: Filtragem do MDE: A) Pontos na cor Vermelha corresponde ao terreno e na cor Azul pontos referentes ao dossel da vegetação; B) Pontos na cor Vermelha corresponde ao terreno, em branco os espalhamentos de volume, e na cor Azul pontos referentes ao dossel da vegetação.

Posteriormente, os pontos que correspondem ao solo foram interpolados usando o algoritmo de *krigagem*, que permite um modelamento suave das formas, assim enfatizando a topografia do terreno (Simard et al. 2006; Valeriano & Rosseti, 2012). Ambas as

interpolações utilizaram a resolução espacial de 1 metro. Posteriormente, foi subtraído o MDE do MDT para geração do Modelo Digital da Vegetação (MDV), que representa a altura das árvores. Por fim, nos modelos MDE e MDV foram realizados testes de exatidão cartográfica do valor de altura z , através do método *Root Mean Square Error* (RMSE) proposto por Hyypä et al. (2004) e Simard et al. (2006). Segundo os mesmos autores, tal método analisa os valores discrepantes devido à limitação das ferramentas e condições adversas de campo. O RMSE foi calculado com a variável altura do terreno e os pontos coletados com o DGPS. Outro RMSE foi calculado a partir da altura do dossel de cada árvore individual que foi comparado com valores do LIDAR. A Figura 8 apresenta o cálculo expresso pela equação RMSE exibida abaixo.

$$Rmse = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [Hm(i) - Ho(i)]^2$$

$$i = 1, 2, 3, \dots, n$$

$Hm(i)$ estimado para MDT e MDV e $Ho(i)$ observado em campo.

Figura 8. Equação RMSE.

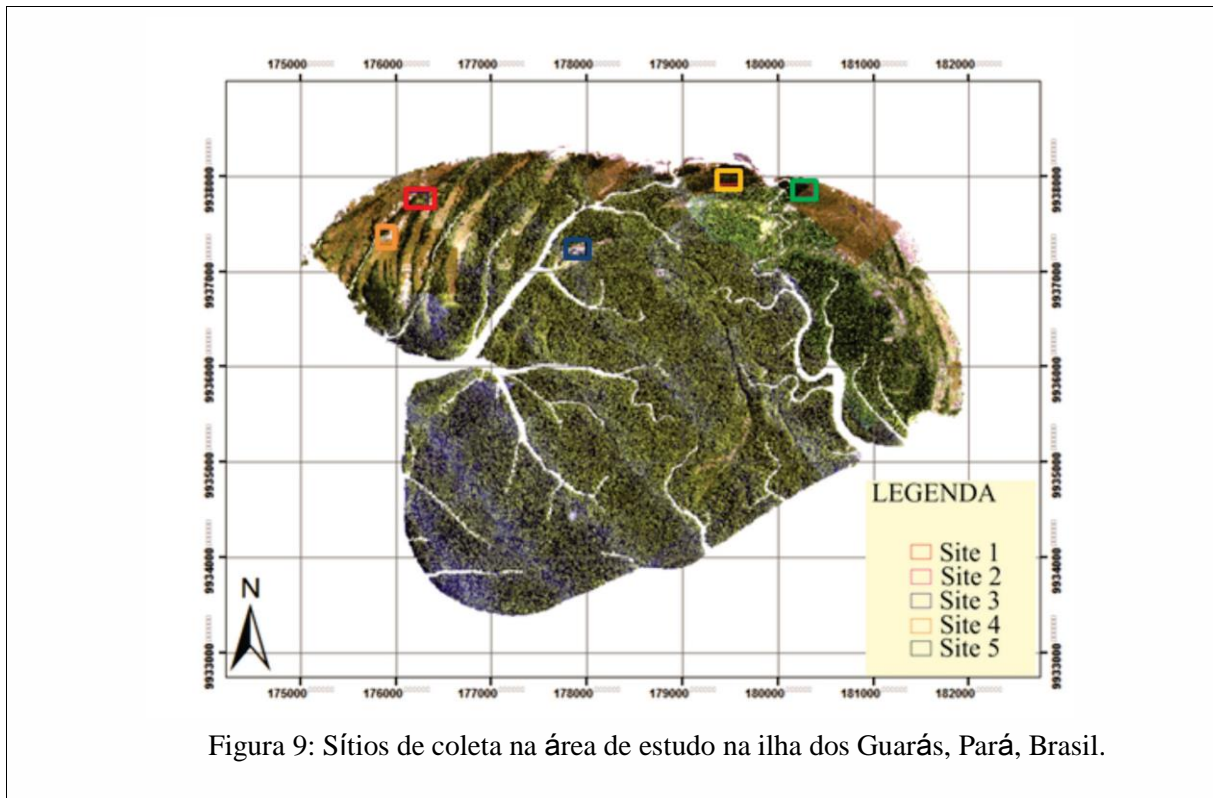
Com esta análise de discrepância calculou-se a exatidão cartográfica dos produtos MDE e MDV derivados dos dados LIDAR.

3.2.4. Processamento dos dados SRTM

Estudos anteriores demonstraram que é necessário calibrar o modelo de superfície e o posicionamento planimétrico (x,y) (registro) dos dados de elevação coletados pela missão SRTM em relação aos dados LIDAR (Simard et al, 2006; Simard et al., 2008). No entanto, de acordo com a literatura recente, este protocolo não é essencial devido ao posicionamento (x,y) do SRTM versão 4 que chega a apresentar uma calibração satisfatória da planimétrica (Rabus et al., 2003). O erro desta nova versão podem ser inferiores a 30 metros, valor menor que o tamanho do pixel de 90 metros encontrado para os dados da SRTM disponíveis para a América do Sul.

3.2.5. Informações florísticas e estruturais coletadas em campo

Com o intuito de correlacionar os dados de alta resolução do LIDAR e a variabilidade dos parâmetros biofísicos (florísticos e estruturais) da floresta de mangue foram medidas individualmente o DAP (diâmetro altura do peito) e altura total de cada árvore conforme proposto por Schaeffer-Novelli & Cintrón (1986). Foram realizadas medições individuais por árvores em cinco áreas (sites), os quais são apresentados na Figura 9.



Foram coletados 213 pontos de altura total e DAP das árvores, distribuídos nas cinco áreas de investigação, definidas a partir da análise do MDV. As árvores selecionadas individualmente a partir de um perfil de altura do dossel em árvores de pequeno (1-5 metros), médio (5–10 m) e alto porte (>10 metros). Dessa forma, o cálculo da altura é baseado no valor do cosseno entre a distância do medidor, o dossel da árvore e o terreno. Em direção ao prisma, foram realizados dois disparos de um feixe a laser: o primeiro tiro em direção ao topo do dossel, na folha mais alta da árvore; e o segundo disparo foi na direção da base do tronco, próximo do solo (Figura 10).

Com a fita métrica foi medida a circunferência na altura do peito (CAP) de cada árvore do mangue. Posteriormente, no laboratório calculou-se com a equação CAP/π o valor

do Diâmetro da Altura do Peito (DAP). A figura abaixo demonstra como são feitas as medidas do CAP de acordo com a morfologia de cada espécie (Figura 11).

As informações florísticas e estruturais (espécie, altura e DAP) passaram pela análise descritiva dos dados (valores máximos, mínimos, médios, e desvio padrão) dos sítios. Todo o conjunto de dados foi cuidadosamente testado em relação à normalidade da distribuição estrutural (Altura e DAP) dos dados através do teste de Kolmogorov-Smirnov. Em seguida foi feita a análise de variância (ANOVA) nos dados florísticos e estruturais com as variáveis Alturas e DAP entre os sítios para a identificação de diferentes tipos de bosque na ilha. Todos os cálculos estatísticos realizados consideraram o nível de significância de 5% (Ayres et al., 2005).



Figura 10: Medida da Altura da Árvore. DF = Distância da Estação total e a folha mais alta e DBT = distância da estação total em relação base do tronco.



Figura 11: Medidas de DAP: A) Medida de DAP da espécie *L. racemosa*; B) Medida de DAP da espécie *R. mangle*.

Paralelamente outro campo foi realizado na região do SITE 1 (Figura 9) com o intuito de calcular a biomassa coletando informação florística e estrutural para cada para cada árvore individualmente, delimitadas por 8 parcelas retangulares de 20 x 20 metros em área de bosque adulto de acordo com a metodologia de coleta de dados florístico estrutural desenvolvido por Schaeffer-Novelli & Cintrón (1986). Aplicou-se os modelos alométricas para cada árvore de cada parcela que posteriormente somaram-se as estimativas e converteu para hectares. A partir das equações alométricas propostas por Fromard et al., (1998) foi estimada a biomassa da vegetação de mangue (Tabela 4). A biomassa foi especializada na forma de mapas coma as informações do LIDAR e SRTM. Em seguida foi testada a hipótese nula normalidade ($p>0,05$), em outras palavras, o tamanho do DAP por árvores segue um padrão representativo dentro do perfil estrutural.

Tabela 4: Equações Alométricas da estimativa de biomassa segundo Fromard et al. (1998).

| |
|---|
| Biomassa Acima do Solo <i>Avicennia germinans</i> = $0.140DAP^{2.40}$ |
| Biomassa Acima do Solo <i>Laguncularia racemosa</i> = $0.120DAP^{2.50}$ |
| Biomassa Acima do Solo <i>Rhizophora mangle</i> = $0.128DAP^{2.60}$ |

3.2.6. Modelagem florística e estruturais com dados LIDAR e SRTM

Todos os procedimentos estatísticos foram executados nos softwares MINITAB, ESTATÍSTICA, SPSS e nas planilhas eletrônicas Excel[®]. A Figura 12 ilustra a resolução espacial dos dados medidos em campo, e dos dados de sensores remotos SRTM e LIDAR (MDV).

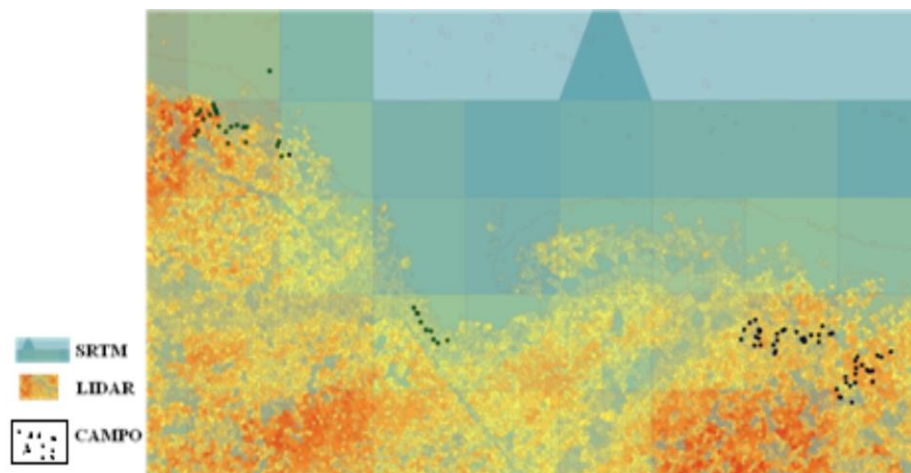


Figura 12: Análise das medidas entre os sensores remotos e dados de campo da Ilha dos Guarás inserida na área de estudo.

Com o propósito de investigar as informações descritivas dos dados foi realizada uma análise exploratória, seguida pela análise da variância das seguintes variáveis estudadas: altura estimada pelo MDV do LIDAR, pelo SRTM e altura das árvores individuais medidas em campo, conforme proposto por Underwood (1997).

Após o teste de hipótese nula da normalidade ($p > 0,05$) nas variáveis Altura Campo e DAP, observou-se a possibilidade da existência de multicolinearidade (auto correlação) entre as variáveis Altura Campo e LIDAR. A auto correlação pode ser verificada pelo fator de inflação da variância que é obtido por intermédio da matriz de correlação de Pearson entre as variáveis supracitadas (Neter et al., 1996; Underwood, 1997). Em seguida, foram diagnosticados modelos determinantes entre as variáveis independentes Altura Campo e dependentes Altura LIDAR que predizem a relação existente entre as duas variáveis. Assim, a calibração da Altura pode ser predita a partir de outras variáveis dependentes (NETER et al. 1996). A Figura 13 representa a equação da regressão linear.

$$Y_i = \alpha + \beta X_i + \epsilon_i$$

Figura 13. Equação da Regressão Linear.

De acordo com a metodologia adotada por Neter et al.(1996), a equação refere-se à calibração da altura entre as informações da altura coletada em campo e o dado do sensor LIDAR. Mesmo quando o dado apresenta multicolinearidade, ainda assim pode ser realizada a regressão. Dessa forma, os dados foram correlacionados e foi verificada a existência de multicolinearidade e em seguida testou-se a normalidade da variável altura Campo (eixo y).

Para a geração da equação do DAP, primeiramente foi testada a normalidade da variável preditora DAP, através de uma análise exploratória das variáveis DAP, LIDAR e Altura de Campo, ao passo que para testar a multicolinearidade foi calculada a correlação entre essas variáveis. Em seguida, aplicou-se o modelo de regressão entre DAP em relação ao LIDAR e DAP de Campo.

Também foi realizado outro procedimento estatístico, através do teste de Leverage aplicado aos modelos determinantes, com o intuito de detectar os valores discrepantes, também conhecidos como *outliers*. Foram excluídos os valores influentes que apresentaram valor superior a 50% indicados pelo valor resultante da Distância de Cook (Neter et al., 1996; Rencher e Schaalje, 2007). Este procedimento é importante, pois os mesmos podem influenciar significativamente no valor de R^2 e ϵ (erro).

Quanto à estabilidade e consistência dos modelos em relação à limitação em seus intervalos de confiança foi necessário observar e analisar algumas premissas básicas tais como: significância dos coeficientes β_0 e β_1 , através do Teste de Tukey e a variância global do modelo através do Teste F (Neter et al., 1996; Underwood, 1997).

Das premissas básicas do modelo foram avaliadas: i) a normalidade; ii) a homocedasticidade dos resíduos, através do Teste de Levene com o nível de 95% de significância e iii) a linearidade do modelo, por meio da correlação dos valores preditos e dos resíduos.

Após as premissas básicas de avaliação do modelo foi analisada a estabilidade do modelo por meio da validação pelo método PRESS (Neter et al., 1996 e Underwood, 1997). Os valores do método PRESS foram calculados e comparados à SQR (Soma dos Quadrados dos Resíduos) dos valores do modelo ajustado com n observações. Assim, como no estudo de Neter et al. (1996), quando o valor de PRESS é semelhante à SQR, o QMR (Quadrado Médio dos Resíduos) pode ser considerado um indicador adequado à potencialidade preditiva do modelo. Isso também é válido quando o modelo possui pouca quantidade de amostra para a validação. Entretanto, optou-se pela análise pelo método PRESS e não utilizando outros métodos clássicos por ser a aplicação mais apropriada e divulgada pelos especialistas na temática da estimativa florística e estrutural por meio do sensoriamento remoto (Bispo et al. 2012).

Após a validação pelo método PRESS, foi realizada outra validação mais acurada dos modelos de regressão para imagens de alta resolução LIDAR. Com o uso de 77 pontos amostrais extras foi realizado o RMSE entre os valores ajustados e não ajustado correspondente à variável preditora (eixo X) com a equação do modelo escolhido (Bispo et al., 2012). Este método proporciona uma informação local dos erros medidos entre o campo e a altura calibrada pelo modelo geral.

Os modelos de melhor representatividade dos pressupostos básicos como normalidade, Teste T, S, homocetasticidade, R^2 , Valor de PRESS e RMSE da Altura e DAP foram os selecionados para a calibração dos valores digitais do SRTM. Foi empregada a criação de células (amostras) de 90x90 metros delimitando sobre os gradientes de altura da imagem SRTM que variou entre 2 a 23 m. Nestas 22 células foram extraídos os valores médios, máximos e mínimos das variáveis, altura e DAP. Para estas variáveis foi testada a normalidade pelo teste de Shapiro Wilks, método mais indicado em variável com menos de 30 amostras. Foi analisada a variância entre as variáveis através do teste de ANOVA (Neter et

al., 1996; Underwood, 1997). Em seguida foi aplicado o modelo de regressão Linear, Quadrática, Cúbica, Exponencial, Potência e Logarítmico das variáveis: altura média, altura máxima e altura mínima. A partir de então foi verificada a significância dos coeficientes utilizando-se os valores de B0 e B1, através do Teste t de Student e variância do modelo global com o teste de F. Também foram avaliados os *outliers*, através da indicação do teste de Leverage, sendo os casos diagnosticados excluídos pelo método Distância de Cook (Neter et al., 1996).

Assim como no trabalho de Neter (1996), das premissas básicas do modelo foram avaliadas a normalidade e a homocedasticidade dos resíduos através do teste de Levene em relação aos valores preditos e à correlação dessas variáveis, no intuito de verificar a hipótese nula de que os valores residuais aumentam em relação aos valores preditos.

Após verificação das premissas básicas, a eficiência do modelo foi testada através da avaliação do PRESS com uso dos melhores modelos diagnosticados de SRTM. A Figura 14 apresenta o fluxograma do tratamento dos dados LIDAR e SRTM, dos dados florísticos e de estrutura.

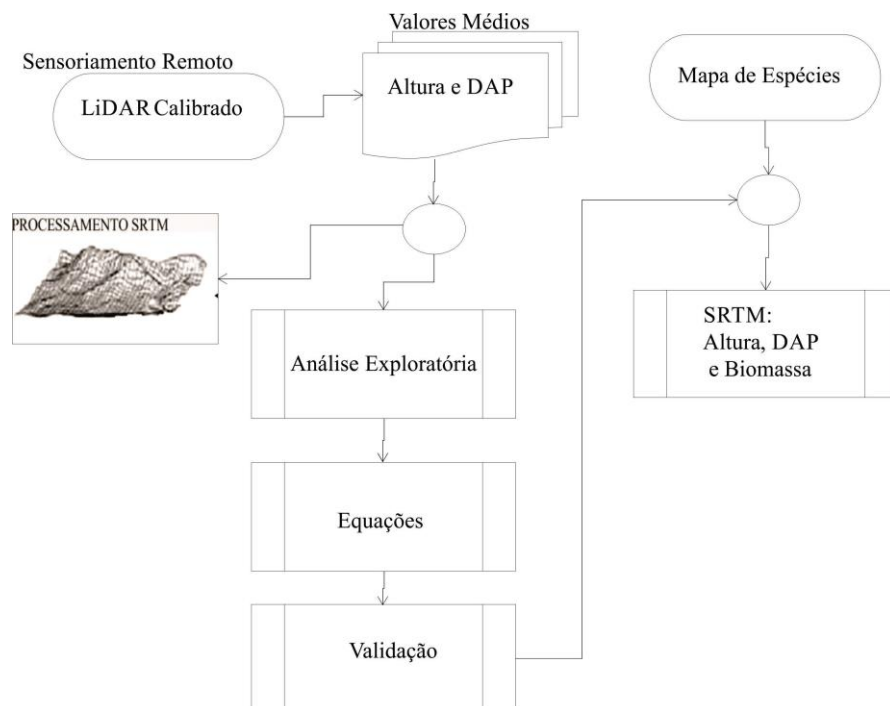


Figura 14: Fluxograma SRTM.

3.2.7. Geração de mapas de biomassa com LIDAR e SRTM

Assim como em Reis et al. (1997), dos melhores modelos interpolados e com os pressupostos básicos da regressão, Melhores valores de R^2 , PRESS e RMSE atendidos com os produtos derivados do LIDAR e SRTM foram gerados mapas de visualização da biomassa acima do solo das três espécies de mangue dominantes na Ilha dos Guarás, com base nas equações alométricas geradas por Fromard et al. (1998). Por fim, a imagem LIDAR foi validada a partir de um pequeno conjunto de pontos por árvore/indivíduo coletado em campo para essas espécies.

4. RESULTADOS

4.1. COMPONENTES FLORÍSTICOS E ESTRUTURAIS

As menores alturas de árvores registradas por espécies foram: *Rhizophora mangle* = 1,20 m, *A. germinans* = 1,64 m e *L. racemosa* = 1,71 m. O maior valor de altura para *R. mangle* foi de 27,29 m, *A. germinans* 33,89 m e *L. racemosa* 19,61 m. A altura pela média aritmética entre os boques foi de 11,83 m para espécies *R. mangle*, *A. germinans* 10,97 m e *L. racemosa* de 6,45 m.

Os menores valores de DAP registrados foram de 5,6 cm para *R. mangle*, *A. germinans* 3,18 cm e *L. racemosa* de 3,18 cm. Os maiores valores de DAP medidos foi de 36 cm para *R. mangle*, *A. germinans* foi 124,5 e *L. racemosa* de 17,90. Enquanto as médias aritméticas dos DAP foram de 9,54 cm para *R. mangle*, 23,54 m para a *A. germinans* e 9,4 cm para a *L. racemosa*.

O resultado da análise de variância mostrou que houve diferença significativa entre os sítios ($F=36,65$; $p<0,001$). O teste *post hoc* de Tukey mostrou que os bosques mais desenvolvidos quanto aos parâmetros DAP e altura foram os sítios 1,2 e 3, cuja análise não mostrou variações significativas. Por outro lado, houve variação significativa entre os sítios 4 e 5.

4.2. ANÁLISE ESTATÍSTICA DOS DADOS LIDAR E SRTM

A seguir é apresentada a figura que representa os modelos digitais oriundos do processamento das nuvens de pontos gerados pelo sensor LIDAR e SRTM (Figura 15).

Em relação aos modelos digitais gerados a partir dos dados LIDAR, o MDE apresentou variações da altura entre 0 e 32,0 m. Para o MDT, o resultado da altura máxima foi de 4,75 m e a mínima foi zero, enquanto o valor médio foi de 1,6 m. No MDV, a altura máxima e mínima observada foram de 29 metros e 1,20 m, respectivamente, com valor médio de 9,6 m. A declividade máxima foi de $66,8^\circ$ e a mínima foi de 0° , com media de $1,46^\circ$. No que diz respeito aos dados de elevação gerados pelo SRTM a altura variou de 0 a 24 m, com valor médio de 15 m. A Tabela 5 descreve as informações básicas geradas a partir dos dados de elevação oriundos do LIDAR e do SRTM.

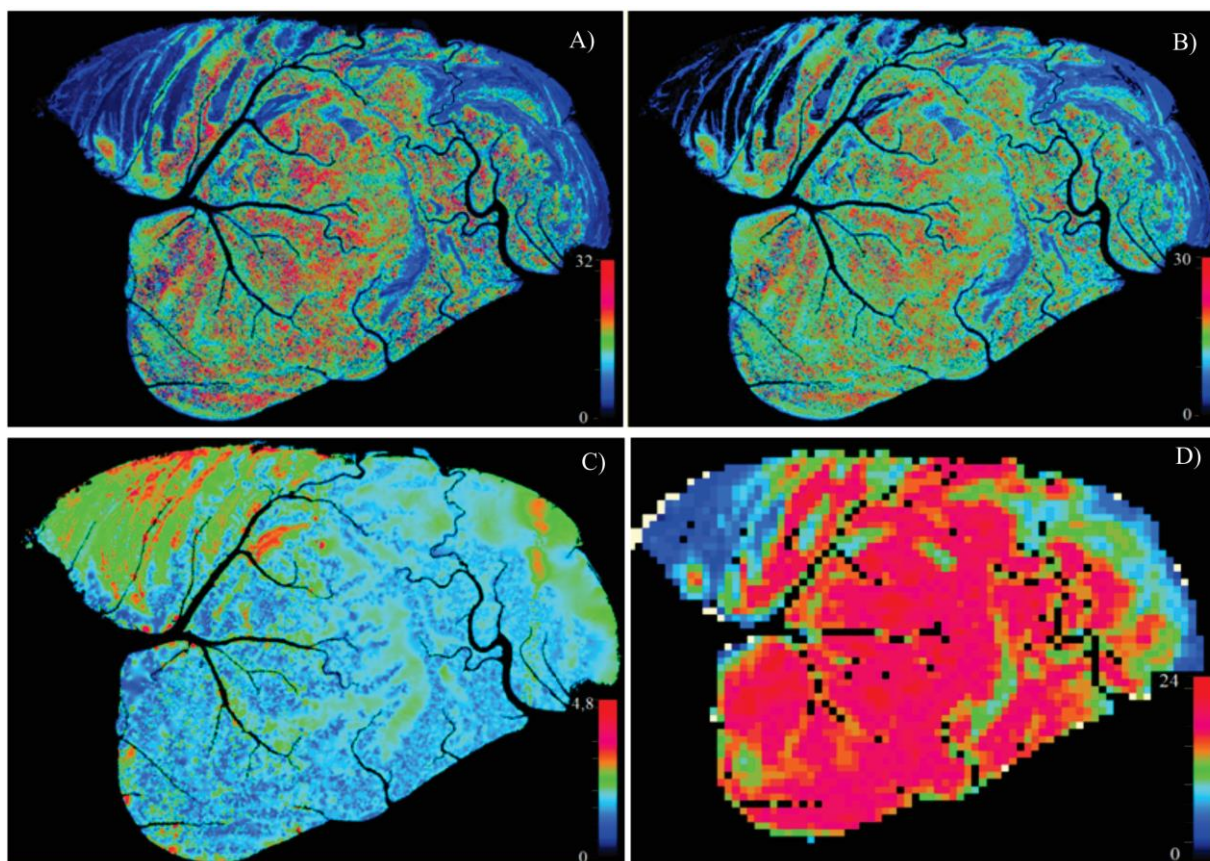


Figura 15. Resultados do processamento das imagens de elevação: A) MDE do LIDAR; B) MDV do LIDAR; C) MDT do LIDAR; D) MDE do SRTM

Tabela 5: Características das imagens processadas. Alturas em metros(m).

| Produtos | Altura máxima | Altura mínima | Altura média | Desvio Padrão |
|-----------|---------------|---------------|--------------|---------------|
| MDE LIDAR | 32m | 0m | 6,02m | 6,8m |
| MDT LIDAR | 4,75 m | 0m | 1,60m | 0,55m |
| MDV LIDAR | 30m | 0m | 5,74m | 7,1m |
| MDE SRTM | 24m | 2m | 15m | 2,61m |

A partir da análise de discrepância do MDE LIDAR e dos 32 pontos de precisão sub-centimétricos coletados com DGPS, os dados apresentaram um RMSE de 0,88 m , média de 0,43 m e desvio padrão de 0,84 m. Por outro lado, para análise de discrepância do MDV foram analisados 135 pontos devido a alta discrepância dos valores obtidos em campo em

relação ao MDV de árvores individuais, cujo RMSE foi de 1,10 m, média de 0,98 m e desvio padrão de 1,00 m.

Da análise exploratória do conjunto de 88 pontos selecionados, seis amostras foram removidas após analisar os *outliers* através do método de Leverage, seguido pela aplicação do método da distância de Cook. Notou-se que estas variáveis influenciavam de forma negativa a predição e o valor de ajuste (R^2). Dessa forma, com os valores das 82 árvores foi realizado teste de normalidade, a análise de variância entre as variáveis que indicou uma variação de 2,74% entre a altura mensurada em campo e a altura medida pelo LIDAR ajustado. Esse valor foi considerado significativo ($p=0.044$). Também foi confirmada, através da correlação de Pearson uma forte correlação entre esses valores ($R=0,97$) com alto valor de significância ($p=0.000$).

O resultado da modelagem por meio da regressão linear foi um coeficiente de determinação $R^2 = 94,2\%$. Para regressão quadrática, o coeficiente de determinação $R^2 = 94,3\%$, enquanto para a regressão cúbica, exponencial, potência e logarítmica foi de 94,1 %, 63 %, 93,05 %, e 85,5 %, respectivamente. Na tabela a seguir é exibido o tipo do modelo, os valores de R^2 , as equações dos modelos e outros ajustamentos da curva que permitiram calcular os valores de R^2 (Figura 15). A Tabela 5 exhibe as equações de cada modelo de ajuste.

Os modelos de regressão quadrática e cúbica confirmaram o valor de B_0 pelo alto resultado de significância ($P<0.0\%$), que por sua vez, não influenciaram positivamente na predição e nos valores de R^2 . Também, através do teste F, foi confirmada a variação do modelo global para todos os tipos de regressão (Tabela 6).

Na análise dos pressupostos, os modelos de potência e logarítmico não apresentaram relações significativas, ao passo que na análise gráfica dos resíduos em relação aos valores preditos foi verificada a linearidade nos modelos de regressão exponencial, potência e no modelo logarítmico, com uma tendência de correlação entre os resíduos e os valores preditos (Figura 17).

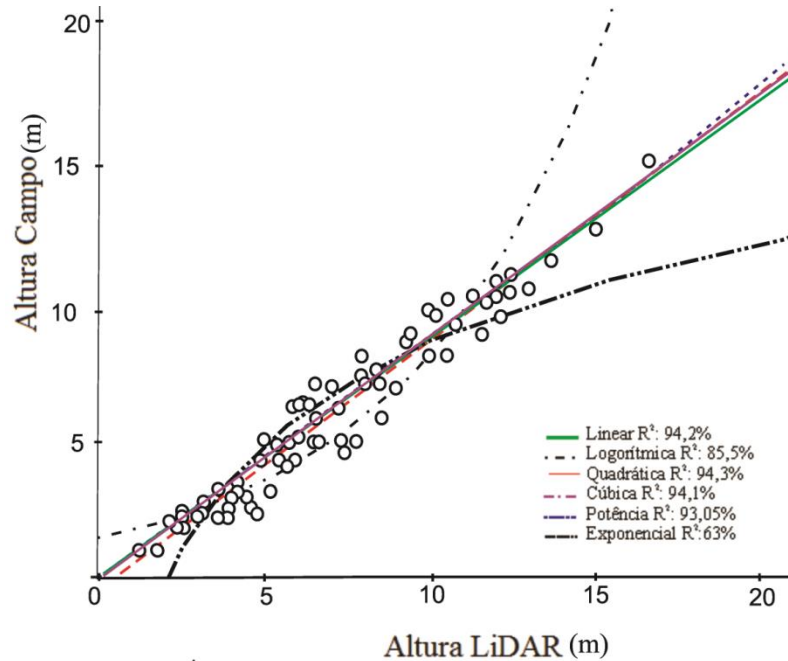


Figura 16: Modelos de regressão ajustados aos dados com os coeficientes de determinação entre as variáveis da altura medida em Campo versus altura medida pelo LIDAR, ambas expressas em metros.

Tabela 6: Modelos de regressão e equações utilizados neste trabalho para as variáveis Altura Campo e Altura LIDAR

| Modelo | Equação | S |
|-------------|--|-------|
| Linear | $\text{Campo} = 0.839 + 1.04 \text{ LIDAR}$ | 0,828 |
| Quadrática | $\text{Campo} = 1.030 + 0.961 \text{ LIDAR} + 0,03504 \text{ LIDAR}^2$ | 0,826 |
| Cúbica | $\text{Campo} = 0,8380 + 1.076 \text{ LIDAR} + 0,01218 \text{ LIDAR}^2 + 0,000778 \text{ LIDAR}^3$ | 0,833 |
| Exponencial | $\text{Campo} = 3,771^{0,116 \text{ LIDAR}}$ | 0,21 |
| Potência | $\text{Campo} = 0,6942 \text{ LIDAR}^{1,0912}$ | 0,826 |
| Logarítmico | $\text{Campo} = -3,9338 + 5,4348 * \ln(\text{LIDAR})$ | 1,312 |

Devido os modelos de regressão exponencial, logarítmico e de potência violarem os pressupostos básicos de linearidade e homocetasticidade do modelo de regressão foram realizados a validação do PRESS apenas para os modelos linear, quadrático e cúbico. No qual a regressão linear apresentou o valor de 56,8669 que deferiu em 4% da SQR de 54,59 deste mesmo modelo. O modelo de regressão quadrática (54,26) e cúbica (54,141) também apresentou valor inferior a 4%.

Dos 77 pontos medidos em campo, o modelo de regressão linear foi o que apresentou maior valor de RMSE (0,98 metros), seguido dos demais modelos que não atenderam as premissas e pressuposto (Tabela 7).

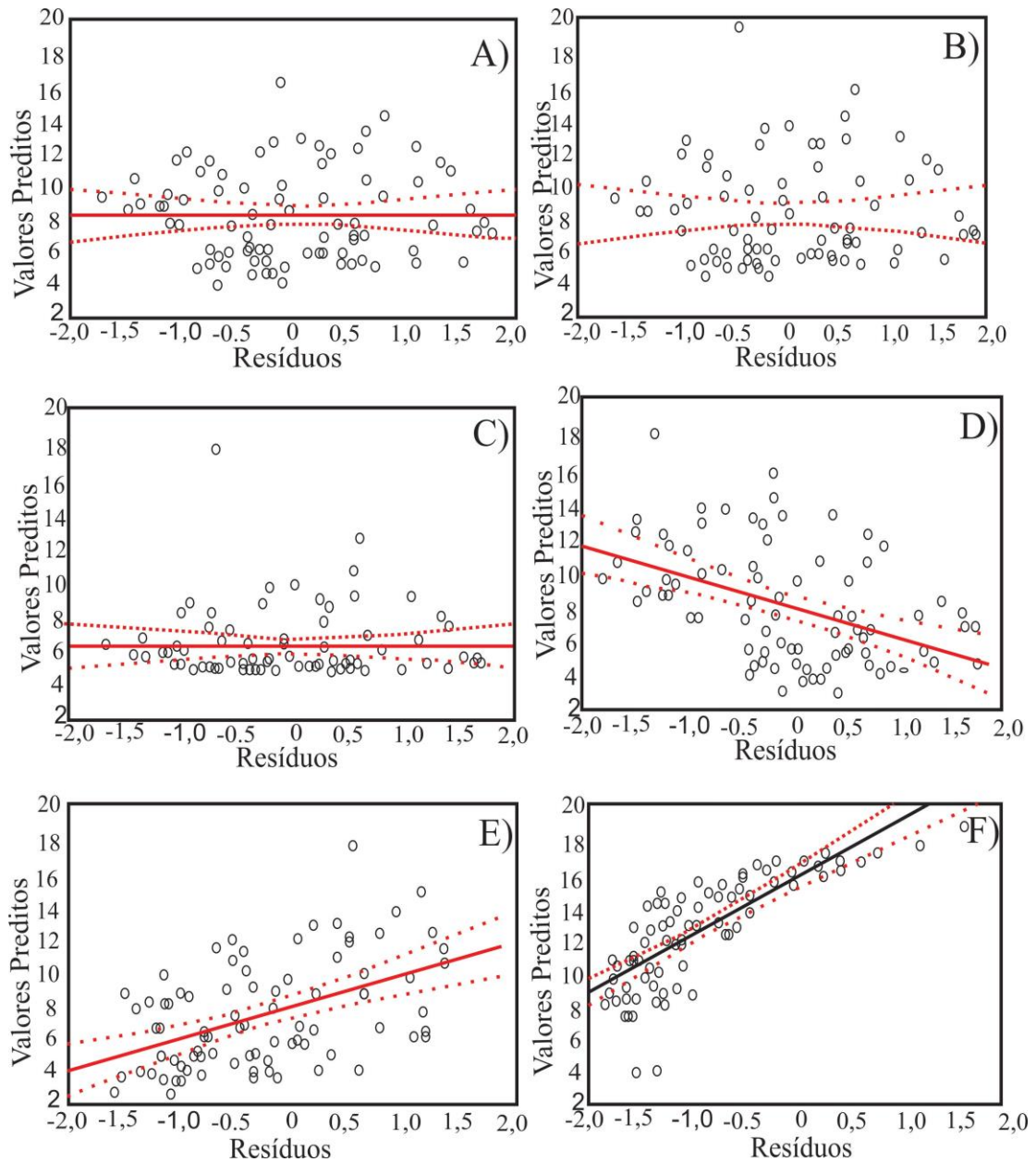


Figura 17: Análise Linearidade entre os resíduos e os valores preditos entre a relação das variáveis Altura medida em Campo e Altura LIDAR: A) Modelo de Regressão Linear; B) Modelo de Regressão Quadrática; C) Modelo de Regressão Cúbica; D) Modelo de Regressão Exponencial; E) Modelo de Regressão Potência; F) Modelo de Regressão Logarítmico.

Tabela 7: Resultado do valor de RMSE, Média dos Erros, e Desvio padrão para cada modelo de regressão.

| Modelo de Regressão | RMSE (m) | Média | Desvio Padrão |
|---------------------|----------|-------|---------------|
| Linear | 0,98 | 4,13 | 2,0 |
| Quadrática | 2,49 | 6,29 | 15,21 |
| Cúbica | 2,65 | 0,84 | 2,5 |
| Exponencial | 2,49 | 0,81 | 2,39 |
| Potência | 3,57 | 3,02 | 1,98 |
| Logaritmo | 7,58 | 5,83 | 4,96 |

A figura abaixo apresenta a altura corrigida em relação a altura mensurada em campo.

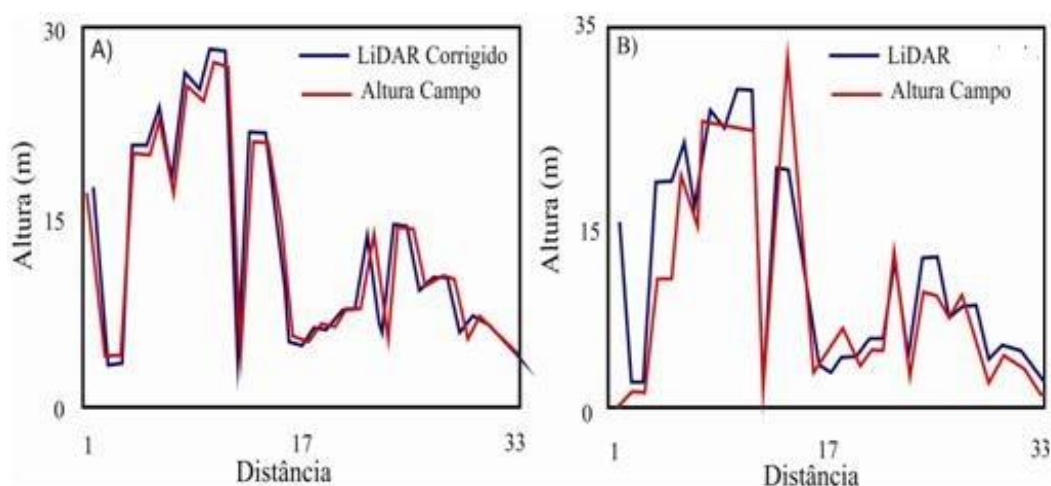


Figura 18: A) Comparação entre o LIDAR corrigido e a altura medida no campo; B) Comparação entre o LIDAR não corrigido e a altura medida no campo.

4.3. ANÁLISE ESTATÍSTICA DOS DADOS DE DAP

Para a análise da normalidade significativa ($p > 0.05$) para variável DAP foram selecionadas 69 árvores de forma aleatória. A análise de variância ANOVA entre as variáveis indicou pequena variação significativa (2,74 %) entre a Altura e DAP medidos em Campo e os dados LIDAR sem ajuste. O restante das árvores medidas foram utilizadas na validação do modelo de determinação.

Através da correlação de Pearson foi confirmada uma forte correlação entre a altura medida em campo e a medida pelo LIDAR ($r=0,97$). A relação entre as variáveis DAP e MDV LIDAR obteve uma correlação $r=0,73$. Enquanto a relação entre o DAP e a altura medida em campo foi de $r=0,77$, sendo considerados satisfatórios os respectivos valores, a uma significância $p < 0,05$. A Figura 19 ilustra as análises de correlação realizadas.

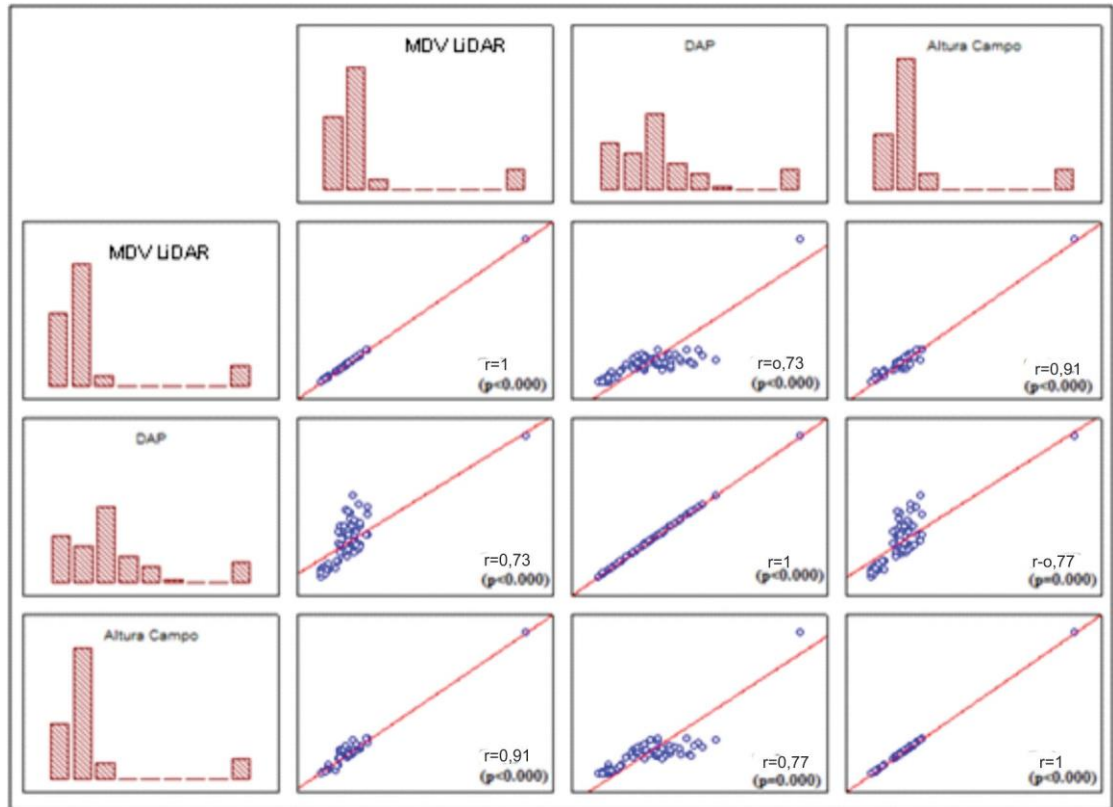


Figura 19: Correlação de Pearson: MDV LIDAR, Altura em Campo e DAP.

A Figura 20 apresenta os modelos de regressão e ajustamentos das curvas para a relação entre os valores de DAP e as alturas medidas em campo.

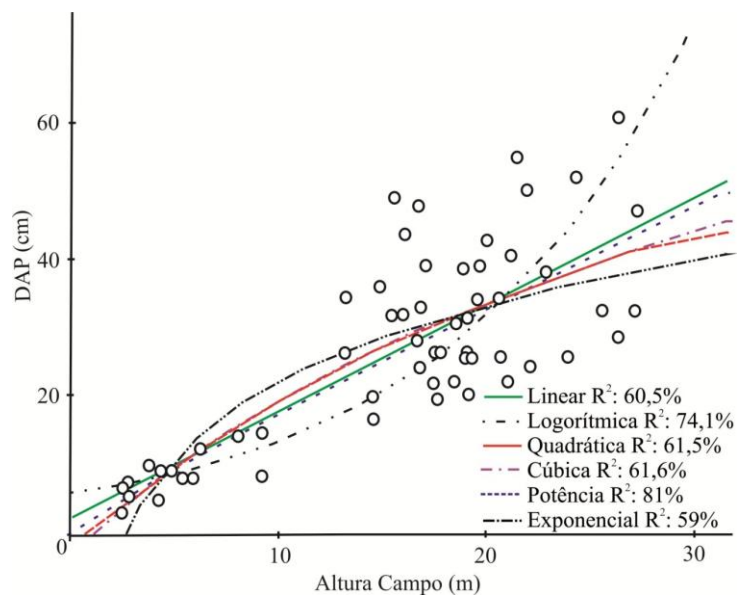


Figura 20: Modelos de regressão ajustados aos dados com os coeficientes de determinação entre as variáveis DAP e altura em campo.

Os coeficientes dos valores de β_1 e β_0 foram verificados através do valor de significância do Teste T. Os modelos analisados após a análise de significância dos coeficientes foram: logarítmico, potência e exponencial (Tabela 8).

Na análise dos pressupostos, o modelo de potência não apresentou relação significativa. Na análise gráfica dos resíduos em relação aos valores preditos foi verificada a linearidade nos modelos de regressão exponencial e no modelo logarítmico, com uma tendência de correlação entre os resíduos e os valores preditos (Figura 21).

Tabela 8. Ajustamento das curvas para cada modelo com as variáveis DAP e LIDAR corrigido.

| Modelo | Equação | S |
|-------------|--|-------|
| Linear | $DAP = 2,34 + 1,55 \text{ Altura Campo}$ | 8,781 |
| Quadrática | $DAP = - 1,602 + 2,330 \text{ Altura Campo} - 0,02825 \text{ Altura Campo}$ | 9,281 |
| Cúbica | $DAP = - 2,646 + 2,685 \text{ Altura Campo} - 0,0558 \text{ Altura Campo}^2 + 0,000601 \text{ Altura Campo}^3$ | 9,360 |
| Exponencial | $DAP = 1,9998 \text{ Altura Campo}^{0,9283}$ | 0,352 |
| Potência | $DAP = 5,8298e^{0,0849 \text{ Altura Campo}}$ | 0,30 |
| Logarítmico | $DAP = 8,7285 \ln(\text{CAMPO}) - 11,293$ | 8,887 |

Devido os modelos de regressão exponencial, logarítmico e de potência violarem os pressupostos básicos de linearidade e homocetasticidade do modelo de regressão foram realizados a validação do PRESS apenas para os modelos linear, quadrático e cúbico. No qual a regressão Linear apresentou o valor de 56,8669 que deferiu em 4% da SQR o valor obtido (54,59) para este mesmo modelo. O modelo de regressão quadrática (54,26) e cúbica (54,141) também apresentou valor inferior a 4%.

Dos 77 pontos medidos em campo, os modelos de regressão logarítmico e exponencial apresentaram os menores valores de RMSE, equivalente a 4,47 cm, 8,5 cm, respectivamente, seguido dos demais modelos que não atenderam as premissas e pressuposto (Tabela 9).

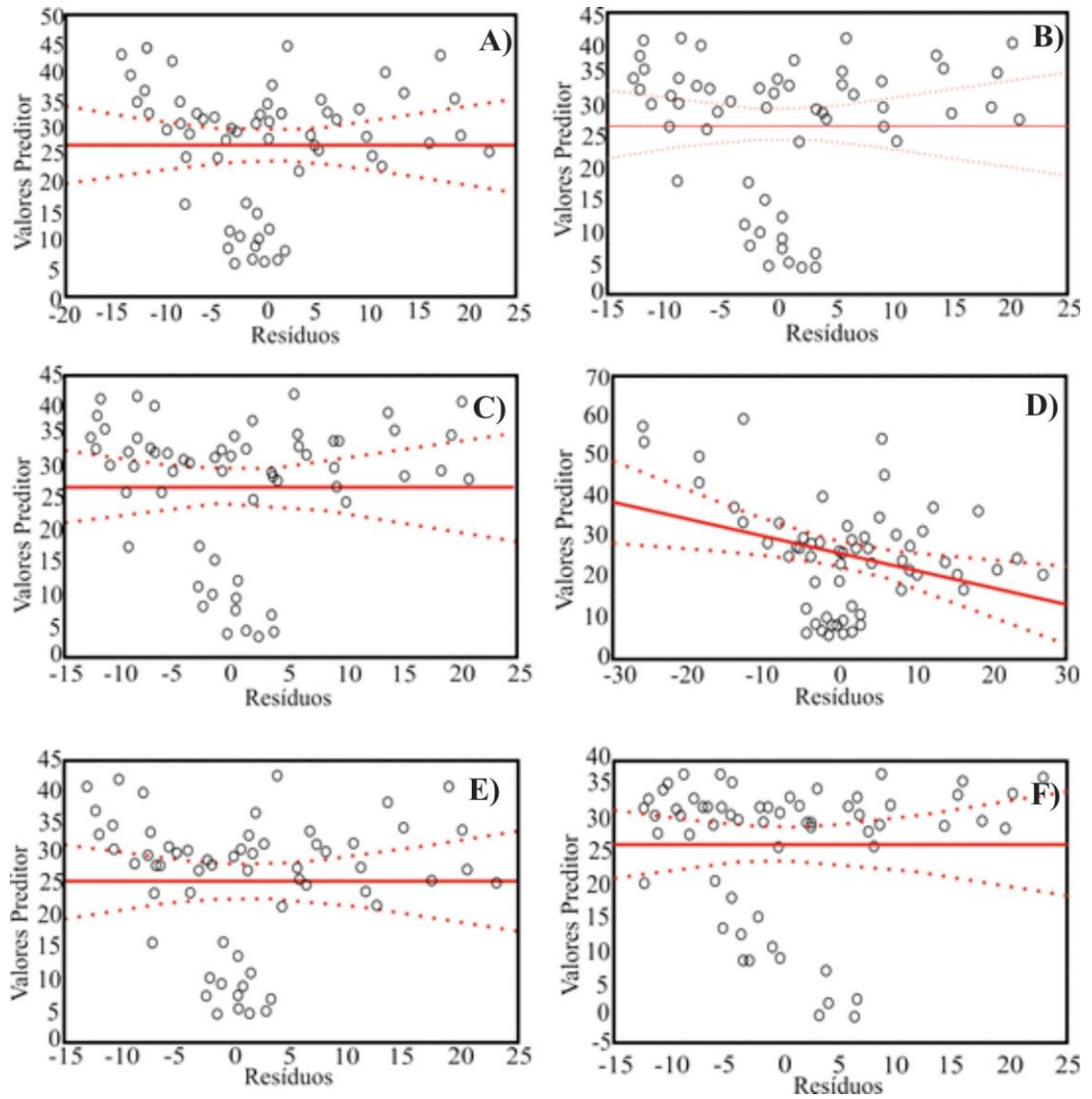


Figura 21: Análise de linearidade entre os resíduos e os valores preditos entre a relação das variáveis DAP e altura medida em campo: A) Modelo de Regressão Linear; B) Modelo de Regressão Quadrática; C) Modelo de Regressão Cúbica; D) Modelo de Regressão Exponencial; E) Modelo de Regressão Potência; F) Modelo de Regressão Logarítmico.

Tabela 9: Valores do RMSE em centímetros para cada Modelo de Regressão da Variável DAP.

| Modelo de Regressão | RMSE (cm) | Média | Desvio Padrão |
|---------------------|-----------|-------|---------------|
| Linear | 8,5 | 10,01 | 2,0 |
| Quadrática | 14 | 11,16 | 15,21 |
| Cúbica | 9,94 | 10,16 | 2,5 |
| Exponencial | 8,6 | 1,09 | 8,6 |
| Potência | 15,83 | 10,52 | 1,98 |
| Logarítmico | 4,47 | 15,44 | 10,07 |

Modelos de regressão e ajustamentos de curvas foram aplicados para a relação DAP e altura LIDAR. Na Figura 22 estão exibidos os valores de R^2 , bem como suas devidas curvas de ajustamento.

Foi verificada a significância dos coeficientes de β_1 e β_0 através do valor de Teste T que resultou na rejeição dos modelos de regressão, além do teste F para análise da variância global do modelo de regressão, permanecendo apenas o modelo logarítmico, potência e exponencial, que foram significantes para os valores de β através do Teste T ($P_valor < 0$) Tabela 10).

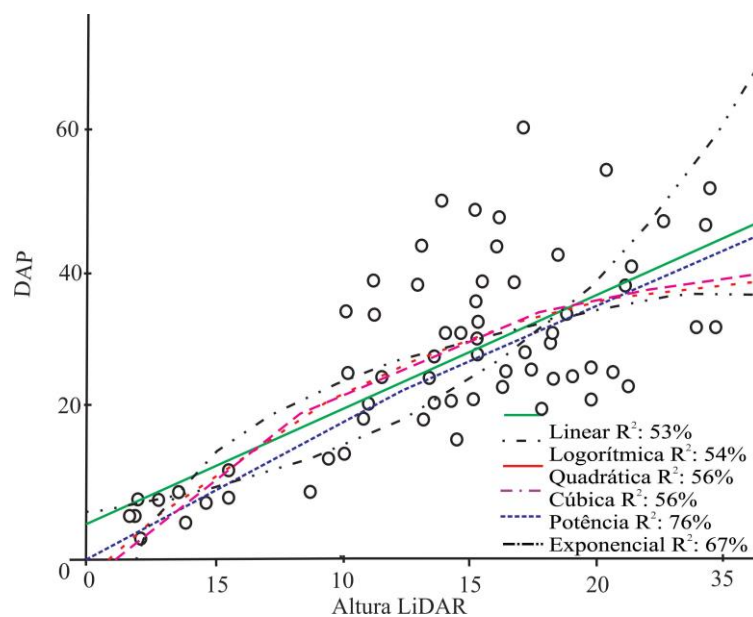


Figura 22: Modelos de regressão ajustados aos dados com os coeficientes de determinação entre as variáveis DAP e LIDAR.

Tabela 10: Ajustamento das curvas para cada modelo com as variáveis para as variáveis DAP e LIDAR

| Modelo | Equação | S |
|-------------|---|---------|
| Linear | $DAP = 4.75 + 1.61 \text{ LIDAR}$ | 9,55294 |
| Quadrática | $DAP = - 2.125 + 3.100 \text{ LIDAR} - 0.05985 \text{ LIDAR}^2$ | 9,28118 |
| Cúbica | $DAP = - 2.494 + 3.252 \text{ LIDAR} - 0.0736 \text{ LIDAR}^2 + 0.000348 \text{ LIDAR}^3$ | 9,36043 |
| Exponencial | $DAP = 6.5413 * 0.0893^{\text{LIDAR}}$ | 0,397 |
| Potência | $DAP = 2.8168 \text{ LIDAR}^{0,8474}$ | 0,337 |
| Logarítmico | $DAP = 14.438 \ln(\text{LIDAR}) - 8.4309$ | 9,488 |

Como pressuposto deste modelo foi verificado a distribuição dos resíduos do modelo, que obteve a normalidade de $p > 0.05$. Através do teste de Levene foi confirmada a constância da variância residual do modelo (homocedasticidade dos resíduos) com o nível de 95% para os modelos exponencial e logarítmico. Os demais modelos não apresentaram nível de significância aceitável. Da análise gráfica dos resíduos em relação aos valores preditos foi verificada a linearidade dos modelos, no qual foi detectada a violação do pressuposto para o modelo de regressão logarítmica e exponencial (Figura 23).

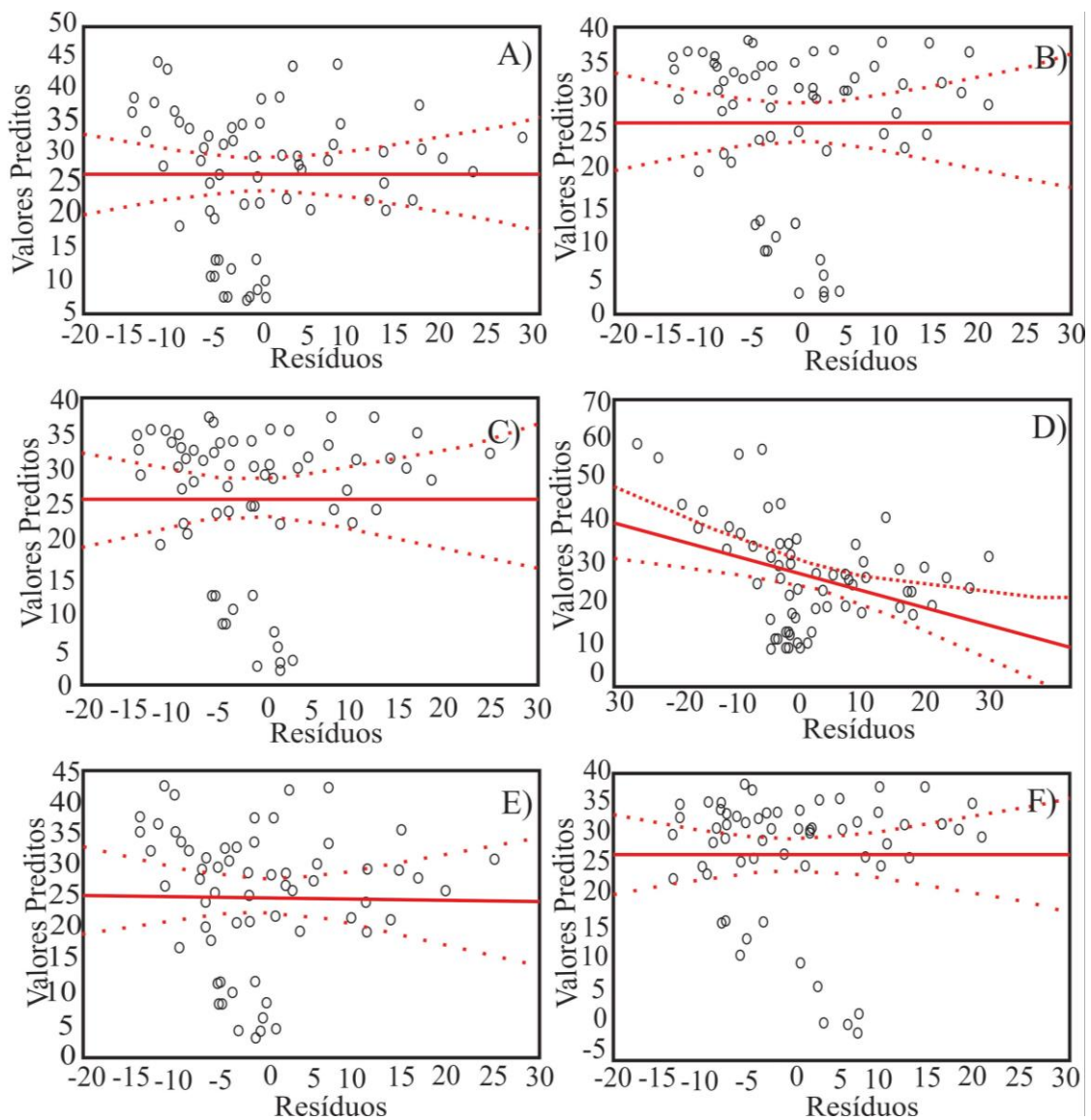


Figura 23: Análise de linearidade entre as variáveis preditas e os resíduos: A) Modelo de Regressão Linear; B) Modelo de Regressão Quadrática; C) Modelo de Regressão Cúbica; D) Modelo de Regressão Exponencial; E) Modelo de Regressão Potência; F) Modelo de Regressão Logarítmico.

A validação do modelo de regressão DAP e altura LIDAR obtiveram o PRESS de 5772.34 em relação ao SQR do modelo de regressão logarítmico, que diferiu em 82%. O RMSE da regressão logarítmico foi de 9,01 cm, com média de 26,5 cm e desvio padrão de 10,4 cm (Tabela 11).

Tabela 11: Valores do RMSE em centímetros para cada Modelo de Regressão da Variável DAP.

| Modelo de Regressão | RMSE (cm) | Média | Desvio Padrão |
|---------------------|-----------|-------|---------------|
| Linear | 9,22 | 3,37 | 8,71 |
| Quadrática | 8,91 | 0 | 9 |
| Cúbica | 10,2 | 5 | 9,12 |
| Exponencial | 17,3 | 11 | 13,6 |
| Potência | 22,5 | 19,4 | 11,7 |
| Logaritmo | 9,01 | 26,5 | 10,4 |

4.4. ANÁLISE ESTATÍSTICA DOS DADOS DE ELEVAÇÃO SRTM

Das 23 amostras coletadas para análise da variável altura do SRTM e as demais variáveis extraídas pelo LIDAR: DAP Máximo, DAP Médio, DAP Mínimo, Altura Máxima, Altura Média e Altura Mínima através do Teste de Shapiro Wilks foram verificadas que todos têm normalidade $> 0,05$. Foi realizado o teste de hipótese dos dados através do teste ANOVA no que resultou na variabilidade de 72% das informações entre as variáveis SRTM, DAP Médio, DAP Máximo, DAP Mínimo, Altura Mínimo, Altura Média e Altura Máxima.

A correlação de Pearson entre as variáveis foi forte para todos os pares com valores de significância $p < 0,05$ (SRTM e DAP Médio - $R=0,95$, SRTM e DAP Máximo - $r=0,94$, SRTM e Altura Mínima - $r=0,91$, SRTM e Altura Média - $r=0,95$). As correlações entre DAP Médio e DAP Máximo, DAP Médio e altura Média e também DAP Médio e Altura Mínima também obtiveram uma forte correlação com os respectivos valores significância ($p<0,05$). Não houve necessidade de remoção de *outliers*, pois o conjunto não apresentou valores da distância de Cook $> 20\%$ da relação com o valor fornecido pelo teste F.

Pelo teste de correlação de Pearson, as variáveis que obtiveram correlações baixas ou nenhuma correlação com as variáveis do SRTM (Altura) em relação às variáveis extraídas pelo LIDAR - SRTM e DAP Mínimo ($r=-0,119$), SRTM e Altura Máxima ($r=-0,119$). As correlações entre o DAP Máximo e DAP Mínimo, Altura Média, Altura Mínima e Altura Máxima fornecidas pelo LIDAR foram insignificantes para um valor de $p < 0,05$ (Figura 24).

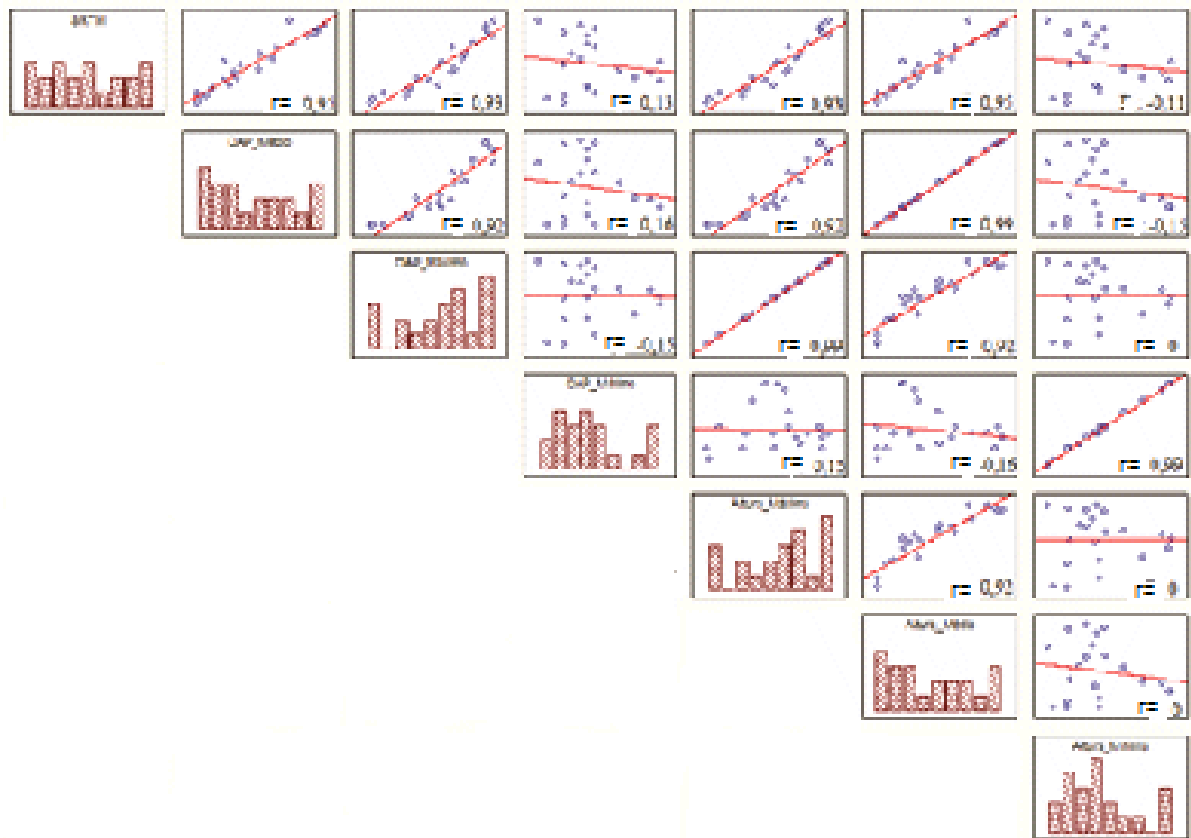


Figura 24: Correlação de Pearson: SRTM, Altura média, Altura máxima, Altura mínima, DAP médio, DAP máximo e DAP mínimo.

Em seguida foram aplicados modelos de regressão e ajustamentos das curvas para as variáveis mencionadas anteriormente. A Figura 25 exibe os valores de R^2 e suas curvas de ajustamento para o modelo de regressão para a variável SRTM Altura em relação a Altura Máxima, Altura Mínima e Altura Média.

Foi verificada a significância dos coeficientes β_1 e β_0 através do Teste T. Os modelos que obtiveram significância aceitável foram os modelos de regressão linear, potência, exponencial e logarítmico, cuja relação foi consistente entre as variáveis SRTM Altura e Altura Máxima extraídos pelo LIDAR. Para os modelos entre as variáveis SRTM Altura e Altura Média apenas os modelos exponencial, potência e logarítmico passaram na avaliação

dos valores de β . A Tabela 12 apresenta os valores de RMSE obtido para cada modelo de regressão referente a variável altura do SRTM.

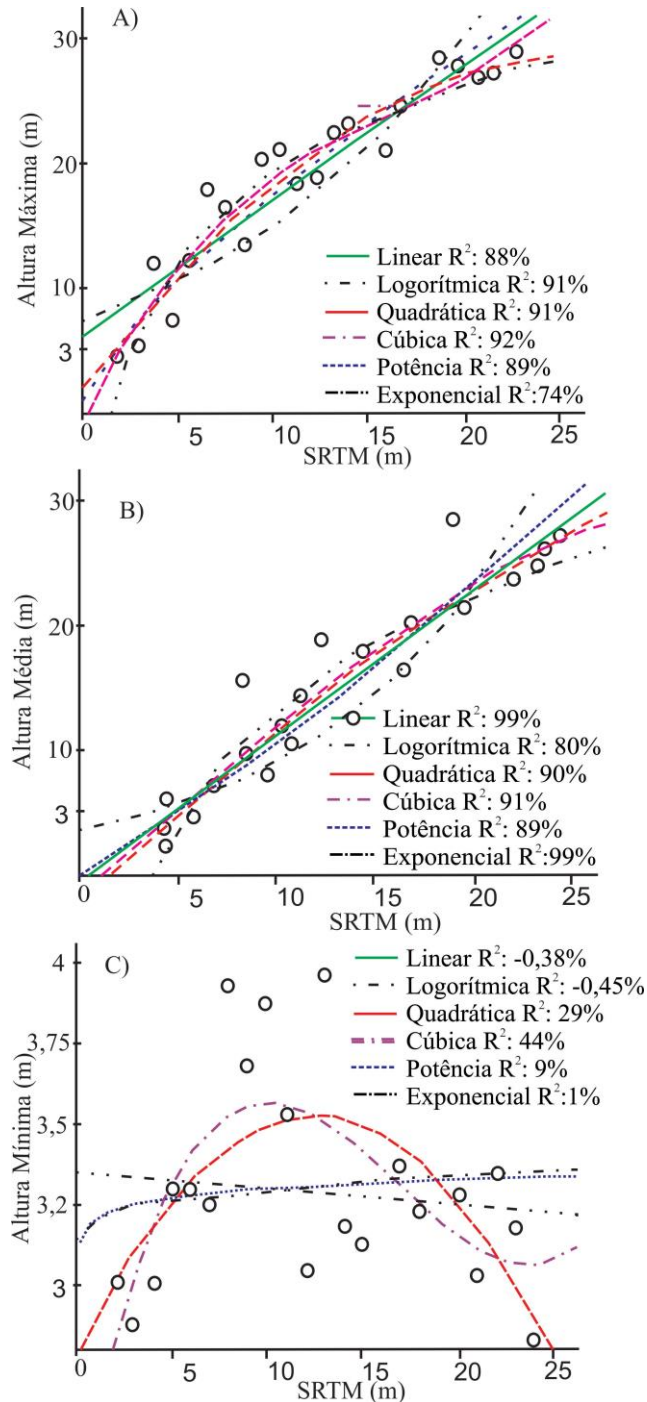


Figura 25: Modelos de regressão ajustados aos dados com os coeficientes de determinação entre as variáveis: A) Altura máxima SRTM e LIDAR; B) Altura Média SRTM e LIDAR; C) Altura Mínima SRTM e LIDAR.

Tabela 12: Ajustamento das curvas da variável altura do SRTM para cada modelo matemático.

| Altura Máxima | | |
|---------------|---|-------|
| Modelo | Equação | S |
| Linear | Altura Máxima = 6,23+1,01 SRTM | 2,62 |
| Quadrática | Altura Máxima = 1,917 +1,913SRTM -0,03447SRTM ² | 2,23 |
| Cúbica | Altura Máxima = 0,963 + 0,984 SRTM- 0,1338 SRTM ² + 0,002568 SRTM ³ | 0,276 |
| Exponencial | Altura Máxima = 1,8735 ^{0,0902SRTM} | 2,21 |
| Potência | Altura Máxima = 0,2889SRTM ^{1,2628} | 0,172 |
| Logaritmo | Altura Máxima = 11,296 ln(SRTM) – 19,438 | 2,22 |

| Altura Média | | |
|--------------|---|-------|
| Modelo | Equação | S |
| Linear | Altura Média = 1,23 + 0,730 SRTM | 1,605 |
| Quadrática | Altura Média = 1,324 + 0,7095 SRTM + 0,000764SRTM ² | 1,72 |
| Cúbica | Altura Média = 3,788 – 0,2071 SRTM + 0,08575 SRTM ² 0,002197 SRTM ³ | 1,69 |
| Exponencial | Altura Média = 3,3735 ^{0,0781SRTM} | 0,203 |
| Potência | Altura Média = 0,3735e ^{0,0781SRTM} | 0,193 |
| Logaritmo | Altura Média = 6,7637 ln(SRTM) – 5,4044 | 2,442 |

Dos pressupostos básicos, a homocetasticidade entre as variáveis Altura Máxima medida pelo LIDAR e Altura SRTM obteve significância P no teste de *Levene* maior que 0,05 para os modelos exponencial e potência. Entretanto, na análise de correlação entre os resíduos e os valores preditos, apenas a variável logarítmica não apresentou correlação. O PRESS do modelo Logarítmico diferiu em 42% da SQR de 94,396.

Os modelos de potência, exponencial e logarítmico fruto da relação entre a variável Altura Máxima e altura SRTM apresentaram homocetasticidade. Entretanto, apenas o modelo

logarítmico não foi correlacionável entre os valores preditos e os resíduos gerados. Com os resultados dos pressupostos, apenas o PRESS para o modelo logarítmico foi calculado, o qual obteve valor de 112,758 que diferiu em 40% da SRQ de 67,5716.

A fim de interpolar uma imagem de altura do SRTM e DAP da vegetação de mangue foi aplicado o modelo de regressão simples entre os valores digitais do SRTM em relação ao valor máximo, mínimo e médio de DAP (Figura 26).

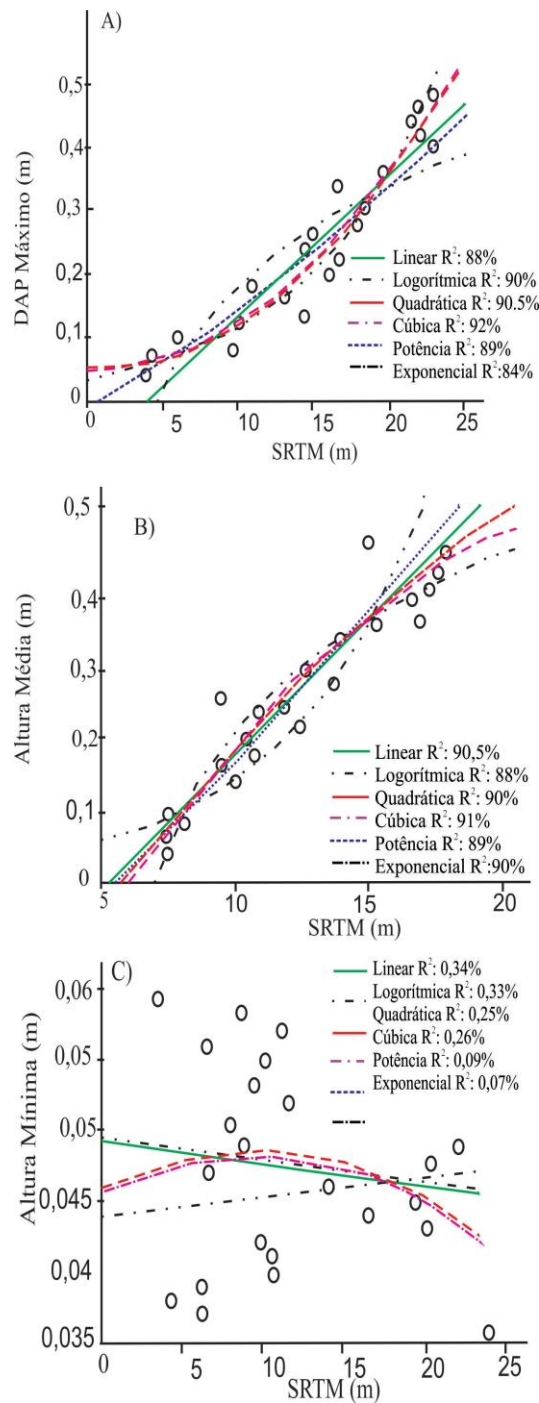


Figura 26: Coeficientes de determinação Altura SRTM: A) SRTM e LIDAR DAP Máximo; B) SRTM e LIDAR DAP Médio; C) SRTM e LIDAR DAP Mínimo.

Foi verificada a significância dos coeficientes de β_1 e β_0 através do valor de significância do Teste T que resultou em rejeição do valor β_0 . Também foi verificado o valor de T para o modelo linear e para os demais modelos de ajustamento. Os valores de β significativos ocorreram para os modelos linear, exponencial, potência e logarítmico da relação DAP Máximo e altura SRTM. Para a relação DAP Médio e altura SRTM, os modelos com significância foram os exponencial, potência e logarítmico. A Tabela 13 apresenta o RMSE em centímetros para cada modelo de regressão da variável altura SRTM e DAP.

Tabela 13: Valores do RMSE em centímetros para cada Modelo de Regressão da Variável altura SRTM DAP.

| | DAP Máximo | |
|-------------|---|-------|
| Modelo | Equação | S |
| Linear | DAP Máximo = $0,0840 + 0,0136 \text{ SRTM}$ | 2,62 |
| Quadrática | DAP Máximo = $0,02591 + 0,02578 \text{ SRTM} - 0,000464 \text{ SRTM}^2$ | 2,23 |
| Cúbica | DAP Máximo = $- 0,01307 + 0,04028 \text{ SRTM} - 0,001808 \text{ SRTM}^2 + 0,000035 \text{ SRTM}^3$ | 0,276 |
| Exponencial | DAP Máximo = $1,8749^{6,6881 \text{ SRTM}}$ | 2,21 |
| Potência | DAP Máximo = $66,462 \text{ SRTM}^{1,2634}$ | 0,172 |
| Logaritmo | DAP Máximo = $1,8749e^{6,6881 \text{ SRTM}}$ | 2,22 |

| | DAP Médio | |
|-------------|--|-------|
| Modelo | Equação | S |
| Linear | DAP Médio = $0,0840 + 0,0136 \text{ SRTM}$ | 0,035 |
| Quadrática | DAP Médio = $0,02591 + 0,02578 \text{ SRTM} - 0,000464 \text{ SRTM}^2$ | 0,030 |
| Cúbica | DAP Médio = $- 0,01307 + 0,04028 \text{ SRTM} - 0,001808 \text{ SRTM}^2 + 0,000035 \text{ SRTM}^3$ | 0,030 |
| Exponencial | DAP Médio = $1,8749^{6,6881 \text{ SRTM}}$ | 0,030 |
| Potência | DAP Médio = $66,462 \text{ SRTM}^{1,2634}$ | 0,172 |
| Logaritmo | DAP Médio = $1,8749e^{6,6881 \text{ SRTM}}$ | 0,276 |

Para relação DAP Máximo e altura SRTM, os modelos que obtiveram homocetasticidade foram o exponencial e logarítmico. Entretanto, o modelo logarítmico não apresentou correlação aceitável. Para a relação DAP Médio e altura SRTM, o modelo do tipo logarítmico foi aquele que cumpriu todos os pressupostos básicos de uma análise de regressão.

Para a validação do DAP Máximo, o valor de PRESS foi de 0,029 superior ao modelo logarítmico DAP Médio (PRESS 0,022). O modelo DAP Máximo diferiu 42,2% da SQR de 0,017. Enquanto o DAP Médio diferiu em 8% da SQR de 0,021.

A relação altura SRTM e Altura Máxima do LIDAR foi de 6.67 m, com média de erros de 6,36 m e desvio padrão de 2,55 m. O RMSE da altura média foi de 2,26 m, com média de erros de 8,45 m e desvio padrão de 2,37 m. O RMSE da relação entre altura SRTM e DAP Máximo foi de 13,69 m, com média de erros de 12,31 m e desvio padrão de 6,8 cm. No caso dos valores de DAP Médio e altura SRTM, o RMSE foi de 13,80 m, com média de 12,43 m e desvio padrão de 6,87 m. A Figura 27 apresenta os valores da variável independente, variável dependente e o valor predito.

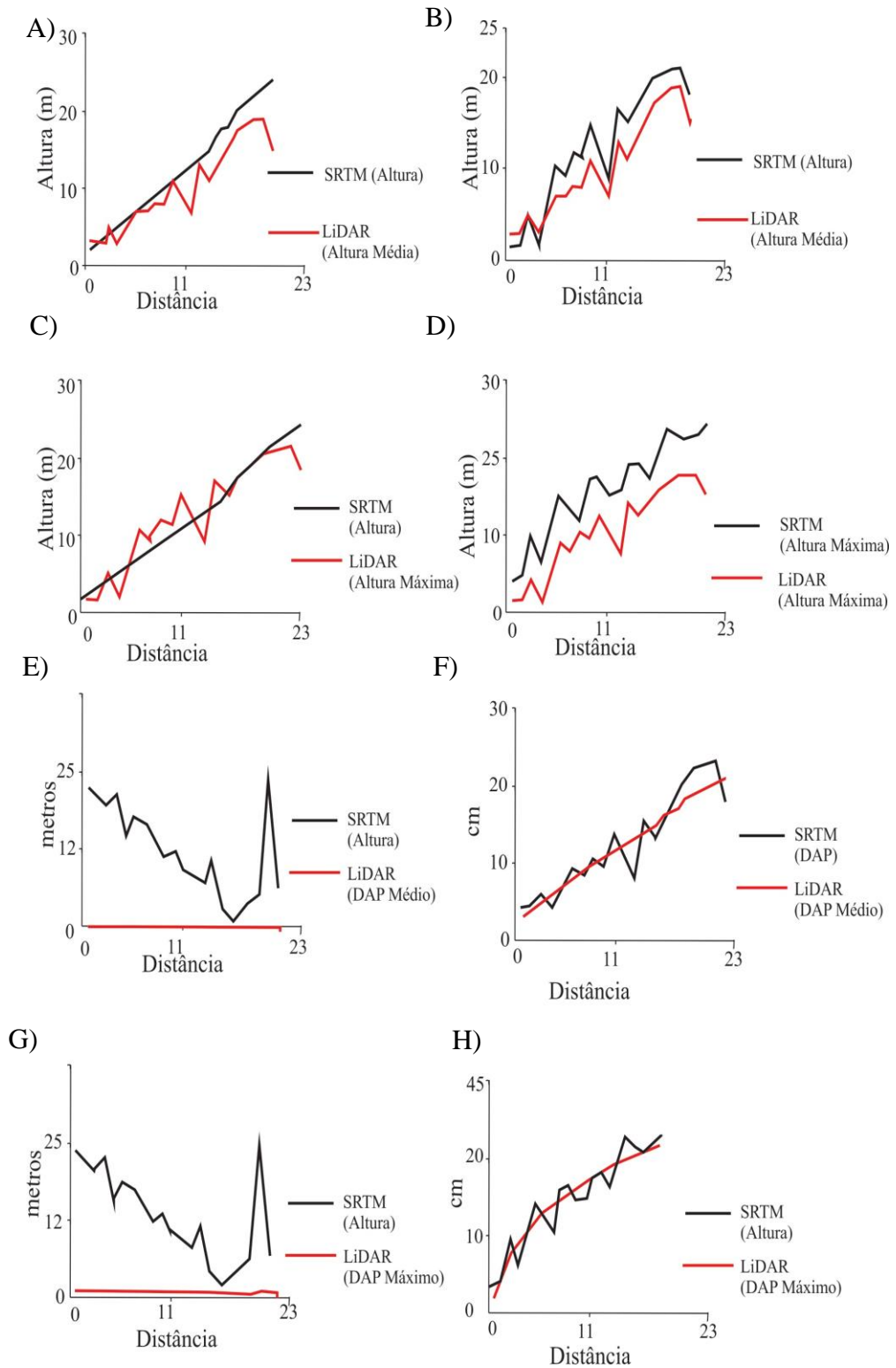


Figura 27: Calibração dos dados SRTM: A) SRTM não Calibrado (Cor Preta) e LIDAR Altura Média (Cor vermelha); B) SRTM Calibrado para Altura Média LIDAR (cor Preta) e LIDAR Altura Média (cor Vermelha); C) SRTM não Calibrado (Cor Preta) e LIDAR Altura Máxima (Cor Vermelha) SRTM Calibrado com Altura Máxima (Cor Preta) e LIDAR Altura Máxima; E) SRTM não Calibrado (Cor Preta) e DAP Médio LIDAR(Cor Vermelha) e ; F) SRTM Calibrado para DAP Médio (Cor Preta) e LIDAR Dap Médio (Cor Vermelha); G) SRTM não Calibrado (Cor Preta) e LIDAR DAP Máximo (Vermelha); H) SRTM Calibrado para DAP Médio (Cor Preta) e LIDAR DAP Máximo (Cor Vermelha).

4.5. MAPA DAS ESPÉCIES DE MANGUE A PARTIR DA CLASSIFICAÇÃO DE FOTOGRAFIA DIGITAIS DE ALTA RESOLUÇÃO

Para a construção da matriz de erro foram coletados em campo 76 pontos relacionados aos gêneros de mangue, sendo 35 amostras da classe *A. germinans*, 14 amostras de *L. racemosa* e 27 amostras de *R. mangle*. Que resultou na classificação de 477,85 ha da espécie *R. mangle*, 1220,04 ha de *A. germinans* e 246,44 ha da espécie *L. racemosa* como apresentado na Figura 28.

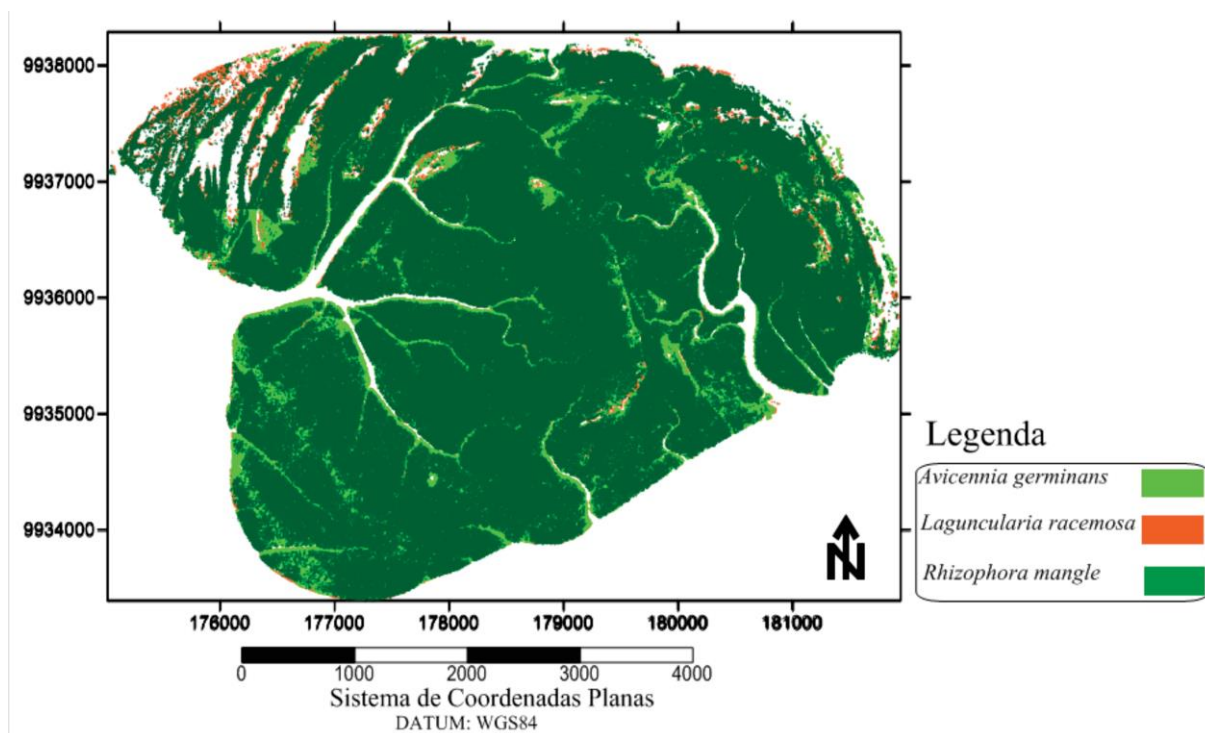


Figura 28: Mapa de distribuição das espécies mangue.

O cálculo da acurácia da classificação orientada a objetos foi baseado nas análises do índice Kappa e da Exatidão Geral. No caso do índice Kappa (por Classe) foram constatados valores de 0,94 para classe *A. germinans*, 0,74 para *R. mangle* e 0,64 para *L. racemosa*. O índice Kappa geral foi de 0,70. A exatidão geral obtida para a classificação foi de 0,81, ou seja, dos 74 pontos obtidos, 60 pontos foram corretamente classificados.

O menor erro de comissão foi encontrado para a classe *A. germinans*, com 2,94% e o maior foi encontrado na classe *L. racemosa* (35,7%). Em relação aos erros de omissão, o menor foi novamente encontrado para classe *A. germinans* e o maior para a classe *Laguncularia racemosa*. Sendo a maior exatidão do usuário e produtor o valor encontrado na

classe *A. germinans* que foi a espécie com maior índice de separabilidade em relação à *R. mangle* e à *L. racemosa*. Confirmado também na análise do índice Kappa por classe, a *A. germinans* apresentou um valor significativo (0,876%) e razoável para as classes *R. mangle* (0,62%) e *L. racemosa* (0,59%).

4.6. ESTIMATIVA DA BIOMASSA

A biomassa de campo foi estimada utilizando a equação de Frommard et al., 1998 aplicados sobre valores de DAP encontrados no inventário florístico e estrutural. Entretanto, foram inventariadas apenas as espécies *R. mangle* e *A. germinans* encontradas nas parcelas trabalhadas. A biomassa da espécie *A. germinans* foi estimada em 0,15 Mg ha⁻¹ e a de *R. mangle* de 373,6.1 Mg ha⁻¹.

Como proposto por Simard et al. (2006), foi gerado um mapa de biomassa acima do solo por espécie de mangue de mostrado na figura 26. Sendo mensurados em Mg/m² para a Figura 29A (LIDAR) e Mg/ha para Figura 29B (SRTM). A equação alométrica da biomassa utilizou a imagem LIDAR DAP do tipo Logaritmo e da Altura LIDAR calibrado do tipo linear, amos os melhores modelos proposto segundo a validação estatística. Para a imagem SRTM foram utilizados a média dos valores dos produtos Altura LIDAR e a imagem DAP LIDAR ambas processadas e calibradas anteriormente.

Para a validação do peso da biomassa LIDAR foi utilizados 10 amostras no que observou um erro de aproximadamente 10 kg para cada árvore individual por espécies.

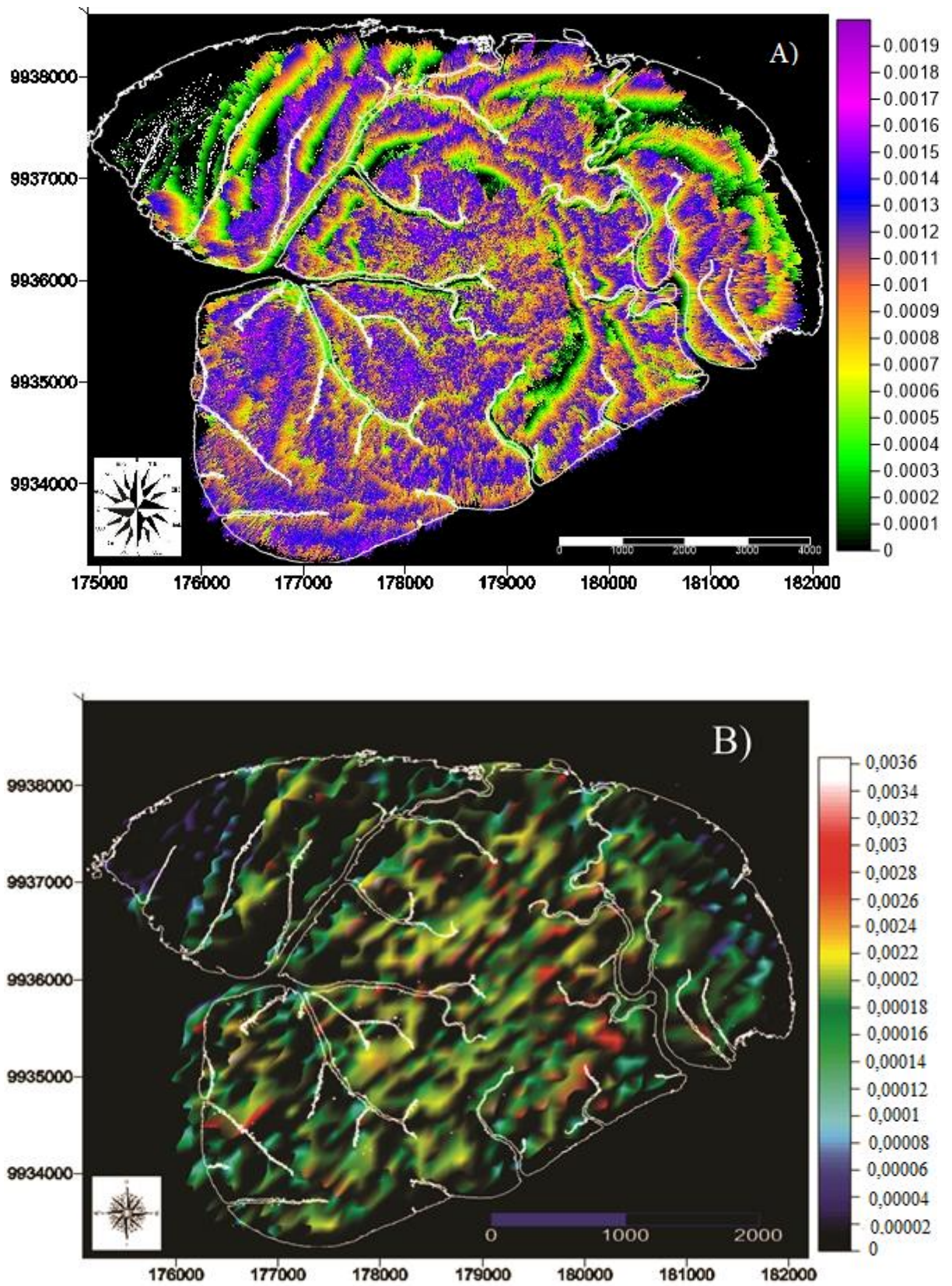


Figura 29: Mapa de distribuição da biomassa da floresta de mangue estimada a partir dos dados: A) LIDAR em Mg/m^2 ; e B) SRTM em Mg/ha .

5. DISCUSSÃO

Os valores de discrepância (RMSE) oriundos dos modelos MDE e MDV estão entre os valores esperados pela literatura (menores que 1 metro), assim como descrito em Hyppa et al. (2004). Todavia, esses últimos autores utilizaram certas avaliações apenas para tipologia florestal com manejo e coníferas e áreas de manejo e plantio linear, onde existe maior competência do pulso em penetrar com mais facilidade nestes tipos de dosséis, os quais são geralmente mais esparsos e lineares (Hyppa et al., 2004, Kwak et al., 2007).

Segundo os trabalhos de Hyppa et al. (2004) e Simard et al. (2006), o instrumento utilizado para medição individual, constituído por aparelhos de GPS simples, possui erros de acurácia de aproximadamente 5 metros. Outra possibilidade é o uso do clinômetro que apresenta uma baixa precisão ($\epsilon > 20\%$), ocasionado pela angulação incerta entre a distância do usuário e a árvore medida. No entanto esta limitação no uso de uma estação total não existe, pois o estabelecimento da angulação é fixado pelo tripé que segura o aparelho de medição no momento de estimar a altura das árvores. E auxiliado pela alta acurácia planimétrica (x e y) e as lupas de ampliação (zoom) auxiliam na visualização do topo do dossel (Hyppa et al., 2001). Estes erros devem ser crescente devido ao ângulo que é necessário fazer para obtenção da altura total, ou seja, quanto maior a árvore, maior o erro. E esses erros devem ser incrementados e levados em consideração no cálculo do RMSE e, no entanto estes valores são descartados da análise da acurácia por muitos autores.

Para a espacialização das informações florísticas e estruturais do mangue foram necessárias à criação de uma equação através da análise de regressão na qual o melhor modelo de razão foi utilizado para a estimativa dos parâmetros estruturais. De acordo com Reis et al. (1998) tais critérios utilizados para avaliar a melhor equação são modelos que cumpriram todos os pressupostos tais como: normalidade da variável independente, análise de β (teste T), variância global do modelo (Teste F), normalidade e homocestaticidade dos resíduos e também a linearidade dos resíduos em relação aos valores preditos (Neter et al., 1996; Underwood et al., 1997). Segundo Neter et al. (1996), outros critério significativos para avaliar um modelo estrutural é a diferença do valor de PRESS em relação a SQR, valor de R^2 , RMSE e, por último, a equação mais simplificada.

Para a calibração da altura do LIDAR, a equação do modelo linear se encontrou adequada para o objetivo proposto e um resultado de regressão altíssimo ($R^2=92\%$),. Entretanto, foi observado na tabela RMSE uma superestimativa (de aproximadamente 0,13 cm) em áreas onde a vegetação é dominada pela presença de mangue jovem e nas áreas de

dossel alto ocorre uma sub-estimativa de aproximadamente 0,93 cm. Esses valores são menores que os propostos pela literatura atual. Estes mesmos resultados foram vistos com os dados do SRTM, entretanto o SRTM subestima tanto em áreas com vegetação baixa como em áreas com vegetação densa (Valeriano & Rosseti, 2012). De acordo com Hyppa et al. (2004) e Simard et al. (2006), tanto em imagens de LIDAR como em imagens de SRTM as áreas onde a vegetação tende a ser rasteiras ou arbustivas a penetrabilidade e a sub-estimativa da altura da vegetação são maiores em áreas alta densidade do dossel. Entretanto, esses valores tendem a ser mais ajustados no caso do LIDAR (Hyppa et al., 2004; Simard et al., 2006; 2007).

Em relação aos resultados de acurácia do modelo (RMSE), o valor obtido pelo MDV calibrado é de 0,98 cm, resultado promissor quando se trata de medições em área de mangue com instrumentos de ponta com valores de acurácia sub-centimétrico, onde o extrato arbóreo não é linear (relação tronco e dossel da árvore). O ambiente caracteriza-se por ser inóspito, de difícil acesso, com dossel bem denso e fechado e com substrato em consolidação o que dificulta a estimativa de alta acurácia deste compartimento florestal. Acredita-se que os valores encontrados neste RMSE podem ser o incremento do erro limitado pelo número de amostras que obtiveram normalidade ou pelo erro de incremento da ferramenta de medição.

A equação mais representativa para o DAP foi a Logarítmico natural. Este mesmo tipo de modelo também foi reportado por outros autores (Nelson et al., 1984; Maclean & Krabill, 1986). A relação entre os valores de Campo e DAP resultou em um R^2 de 74,4% e RMSE de 4,47 cm. Porém, tais estudos foram realizados em outro tipo florestal.

Segundo Barbier et al. (2010), as informações das imagens de amplitude LIDAR tem grande potencialidade de gerar imagens de DAP. Este padrão é graficamente bem representado na imagem LIDAR para a tipologia florestal de bosques bem desenvolvidos, cujas árvores chegam a um determinado patamar de crescimento vertical e iniciam o crescimento horizontal do DAP, ou seja, as árvores de mangue não apresentam um padrão dendrométrico (medidas de DAP e Altura proporcionais) em áreas de floresta densa. Estes resultados também foram similares aos reportado na baía de Sepitiba-RJ e Bertioga-SP (Soares & Novelli, 2005).

Os testes e a escolha do melhor modelo foram fundamentados seguindo os pressupostos de normalidade da variável independente. Entretanto, outros testes com os dados não normalizados, associados à teoria central do erro, podem contribuir em uma melhor predição da altura, resultando na minimização dos valores de β e RMSE. Porém, este

procedimento é delicado, pois não condiz com todos os pressupostos do modelo de regressão. Em outras palavras, embora eles sejam matematicamente equivalentes, estatisticamente não utilizam os dados normalizados ou sem normalidade.

Com relação à calibração do SRTM em relação à altura Média e DAP Médio, a calibração resultou em um RMSE de 2,2 m para a calibração da média da altura LIDAR. Estes resultados foram similares aos encontrados pela literatura nos estudos de determinação da biomassa no mangue na Flórida e na Venezuela (Simard et al., 2006; Simard et al., 2007). Contudo, no presente estudo, a calibração do SRTM ocorreu para toda a área da Ilha dos Guarás desenvolvendo uma equação geral com erro distribuído de acordo com cada tipologia de bosque. Esta calibração torna-se relevante de acordo com Sun et al., (2003) e Simard et al. (2006), assim como em Simard (2007), onde o erro vertical do SRTM pode chegar a aproximadamente 17 m em relação à cota real. Esses erros podem ser superiores em ambientes de relevo baixo ou cuja topografia seja plana (Sun et al., 2003; Nascimento et al., 2013; Brubaker et al., 2012). Em relação aos valores de biomassa obtidos a partir do processamento do SRTM observa-se uma subestimativa de 3,6%. Apesar do SRTM obter um erro maior na altimetria em áreas de terreno plano, este sensor corresponde muito bem a altura média das copas em áreas com grande densidade de árvores.

A resposta da altura máxima foi mais preditiva para calibrar altura do topo da árvore do que os valores encontrados na altura média, ou seja, o SRTM é capaz de prever 91% dos valores máximos da altura. Os valores da relação entre os dados do SRTM e altura média foram de 88% inferiores ao valor estimado pela altura Máxima. Entretanto, para a estimativa da biomassa é provável a superestimativa. No entanto, em florestas de mangue é menos provável a ocorrência desse erro, quando se utiliza a altura média como parâmetro. (Sun et al., 2003; Simard et al., 2006; Valeriano & Rosseti, 2012).

Já a relação entre os dados do SRTM e de altura mínima e entre SRTM e DAP mínimo não obtiveram resultados relevantes de R^2 . De acordo com Mougin et al. (1999) e Proisy et al. (2000), este fenômeno pode estar intrinsecamente relacionado com o tipo de espalhamento volumétrico em resposta ao gradiente altura e DAP inferiores no interior da copa da árvore. Ou seja, os 3,6% que não foram possíveis de prever pode estar atrelado à limitação da penetrabilidade da banda C nos dosséis densos da vegetação do mangue, caso fosse utilizado à equação DAP máximo, esta subestimativa pode estar atrelado no valor do resultado de R^2 e também outra hipótese é que o sensor trabalha na banda C e interagem mais com as copas e folhas e não como a banda P que interagem mais com o solo e tronco

Em relação à classificação, existem na literatura bons resultados da discriminação das espécies de mangue reportado, primeiramente, por Kovacs et al. (2008). Mas, no entanto, foi com a técnica orientada a objetos que conseguiu-se discriminar as espécies arbóreas de mangue (*Aegiceras corniculatum* (L.) Blanco, *Kandelia cande* (L.) Druce, *Cyperus*, *Avicennia marina* (Forsk.) Vierh. Com acurácia global de 85,7% com imagens Quickbird nos manguezais de Zhangjiangkou. No presente estudo foi utilizada a associação das informações LIDAR, ortofotos e regras de pertinência e com isso foi possível discriminar as espécies *A. germinans*, *R. mangle* e *L. racemosa* com a acurácia global de 81%. No entanto, houve um erro de confusão gerado pela comissão ou omissão no momento da seleção das amostras, como também se pode dizer que a qualidade do mosaico das ortofotos não estava em boas condições de calibração. Entretanto, para a biomassa com SRTM a classificação proposta condiz com os dados classificados reamostrados para a escala de pixel de 90 x 90 m.

Foram empregadas as equações alométricas de Frommard et al. (1998) cuja espécies arbóreas dominantes são as mesmas da região do presente estudo. No entanto, é importante enfatizar que a diferença dos valores de biomassa está associada com o tipo de estrutura dos bosques peculiar a cada região, latitude, compartimento geológico e geomorfológico especificamente (Schaeffer-Novelli et al., 1990). O resultado de biomassa para as espécies *A. germinans* e *R. mangle* na área estuda foi inferior ao encontrado na Guiana Francesa ($\pm 180 \text{ t.ha}^{-1}$; $\pm 315 \text{ t.ha}^{-1}$), Malásia ($\pm 391 \text{ t.ha}^{-1}$. *Rhizophora* sp.), Sri Lanka ($\pm 240 \text{ t.ha}^{-1}$ *R. mangle* e Tailândia ($281,2 \text{ t.ha}^{-1}$ *Rhizophora* sp.). O baixo valor de biomassa estimada pode ser função da equação empregada e a quantidade das parcelas trabalhadas em campo. No caso da biomassa dos manguezais brasileiros no sul do país, os parâmetros são muito diferentes devido à exuberância do bosque de mangue da região amazônica que está atrelado ao tipo de compartimento geobotânico. A estimativa da biomassa é o resultado prévio de uma adaptação de uma equação que não foi realizada para esta área de estudo, uma vez que essa estimativa para a costa amazônica está em fase inicial, onde futuramente serão desenvolvidas as equações alométricas específicas para o salgado paraense. Após o desenvolvimento dessas equações será possível estimar com mais precisão os valores biométricos das florestas de mangue ao longo da faixa costeira da Amazônia brasileira.

Neste estudo, foram empregadas as equações alométricas de Frommard et al. (1998), cuja espécies arbóreas dominantes são as mesmas da área em estudo. No entanto, é importante enfatizar que a diferença dos valores de biomassa está associada com o tipo de estrutura dos bosques peculiar a cada região, latitude, compartimento geológico e geomorfológico

especificamente (Schaeffer-Novelli et al., 1990; Spalding et al., 1997). O resultado de biomassa para as espécies de *R. mangle* na área estudada foi superior ao encontrado na Guiana Francesa ($\pm 315 \text{ Mg/ha}^{-1}$), Sri Lanka ($\pm 240 \text{ Mg/ha}^{-1}$) e Tailândia ($281,2 \text{ t/ha}^{-1}$), e inferior aos valores de biomassa encontrados na Malásia ($\pm 391 \text{ t/ha}^{-1}$. *Rhizophora* sp.) e também a espécie *R. mangle* é superior em manguezais localizados em alta latitude, como é o caso das áreas de Bertioga-SP ($\pm 7,76 \text{ t/ha}^{-1}$) e Sepitiba – RJ ($\pm 247,7 \text{ t/ha}^{-1}$).

Não foi realizado o RMSE da biomassa para *L. racemosa* devido à falta de amostras suficientes para esta espécie. Entretanto, foi observada uma pequena variação ($\pm 10 \text{ kg}$) entre os valores de biomassa estimados pelo LIDAR em relação aos valores de biomassa por indivíduo, confirmando a acurácia do mapeamento que condiz com a realidade de campo. Por outro lado, a estimativa da biomassa SRTM não foi validada pelo método de *check out* devido à exequibilidade dos produtos com uma resolução espacial limitada.

6. CONCLUSÃO

Com o presente trabalho foi possível concluir que a distribuição dos parâmetros florísticos e estruturais das florestas de mangue pode ser explicada e modelada com base nos dados LIDAR. A forte análise e resultados dos testes estatísticos: ANOVA, Normalidade ($p > 0,05$), homocedasticidade, post hoc de Tukey, Teste F, Teste de Levene, Teste t de Student, PRESS, correlação de Pearson, significância dos coeficientes de β_1 e β_0 , R^2 e RMSE serviram em conjunto para análise para seleção da equação (modelo) da equação adequada, a qual expressa com mais exatidão os parâmetros: Altura, DAP e com uma equação alométrica correta pode obter um valor melhor de biomassa com acurácia subcentimétrica e não superestimada como demonstrou este estudo e assim extrapolar a biomassa para toda a península de Ajuruteua, em Bragança, Pará.

Conclui-se também que a resposta da altura do SRTM pode explicar parte da relação com os parâmetros estruturais: Altura, DAP e Biomassa. Entretanto, os resultados do RMSE consistem em um ajuste dos valores médios para escala de pixel de 90x90 m, delimitando melhor a morfologia do dossel do manguezal.

As imagens ortofotos auxiliaram na identificação das espécies tanto nas imagens LIDAR como SRTM, reduzindo o erro de confusão para o produto de maior pixel.

Enfim, as associação destes três sensores permitiu que o LIDAR obtivesse a biomassa subcentimétrica da área de estudo e, conseqüentemente, com a combinação do LIDAR e SRTM foi criado uma equação em nível de detalhamento moderado, mas com a capacidade de predizer os parâmetros biofísicos da altura, DAP e Biomassa Média de uma área de manguezal do Salgado paraense, que faz parte da maior faixa contínua de manguezal do mundo, no litoral da Amazônia brasileira.

REFERÊNCIAS

- Ahern J.L. 2012. Principles of Geophysics. Geophysics, 3413. Disponível em <http://principles.ou.edu/>. Acesso em: 10/11/2012.
- Ayres M., Ayres M.J., Ayres D.L., Santos S.A. 2005. BioEstat 4.0: aplicações estatísticas nas áreas das ciências biomédicas. Belém, Sociedade Civil/Instituto de Desenvolvimento Sustentável Mamirauá.
- Baatz M. & Schäpe A. 2000. Multiresolution Segmentation: an optimization approach for high quality multi-scale image segmentation. Disponível em: <http://www.definiens.com>. Acesso em: 18/07/2011.
- Baltsavias E. P. 1999. Airborne Laser Scanning: Basic Relations and Formulas. ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing, 54:199–214.
- Baltsavias E., Gruen A., Eisenbeiss H., Zhang L., Waser L.T. 2008. High-quality image matching and automated generation of 3D tree models. International Journal of Remote Sensing, 29:1243-1259.
- Barbier N., Proisy C., Cédric V., Sabatier D., Couteron P. 2010. Forest carbon densities and uncertainties from LIDAR, QuickBird, and field measurements. Remote Sensing of Environment, 114:1561–1575.
- Bispo, P.C., Valeriano M.M., Kuplich T.M. 2009. Variáveis geomorfométricas locais e sua relação com a vegetação da região do interflúvio Madeira-Purus (AM-RO). Acta Amazonica, 39: 81-90.
- Bispo P.C., Valeriano M.M., Santos J.R. 2012. Effects of the geomorphometric characteristics of the local terrain on floristic composition in the central Brazilian Amazon. Austral Ecology, 37: 491-499.
- Bourgine B. & Baghdadi N. 2005. Assessment of C-band SRTM DEM in a dense equatorial forest zone. Computers Rendus Geoscience, 337:1225-1234.
- Brubaker K.M., Myers L.W., Drohan P.J., Miller D.A., Boyer E.W. 2013. The Use of LIDAR Terrain Data in Characterizing Surface Roughness and Microtopography. Applied and Environmental Soil Science, 01:1-13.
- CHD – Cartografia, Hidrografia e Digitalização de Mapas. 2011. Monitoramento do fenômeno das mares na estação da Ilha dos Guarás, Estuário do Rio Pará. Belém: RDP Relatório Interno. 8p.
- Cohen J. 1960. A coefficient of agreement for nominal scales. Educational and Psychological Measurement, 20: 37–46.
- Cole T.G., Ekel K.C., Devoe N.N. 1999. Structure of mangrove tree and forest in Micronesia. Forest Ecology Management, 117:95–109.
- Congalton R.G. & Green K. 1999. Assessing the Accuracy of Remote Sensed Data: Principle and Pratices. New York, Lewis Publishers, 123p.
- Definiens. 2005. eCognition Professional, Munich.
- Diretoria de Hidrografia e Navegação - DHN. Tábuas e marés, Disponível em: <http://www.mar.mil.br/dhn/chm/tabuas/20533Jul2011.htm>. Acesso em: 07/2011.
- ESRI. ArcGIS Version 10. 2011. Environmental SystemsResearch Institute.
- Farr T. G., Rosen P.A., Caro, E., Crippen R., Duren R., Hensley S., Kobrick M., Paller M., Rodriguez E., Roth L., Seal D., Shaffer S., Shimada J., Umland J., Werner M., Oskin M., Burbank D., Alsdorf D. 2007. The Shuttle Radar Topography Mission. Reviews of Geophysics., 45.
- Flanders D., Hall-Beyer M., Pereverzoff J. 2003. Preliminary evaluation of eCognition object-based software for cut block delineation and feature extraction. Canadian Journal of Remote Sensing, 29:441-452.

- Fromard F., Puig H., Mougin E., Marty G., Betoulle J.L., Cadamuro L. 1998. Structure, above-ground biomass and dynamics of mangrove ecosystems: New data from French Guiana. *Oecologia*, 11:39–53.
- Gemael C. 1981. *Introdução à Geodésia Física*. 2 ed., Curitiba, Curso de Pós-Graduação em Ciências Geodésicas, UFPr, 302p.
- Global Mapper Software LLC. Global Mapper software package. 2011.
- Gps Astech Z-Xtheme. Disponível em: http://www.improvedconstructionmethods.com/ashtech_z_xtreme_gps_system.htm/. Acesso em: 07/2011.
- Harding D.J., Lefsky M.A., Parker G.G., Blair J.B. 2001. Laser altimeter canopy height profiles: Methods and validation for deciduous broadleaf forests. *Remote Sensing of Environment*, 76:283–297.
- Hyypä J., Hyypä H., Inkinen M., Engdahl M., Linko S., Zhu Y.H. 2000. Accuracy comparison of various remote sensing data sources in the retrieval of forest stand attributes. *Forest Ecology and Management*, 128: 109-120.
- Hyypä J., Hyypä H., Litkey P., Yu X., Haggrén H., Rönholm P., Pyysalo U., Pitkänen J., Maltamo M. 2004. Algorithms and Methods of Airborne Laser Scanning for Forest Measurements. *International Archive of Photogrammetry Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 36:82-89.
- IBGE. 2004. Modelo de Ondulação Geoidal MAPGEO.
- IBM. SPSS® - Statistical Package for the Social Sciences. 2009. INPE. CPTEC: Centro de Previsão do Tempo. São José dos Campos. 2011. Disponível em: tempo.cptec.inpe.br. Acesso em: 07/2011.
- ITT, Visual Information Solutions. ENVI Version 4.8. 2010. Jensen R. J. 2000. Sensoriamento Remoto do Ambiente. 2 ed., Parêntese, São José dos Campos, SP, Brasil, 2000, 598p.
- Kellndorfer J., Walker W., Pierce L., Dobson C., Fites J.A., Hunsaker C., Vona J., Clutter M. 2004. Vegetation height estimation from Shuttle Radar Topography Mission and National Elevation Datasets. *Remote Sensing of Environment*, 93:339-358.
- Komiyama A., Ongb J.E., Pongpamc S. 2008. Allometry, biomass, and productivity of mangrove forests: A review. *Aquatic Botany*, 89:128–137.
- Kovacs J.M., Flores-Verdugo F., Wang J., Aspden L.P. 2004. Estimating leaf area index of a degraded mangrove forest using high spatial resolution satellite imagery. *Aquatic Botany*, 80:13-22.
- Kovacs J.M., Flores de Santiago F., Bastien J., Lafrance, P. 2010. An assessment of mangroves in Guinea, West Africa, using a field and remote sensing based approach. *Wetlands*, 30:773-782.
- Kristensen E., Bouillon S., Dittmar T., Marchand C. 2008. Organic carbon dynamics in mangrove ecosystems: A review. *Aquatic Botanic*, 89:201–219.
- Kuenzer C., Bluemel A., Gebhardt S., Quoc T.V., Dech S. 2011. Remote sensing of mangrove ecosystems: A Review. *Remote Sensing*, 03:878–928.
- Korhonen L., Korplea I., Heiskanen J., Maltamo M. 2011. Airborne discrete-return LIDAR data in the estimation of vertical canopy cover, angular canopy closure and leaf area index. *Remote Sensing of Environment*, 115:1065-1080.
- Koukoulas S. & Blackburn A. 2005. Spatial relationships between tree species and gap characteristics in broad-leaved deciduous woodland. *Journal of Vegetation Science*, 16:587-596.
- Kuenzer C., Bluemel A., Gebhardt S., Quoc T.V., Dech S. 2011. Remote sensing of mangrove ecosystems: A Review. *Remote Sensing*, 03:878–928.
- Kwak D.A., Kyun E.W., Lee A.E., Halk J.L., Greg S., Biging A.E., Peng G.B. 2007. Detection of individual trees and estimation of tree height using LIDAR data. *Journal of Forest Research*, 12:425-434.

- Lefsky M.A., Harding D.J., Keller M., Cohen W.B., Carabajal C.C., Del Bom Espirito-Santo F., Hunter M.O., Oliveira-Jr R. 2005. Estimates of forest canopy height and aboveground biomass using ICESat. *Geophysical Research Letters*, 32.
- Lovell J.L., Jupp D.L.B., Newnham G.J., Coops N.C., Culvenor D.S. 2005. Simulation study for finding optimal lidar acquisition parameters for forest height retrieval. *Forest Ecology Management*, 214:398–412.
- Leica. 2009. Manual do Aerotransportado LASER ALS-60, 12p.
- Leica. 2008. Manual da Fotografia Aérea RCD105, 160 p.
- Lucas R.M., Ellison J.C., Mitchell A., Donnelly B., Finlayson M., Milne A.K. 2002. Use of stereo aerial photography for quantifying changes in the extent and height of mangroves in tropical Australia. *Wetlands Ecology Management*, 10:161–175.
- Lucas R.M., Mitchell A.L., Rosenqvist A., Proisy C., Melius A., Ticehurst C. 2007. The potential of L-band SAR for quantifying mangrove characteristics and change: case studies from the tropics. *Aquatic Conservation-Marine and Freshwater Ecosystems*, 17:245-264.
- MacLean, G.A. & Krabill W.B. 1986. Gross-merchantable timber volume estimation using airborne LIDAR system. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 12:7-18.
- Mácola G. & El-Robrini M. 2004. Ilha dos Guarás (Mariteua) - Município de Curuçá (NE do Pará): Aspectos Físicos, Meteorológicos e Oceanográficos. Relatório Final - Cartografia, Hidrografia e Digitalização - CHD & Grupo de Estudos Marinhos e Costeiros – GEMC, 35p.
- Malthus T.J. & Mumby P.J. 2003. Remote sensing of the coastal zone: An overview and priorities for future research. *International Journal of Remote Sensing*, 24:2805–2815.
- Means J.E., Acker S.A., Harding D.A., Blair B.J., Lefsky M.A., Cohen W.B., Harmon M., Mc Kee W.A. 1999. Use of large-footprint scanning airborne LIDAR to estimate forest stand characteristics in the western Cascades of Oregon. *Remote Sensing of Environment*, 67:298–308.
- Menezes M.P.M., Berger U., Mehlig U. 2008. Mangrove vegetation in Amazonia: a review of studies from the coast of Pará and Maranhão states, north Brazil. *Acta Amazonica*, 38:403-420.
- Minitab, Inc. Minitab 14 Statistical Software. 2003. Minitab Inc., State College.
- Mougin E., Proisy C., Marty G., Fromard F., Puig H., Bétouille J.L., Rudant J.P. 1999. Multifrequency and multipolarization radar backscattering from mangrove forests. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 37: 94-102.
- Myint S.W., Giri C.P., Wang, L., Zhu Z., Gillette S. 2008. Identifying mangrove species and their surrounding land use and land cover classes using an object oriented approach with a lacunarity spatial measure. *GIScience Remote Sensing*, 45:188–208.
- NASA. 2006. Disponível em: <http://www2.jpl.nasa.gov/srtm/>.
- Nascimento W.R., Souza-Filho P.W.M., Proisy C., Lucas R.M., Rosenqvist A. 2013. Mapping changes in the largest continuous Amazonian mangrove belt using object-based classification of multisensor satellite imagery. *Estuarine, Coastal and Shelf Science*, 117:83-93.
- Nelson R., Krabill W., MacLean G. 1984. Determining forest canopy characteristics using airborne laser data. *Remote Sensing of Environment*, 15:201–12.
- Neter J., Kutner N.H., Nachtsheim C.J., Wasserman W. 1996. *Applied Linear Statistical Models*. 4 ed., Boston, McGraw Hill, 791p.
- Positioning Systems Inc. 2006. *Topcon Tools User's Guide*. Topcon.
- Paradella W.R., Santos A.R., Cunha E.S.P. 2005. Radares Imageadores nas Geociências: Estado da Arte e Perspectivas. *Revista Brasileira de Cartografia*, 01:56-62.

- PCI GEOMATICS. 2009. PCI Geomatica 10.3. User Guide.
- Proisy C., Gratiot N., Anthony E.J., Gardel A.C., Fromard F., Heuret P. 2009. Mud bank colonization by opportunistic mangroves: A case study from French Guiana using LIDAR data. *Continental Shelf Research*, 29:632–641.
- Proisy C., Mougin E., Fromard F., Karam, M.A. 2000. Interpretation of polarimetric signatures of mangrove forests. *Remote Sensing of Environment*, 71:56-66.
- Rabus B., Eineder M., Roth A., BAMLER R. 2003. The Shuttle Radar Topography Mission – a New Class of Elevation Models Acquired by Spaceborne Radar, *Journal of Photogrammetry & Remote Sensing*, 57:241–262.
- Reis A.E., Neto F.P., Souza A.L., Leite H.G. 1997. Modelos de Razão para estimar a biomassa de árvores individuais da florsta tropical úmida de terra- firme da Amazônia brasileira. *Revista Árvore*, 22:163- 177.
- Rencher A.C. & Schaalje B.G. 2007. *Linear Models in Statistics*. Department of Statistics, Brigham Young University. v.2, 563p.
- Rodrigues S.W.P. & Souza-Filho, P.W.M. 2012. Environmental sensitivity index mapping to oil spill from Landsat TM images: a study case in the amazon coastal plain. *Revista Brasileira de Geofísica (Impresso)*, 30:1-12.
- Rodriguez E., Morris C.S., Belz J.E. 2006. A global assessment of the SRTM performance. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 72:249-260.
- Sadro, S., Gastil-Buhll M., Melack J. 2007. Characterizing patterns of plant distribution in a southern California salt marsh using remotely sensed topographic and hyperspectral data and local tidal fluctuations. *Remote Sensing of Environment* , 110:226 – 239.
- Santiago & Cintra. ESTAÇÃO TOTAL TOPCON. Disponível em: <http://www.santiagoocintra.com.br/Produtos.aspx?idProduto=813a05f3-1310-4055-ae04-91975bc8733b>. Acesso em: 2012.
- Schaeffer-Novelli Y. & Cintrón G. 1986. Guia para estudos de áreas de manguezal: estrutura, função e flora. São Paulo, Caribbean Ecological Research, 150p.
- Schaeffer-Novelli Y., Cintrón G., Adaime R.R., Camargo T.M. 1990. Variability of Mangrove Ecosystems along the Brazilian Coast. *Estuaries*, 13:204-218.
- Serviço Geológico Brasileiro- CPRM. 2004. Carta Geológica do Brasil a Milionésimo, Escala 1: 1000.000, Carta SA 23 e SA 22. Disponível em: http://geobank.sa.cprm.gov.br/pls/publico/projetos.projeto.list_categorias Acesso em: 07/2004.
- Simard M., Rivera-Monroy V.H., Mancera-Pineda J.E., Castaneda-Moya E., Twilley R. 2007. A Systematic Method for 3D Mapping of Mangrove Forests Based on Shuttle Radar Topography Mission Elevation Data, ICESat/GLAS Waveforms and Field Data: Application to Ciénaga Grande de Santa Marta, Colombia. *Remote Sensing of the Environment*, 112:2131-2144.
- Simard M., Zhang K., Rivera-Monroy V.H., Ross M., Ruiz P.; Castaneda-Moya E., Rodriguez, E., Twilley R. 2006. Mapping mangrove height and estimating biomass in the Everglades using SRTM elevation data. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 72: 299-311.
- Slater J.A., Garvey G., Johnston C., Haase J., Heady B., Kroenung G., Little J. 2006. The SRTM data fishing process and products. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 72:237–247.
- Souza-Filho P.W.M. & Paradella W.R. 2002. Recognition of the main geobotanical features along the Bragança mangrove coast (Brazilian Amazon Region) from Landsat TM and RADARSAT-1 data. *Wetlands Ecology and Management*, 10:121-130.
- Souza-Filho P. W. M. Costa de Manguezais de Macromaré da Amazônia: Cenários Morfológicos, Mapeamento e Quantificação de Áreas Usando Dados de Sensoriamento Remoto. *Revista Brasileira de Geofísica*, 23:427 - 435.

- Soares M.L.G. & Novelli Y.S. 2005. Above-ground biomass of mangrove species. I. Analysis of models. *Estuarine, Coastal and Shelf Science*, 65:1-18.
- Statsoft, Inc. Statistica. 2004 (data analysis software system). Version 7. Disponível em: www.statsoft.com.
- Sun G., Ranson K.J., Kharuk V.I., Kovacs K. 2011. Validation of surface height from shuttle radar topography mission using shuttle laser altimeter. *Remote Sensing of Environment*, 88:401-411.
- SURFER®. Interpolador 3D. 2011. Copyright Golden Software, Inc.
- Tickle P.K., LEE A., LUCAS R.M., AUSTIN J., WITTE C. 2006. Quantifying Australian forest floristics and structure using small footprint LIDAR and large scale aerial photography. *Forest Ecology and Management*, 223:379-394.
- Tonolli S.M., Dalponte M., Neteler M., Rodeghiero M., Vescovo L., Gianelle D. 2011. Fusion of airborne LIDAR and satellite multispectral data for the estimation of timber volume in the Southern Alps. *Remote sensing and environment*, 115:2486-2498.
- Underwood A. J. 1997. *Experiments in ecology. Their logical design and interpretation using analysis of variance.* – Cambridge Univ. Press., 502 p.
- Valeriano M. M., Kuplich T.M., Storino M., Amaral B.D., Mendes Júnior J.N., Lima D.J. 2006. Modeling small watersheds in Brazilian Amazonia with shuttle radar topographic mission-90m data. *Computers & Geosciences*, 32:1169-1181.
- Valeriano M.M. & Rossetti D.F. 2012. Topodata: Brazilian full coverage refinement of SRTM data. *Applied Geography*, 32:300-309.
- Veiga K.L.A.K., Zanetti M.A.Z, Faggion P.L. 2007. *Fundamento de topografia*, 205 p.
- Wang Y. & Imhoff M.L. 1993. Simulated and observed L-HH radar backscatter from tropical mangrove forests, *International Journal of Remote Sensing*, 14:2819-2828.
- Wang C. & Glenn N.F. 2009. Integrating LIDAR Intensity and Elevation Data for Terrain Characterization in a Forested Area. *Ieee Geoscience and Remote Sensing Letters*, 06:463-466.
- Wulder M.A., Hall R.J., Coops N.C., Franklin S.E. 2004. High Spatial Resolution Remotely Sensed Data for Ecosystem Characterization. *BioScience*, 54:511-521.
- Zhang K., Chen S., Whitman D., Shyu M., Yan J., Zhang C. 2003. A progressive morphological filter for removing nonground measurements from airborne LIDAR data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 41: 872–882.