



UNIVERSIDADE FEDERAL DE PERNAMBUCO  
CENTRO DE FILOSOFIA E CIÊNCIAS HUMANAS  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM DESENVOLVIMENTO E MEIO  
AMBIENTE

ADRIANA APARECIDA MEGUMI NISHIWAKI

**USO DO LIDAR E A POTENCIALIDADE DE GERAÇÃO DE RENDA MEDIANTE  
PAGAMENTO POR SERVIÇO AMBIENTAL DE SEQUESTRO DE CARBONO EM  
FLORESTA TROPICAL SAZONALMENTE SECA**

Recife

2023

ADRIANA APARECIDA MEGUMI NISHIWAKI

**USO DO LIDAR E A POTENCIALIDADE DE GERAÇÃO DE RENDA MEDIANTE  
PAGAMENTO POR SERVIÇO AMBIENTAL DE SEQUESTRO DE CARBONO EM  
FLORESTA TROPICAL SAZONALMENTE SECA**

Tese apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Desenvolvimento e Meio Ambiente da Universidade Federal de Pernambuco, como requisito para a obtenção do título de Doutor em Desenvolvimento e Meio Ambiente. Área de concentração: Desenvolvimento e Meio Ambiente.

**Orientadora:** Prof<sup>ª</sup>. Dra. Magna Soelma Beserra de Moura

**Coorientadora:** Prof<sup>ª</sup>. Dra. Josiclêda Domiciano Galvínio

Recife

2023



ADRIANA APARECIDA MEGUMI NISHIWAKI

**USO DO LIDAR E A POTENCIALIDADE DE GERAÇÃO DE RENDA MEDIANTE  
PAGAMENTO POR SERVIÇO AMBIENTAL DE SEQUESTRO DE CARBONO EM  
FLORESTA TROPICAL SAZONALMENTE SECA**

Tese apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Desenvolvimento e Meio Ambiente da Universidade Federal de Pernambuco, como requisito para a obtenção do título de Doutor em Desenvolvimento e Meio Ambiente. Área de concentração: Desenvolvimento e Meio Ambiente.

Aprovada em: 09/03/2023.

**BANCA EXAMINADORA**

---

Prof<sup>a</sup>. Dr<sup>a</sup>. Magna Soelma Beserra de Moura (Orientadora)  
Universidade Federal de Pernambuco - UFPE

---

Prof. Dr. Inajá Francisco de Sousa (Examinador Interno)  
Universidade Federal de Sergipe - UFS

---

Prof. Dr. Aldo Torres Sales (Examinador Externo)  
Universidade Federal de Pernambuco - UFPE

---

Prof. Dr. Emanuel Araújo Silva (Examinador Externo)  
Universidade Federal Rural de Pernambuco - UFRPE

---

Dr. Tiago Henrique de Oliveira (Examinador Externo)  
Prefeitura da Cidade do Recife

Dedico esse trabalho a meu pai Mikio N.

## AGRADECIMENTOS

Este feito teve contribuição de muitos apoios, que foram importantes para a concretização deste manuscrito, desde apoio técnico a emocional. Começando com o apoio espiritual dado por Deus, pela espiritualidade de luz e amiga e pelos meus antepassados, minha gratidão eterna pela força invisível que me guia por meio das inspirações de sabedoria para minha evolução moral e espiritual. Incluo nessa categoria de gratidão a minha família, sobretudo ao meu pai, por me ajudar nessa caminhada sendo o meu maior exemplo, e ao meu sobrinho, por deixar meus dias mais leves.

No apoio técnico, agradeço, inicialmente, a minha orientadora Magna Moura, pela oportunidade de desenvolver esse trabalho, que foi elaborado, não só com seu apoio científico, mas também emocional, com sua compreensão, paciência, generosidade e disponibilidade, o que foi fundamental para a conquista desse feito. Também agradeço a minha coorientadora Josiclêda Galvêncio, que também me deu essa oportunidade e me orientou com seus conhecimentos técnicos reconhecidos na área ambiental.

À equipe do Laboratório Agrometeorologia da Embrapa Semiárido, que me prestou auxílio fundamental e necessário para a realização de levantamento de dados de campo, em especial a Joabe Santos, Hérica Fernanda e Cloves Vilas Boas, bem como à própria instituição, que me permitiu realizar a pesquisa, utilizando sua estrutura, sua área experimental, seus equipamentos e materiais.

Ao Observatório da Dinâmica de Água e Carbono no Bioma Caatinga (ONDACBC), em especial aos professores Romualdo Lima e Antonio Antonino, pela concessão da bolsa de estudo do INCT/CNPq/CAPES e à Embrapa Semiárido e ao Projeto Nordeste: Uma nova ciência para um importante, porém negligenciado bioma (FAPESP-NERC-BIOME) pelo apoio técnico e instrumental.

A Cinthia Pereira, Robson Lima, Emanuel Araújo, Tiago Oliveira, Jadson e Jhonathan Gomes pela generosidade e disponibilidade de elucidar muitas dúvidas e questões sobre a metodologia adotada, sem esse apoio não teria conseguido obter grande parte dos resultados deste estudo.

Aos meus amigos da UFPE, em especial a Valquíria Tavares (já a conhecia da UFRPE) e a Maria Auxiliadora Santos por todo apoio emocional e amizade sincera.

À equipe do Forestplots.net, às redes associadas e aos PIs, em especial a Magna Soelma, Romualdo Lima, Tomas Domingues, Rodolfo Souza, Jon Lloyd, Rubens Santos, Elmar Veenendaal, Tiina Sarkinen e Francoise Ishida, pela permissão e fornecimento de dados tão essenciais para o meu trabalho, o que me trouxeram uma “luz no fim do túnel” para prosseguir com a tese.

Ao Laboratório de Geoprocessamento e Sensoriamento Remoto (SERGEO) e a sua equipe, por oportunizar participações em cursos e na organização de eventos, e por todo apoio técnico.

A Aldo Torres Sales e ao prof. Rômulo Simões Cezar Menezes pela disponibilidade em esclarecer dúvidas e também de instrumentos para realização das atividades de campo.

A Erisson Martins e ao Prof. Eduardo Soares de Souza pela prestatividade e apoio nas atividades de campo em Serra Talhada.

A Fundação de Amparo à Ciência e Tecnologia do Estado de Pernambuco (FACEPE) pela concessão do auxílio à mobilidade discente.

Aos professores e técnicos do Prodema/UFPE, que colaboraram para o processo da minha formação no doutorado.

“O fardo é proporcional às forças, como a recompensa será proporcional à resignação e à coragem”. (KARDEC, 1863, p. 85).

## RESUMO

A maior região contínua de floresta tropical sazonalmente seca da América do Sul se localiza no Brasil, onde é conhecida como caatinga. Nessa região, os cenários climáticos preveem o agravamento da escassez hídrica já existente, intensificando os danos nas atividades socioeconômicas dependentes do clima e nos estoques de carbono na vegetação natural. Como ferramentas para o monitoramento e avaliação das condições ambientais, as tecnologias de sensoriamento remoto têm sido essenciais. Dessa forma, o presente estudo utilizou a tecnologia de varredura a laser aerotransportado (ALS) e terrestre (TLS) para modelagem e estimativa da biomassa, de atributos florestais e do carbono acima do solo em floresta tropical sazonalmente seca do estado de Pernambuco. Além disso, investigou-se a potencialidade da caatinga na geração de renda mediante pagamento por serviço ambiental (PSA) de sequestro de carbono. O estudo com ALS foi realizado em dois municípios de Pernambuco, Petrolina e Serra Talhada, onde estão instaladas parcelas permanentes de 0,5 ha da rede ForestPlots. Para o estudo com TLS, foram utilizadas cinco parcelas de 100 m<sup>2</sup> localizadas em Petrolina. A biomassa foi determinada por meio de quatro equações alométricas e dados de diâmetro e altura da planta medidos em campo. Para modelagem e estimativa da biomassa e do carbono foram utilizados a regressão linear múltipla *stepwise* e *Random Forest*, sendo que esta resultou em maior precisão nas estimativas da biomassa (RMSE variando de 2,9 a 12,6 Mg ha<sup>-1</sup>) e do carbono (RMSE entre 1,4 e 5,7 Mg ha<sup>-1</sup>). Os resultados dos dados ALS indicaram subestimativa de biomassa e carbono da vegetação de caatinga, diferentemente ao que foi obtido pelos dados TLS, que apresentaram superestimativa de diâmetros de fustes, e conseqüentemente, da biomassa, com intervalos de RMSE variando de 107,4 a 4475,15 Mg ha<sup>-1</sup>; enquanto para o diâmetro ao nível do peito o RMSE variou entre 23,8 e 107,8 cm e para altura da planta de 1,2 a 3,6 m. Os estoques de carbono total das áreas de Petrolina e de Serra Talhada foram de 25 Mg ha<sup>-1</sup> e 69,21 Mg ha<sup>-1</sup>, respectivamente, convertendo em unidade de carbono equivalente, foram obtidos, nessa ordem, 70,33 tCO<sub>2eq</sub> ha<sup>-1</sup> e 201,08 tCO<sub>2eq</sub> ha<sup>-1</sup>, equivalente a 70 e 201 créditos de C. A partir deste estudo, pode-se confirmar a viabilidade do uso do LiDAR na Caatinga, sobretudo o ALS, apesar de alguns ajustes necessários, bem como verificou-se que a Caatinga em pé

conservada apresenta um importante potencial para geração de renda por pagamento por serviços ambientais.

**Palavras-chave:** sequestro de carbono; biomassa; PSA; varredura a laser; serviço ecossistêmico; Caatinga.

## ABSTRACT

The largest continuous region of seasonally dry tropical forest in South America is located in Brazil, where it is known as the caatinga. In this region, climate scenarios predict the worsening of the existing water scarcity, intensifying damage to climate-dependent socioeconomic activities and carbon stocks in natural vegetation. As tools for monitoring and evaluating environmental conditions, remote sensing technologies have been essential. Thus, the present study used airborne (ALS) and terrestrial (TLS) laser scanning technology to model and estimate biomass, forest attributes, and aboveground carbon in a seasonally dry tropical forest in the state of Pernambuco. In addition, the caatinga's potential for generating income was investigated through payment for environmental services (PES) of carbon sequestration. The study with ALS was carried out in two municipalities in Pernambuco, Petrolina and Serra Talhada, where permanent plots of 0.5 ha of the ForestPlots network are installed. For the study with TLS, five plots of 100 m<sup>2</sup> located in Petrolina were used. Biomass was determined using four allometric equations and plant diameter and height measured in the field. For modeling and estimation of biomass and carbon, stepwise regression and Random Forest were used, which resulted in greater precision in biomass (RMSE ranging from 2.9 to 12.6 Mg ha<sup>-1</sup>) and carbon (RMSE between 1.4 and 5.7 Mg ha<sup>-1</sup>). The ALS results indicated an underestimation of biomass and carbon in the caatinga vegetation, unlike what was obtained by the TLS data, which showed an overestimation of stem diameters, and consequently, of the biomass, with RMSE intervals ranging from 107.4 to 4475.15 Mg ha<sup>-1</sup>; while for diameter at breast level the RMSE varied between 23.8 and 107.8 cm and for plant height from 1.2 to 3.6 m. The total carbon stocks of the areas of Petrolina and Serra Talhada were 25 Mg ha<sup>-1</sup> and 69.21 Mg ha<sup>-1</sup>, respectively, converting into carbon equivalent units, 70.33 tCO<sub>2eq</sub> ha<sup>-1</sup> were obtained, in that order. 1 and 201.08 tCO<sub>2eq</sub> ha<sup>-1</sup>, equivalent to 70 and 201 C credits. Based on this study, it was possible to confirm the feasibility of using LiDAR in the Caatinga, especially the ALS, despite some necessary adjustments, as well as verifying that the Preserved standing Caatinga has an important potential for generating income through payment for environmental services.

**Keywords:** carbon sequestration; biomass; PES; laser scanning; ecosystem service;  
Caatinga

## LISTA DE FIGURAS

### ARTIGO 1 - MODELAGEM E ESTIMATIVA DA BIOMASSA E DO CARBONO ACIMA DO SOLO A PARTIR DE DADOS LIDAR AEROTRANSPORTADO EM FLORESTA TROPICAL SAZONALMENTE SECA DO BRASIL

- Figura 1 - Localização das áreas de estudo, com destaque para as parcelas permanentes do ForestPlots e a climatologia da temperatura e chuva em Petrolina e Serra Talhada, Pernambuco..... 52
- Figura 2 - Varredura a laser aerotransportado pelo sistema LiDAR..... 54
- Figura 3 - Quadrículas do PE3D que abrangem as parcelas de Serra Talhada - SET (a) e de Petrolina - PET (b), em Pernambuco..... 54
- Figura 4 - Precipitação dos anos hidrológicos dos períodos de obtenção de dados ALS (a) e de campo (b) em Serra Talhada, Pernambuco..... 56
- Figura 5 - Precipitação dos anos hidrológicos dos períodos de obtenção de dados ALS (a) e de campo (b) em Petrolina, Pernambuco..... 57
- Figura 6 - Fluxograma dos métodos aplicados no processamento dos dados LiDAR aerotransportado e de campo para modelagem de AGB e C..... 58
- Figura 7 - Histogramas de frequência de altura medida na área de PET (a) e na SET (b), e do diâmetro a altura do peito (DAP) na área de PET (c) e na SET (d), Petrolina, PE..... 67
- Figura 8 - Alturas média e máxima observadas e estimadas a partir dos dados ALS das parcelas PET (a) e SET (b), Petrolina, PE ..... 69
- Figura 9 - Biomassa observada e estimada pelas equações AGB1 (a), AGB2 (b), AGB3 (c) e AGB4 (d) da parcela SET, Serra Talhada, Pernambuco, PE..... 72
- Figura 10 - Biomassa observada e estimada pelas equações AGB5 (a), AGB6 (b), AGB7 (c) e AGB8 (d) da parcela PET, Petrolina, Pernambuco, PE..... 73
- Figura 11 - Carbono observado e estimado pelas equações C1 (a), C2 (b), C3 (c) e C4 (d) da parcela SET, Serra Talhada, Pernambuco, PE ..... 75
- Figura 12 - Carbono observado e estimado pelas equações C5 (a), C6 (b), C7 (c)

	e C8 (d) da parcela PET, Petrolina, Pernambuco.....	76
Figura 13 -	Evolução do RMSE com o número de métricas ideal para compor modelo de estimativa de AGB da parcela SET, usando Equações 1 (a), 2 (b), 3 (c) e 4 (d) .....	79
Figura 14 -	Evolução do RMSE com o número de métricas ideal para compor modelo de estimativa de AGB da parcela PET, usando Equações 1 (a), 2 (b), 3 (c) e 4 (d) .....	79
Figura 15 -	Evolução do RMSE com o número de métricas ideal para compor modelo de estimativa de C da parcela SET, usando Equações 1 (a), 2 (b), 3 (c) e 4 (d) .....	80
Figura 16 -	Evolução do RMSE com o número de métricas ideal para compor modelo de estimativa de C da parcela PET, usando Equações 1 (a), 2 (b), 3 (c) e 4 (d) .....	81
Figura 17 -	Figura 17 - Ranking das preditoras quanto a sua importância na estimativa de AGB da parcela SET, empregando as Equações 1 (a), 2 (b), 3 (c) e 4 (d) .....	82
Figura 18 -	Ranking das preditoras quanto a sua importância na estimativa de C da parcela SET, aplicando as Equações 1 (a), 2 (b), 3 (c) e 4 (d) ...	83
Figura 19 -	Ranking das preditoras quanto a sua importância na estimativa de AGB da parcela PET, empregando as Equações 1 (a), 2 (b), 3 (c) e 4 (d) .....	84
Figura 20 -	Ranking das preditoras quanto a sua importância na estimativa de C da parcela PET, aplicando as Equações 1 (a), 2 (b), 3 (c) e 4 (d) ...	85
Figura 21 -	Biomassa acima do solo observada e estimada pelo método Random Forest, da parcela SET, utilizando as Equações 1 (a), 2 (b), 3 (c) e 4 (d) .....	86
Figura 22 -	Biomassa acima do solo observada e estimada pelo método Random Forest, da parcela PET, utilizando as Equações 1 (a), 2 (b), 3 (c) e 4 (d).....	87
Figura 23 -	Carbono observado e estimado pelo método Random Forest, da parcela SET, utilizando as Equações 1 (a), 2 (b), 3 (c) e 4 (d) .....	88
Figura 24 -	Carbono observado e estimado pelo método Random Forest, da parcela PET, utilizando as Equações 1 (a), 2 (b), 3 (c) e 4 (d) .....	89

## ARTIGO 2 – ESTIMATIVA DE ATRIBUTOS FLORESTAIS E BIOMASSA ACIMA DO SOLO A PARTIR DE DADOS LiDAR TERRESTRE EM FLORESTA TROPICAL SAZONALMENTE SECA

- Figura 1 - Localização das áreas de estudo, com destaque para as parcelas permanentes do ForestPlots e a climatologia da temperatura e chuva em Petrolina e Serra Talhada, Pernambuco..... 107
- Figura 2 - Médias anuais de precipitação e de temperatura do município de Petrolina, Pernambuco..... 108
- Figura 3 - Posicionamento do equipamento de varredura a laser terrestre, Faro Focus 3D, e das esferas de referência em período seco (a) e úmido (b) nas parcelas de caatinga, Petrolina, Pernambuco..... 110
- Figura 4 - Fluxograma dos métodos aplicados no processamento dos dados LiDAR terrestre e de campo para estimativa de variáveis florestais, da biomassa acima do solo (AGB) e do carbono (C) em áreas de caatinga, Petrolina, PE..... 111
- Figura 5 - União das varreduras para formação de imagem 3D de uma parcela no software Scene (a) e a imagem 3D elaborada (b) para uma área de caatinga, Petrolina, PE..... 112
- Figura 6 - Histogramas de frequências de altura total, de diâmetro ao nível do solo, de diâmetro a 40 cm e a 130 cm do solo observadas em campo em área de caatinga, Petrolina, PE..... 118
- Figura 7 - Indivíduos vegetais identificados e mapeados, com altura e diâmetro de fuste estimados a partir de dados TLS em uma parcela de caatinga, Petrolina, PE ..... 121
- Figura 8 - Distribuição da frequência por classe de diâmetro ao nível do solo dos indivíduos medidos em campo (a) e estimados a partir de dados TLS pelas combinações de algoritmos C10.1 (b) e C4.1 nas cinco parcelas de caatinga, Petrolina, PE..... 123
- Figura 9 - Distribuição da frequência por classe de diâmetro a 40 cm do solo dos indivíduos medidos em campo e estimados a partir de dados TLS pela combinação de algoritmos C1.2 ..... 124

Figura 10 - Distribuição da frequência por classe de diâmetro a altura do peito dos indivíduos medidos em campo e estimados a partir de dados TLS pelas combinações de algoritmos C4.3 e C7.3 nas cinco parcelas.....	124
Figura 11 - Distribuição da frequência por classe de altura total dos indivíduos medidos em campo (a) e estimados a partir de dados TLS pela combinação de algoritmos C22.1 (b) nas cinco parcelas de caatinga, Petrolina, PE.....	129
Figura 12 - Distribuição da frequência por classe de biomassa dos indivíduos medidos em campo (Observado DNS, D40 e DAP) e estimadas indiretamente a partir de dados TLS pelas combinações C1.1, C1.2 e C7.3 nas cinco parcelas de caatinga, Petrolina, PE.....	133

### ARTIGO 3 - AVALIAÇÃO DA POTENCIALIDADE DA CAATINGA NA GERAÇÃO DE BENEFÍCIOS ECONÔMICOS MEDIANTE PAGAMENTO POR SERVIÇO AMBIENTAL DE SEQUESTRO DE CARBONO

Figura 1 - Municípios da área de estudo (Petrolina e Serra Talhada) e seus usos e cobertura do solo (2021) .....	147
Figura 2 - Percentuais de estoques de carbono em diferentes compartimentos do ecossistema da Caatinga .....	147
Figura 3 - Número de municípios de Pernambuco que recebem ICMS ecológico relativo à unidade de conservação, entre 2013 e 2022 .....	157
Figura 4 - Número de municípios de Pernambuco localizada no bioma Caatinga que recebem ICMS ecológico relativo à destinação adequada de resíduos sólidos e à unidade de conservação.....	157
Figura 5 - Distribuição de unidade de conservação existentes em Pernambuco por bioma .....	160
Figura 6 - Valores em reais da parcela ambiental do ICMS repassada aos municípios de Pernambuco entre 2013 e 2021 .....	160
Figura 7 - Valores em reais da parcela ambiental do ICMS repassada aos municípios pernambucanos localizados na Caatinga entre 2013 e	

	2021 .....	161
Figura 8 -	Áreas cobertas por formações florestal e savânica dos municípios que concentraram a maior parte dos repasses de ICMS-E – Tupanatinga (a), Ibimirim (b), Buíque (c), Lagoa Grande (d), Santa Maria da Boa Vista (e) e Petrolina (f), entre 2013 e 2021.....	162
Figura 9 -	Número de famílias beneficiárias do PBV no país entre 2011 e 2017 .....	165
Figura 10 -	Número de famílias beneficiárias do PBV em Pernambuco entre 2012 e 2017 .....	166
Figura 11 -	Distribuição das famílias beneficiárias do PBV por bioma de Pernambuco .....	167

## LISTA DE QUADROS

### ARTIGO 1 - MODELAGEM E ESTIMATIVA DA BIOMASSA E DO CARBONO ACIMA DO SOLO A PARTIR DE DADOS LIDAR AEROTRANSPORTADO EM FLORESTA TROPICAL SAZONALMENTE SECA DO BRASIL

- Quadro 1 - Equações alométricas utilizadas para estimativa de biomassa de campo ..... 59
- Quadro 2 - Métricas LiDAR candidatas a variáveis preditoras das equações de estimativa de biomassa acima do solo ..... 61

### ARTIGO 2 – ESTIMATIVA DE ATRIBUTOS FLORESTAIS E BIOMASSA ACIMA DO SOLO A PARTIR DE DADOS LiDAR TERRESTRE EM FLORESTA TROPICAL SAZONALMENTE SECA

- Quadro 1 - Combinações de métodos para estimativa de diâmetros de tronco, altura e número de indivíduos ..... 115
- Quadro 2 - Equações alométricas utilizadas para estimativa de biomassa a partir de dados TLS ..... 115

### ARTIGO 3 - AVALIAÇÃO DA POTENCIALIDADE DA CAATINGA NA GERAÇÃO DE BENEFÍCIOS ECONÔMICOS MEDIANTE PAGAMENTO POR SERVIÇO AMBIENTAL DE SEQUESTRO DE CARBONO

- Quadro 1 - Unidades de Conservação presentes na Caatinga de Pernambuco.....158

## LISTA DE TABELAS

### ARTIGO 1 - MODELAGEM E ESTIMATIVA DA BIOMASSA E DO CARBONO ACIMA DO SOLO A PARTIR DE DADOS LIDAR AEROTRANSPORTADO EM FLORESTA TROPICAL SAZONALMENTE SECA DO BRASIL

Tabela 1 -	Espécies encontradas nas parcelas de Serra Talhada e Petrolina e os números de indivíduos contabilizados .....	65
Tabela 2 -	Dados dendrométricos registrados nas parcelas de Petrolina (PET) e Serra Talhada (SET), Pernambuco, PE .....	66
Tabela 3 -	Estoques de biomassa e carbono acima do solo observados nas parcelas de Petrolina (PET) e Serra Talhada (SET), Pernambuco, PE .....	67
Tabela 4 -	Métricas de erro e correlação dos dados observados e estimados de altura média e máxima das parcelas PET e SET, Petrolina, PE .....	68
Tabela 5 -	Equações preditivos de AGB e C, gerados pelo método de regressão stepwise, compostos por métricas de altura de dados ALS da parcela SET, e sua análise de desempenho .....	70
Tabela 6 -	Valores de AGB e C (Mg ha <sup>-1</sup> ) estimados pelas equações geradas pela regressão linear stepwise baseadas nos dados ALS pelo presente estudo para as parcelas PET e SET .....	72
Tabela 7 -	Equações preditivas de AGB e C, gerados pelo método de regressão linear stepwise, compostos por métricas de altura de dados ALS da parcela PET, e sua análise de desempenho .....	74
Tabela 8 -	Valores de biomassa acima do solo estimados nas parcelas PET e SET e as estatísticas dos modelos ajustados pelo Random Forest .....	86
Tabela 9 -	Valores de carbono estimados nas parcelas PET e SET e as estatísticas dos modelos ajustados pelo Random Forest .....	88

### ARTIGO 2 – ESTIMATIVA DE ATRIBUTOS FLORESTAIS E BIOMASSA ACIMA DO SOLO A PARTIR DE DADOS LIDAR TERRESTRE EM FLORESTA TROPICAL SAZONALMENTE SECA

Tabela 1 -	Espécies e número de indivíduos observados nas cinco parcelas de Petrolina.....	109
Tabela 2 -	Dados dendrométricos registrados nas cinco parcelas de Petrolina.....	117
Tabela 3 -	Estatística de estimativa do número de indivíduos vegetais com base nos dados laser scan terrestre (TLS) em caatinga, Petrolina, Pernambuco.....	119
Tabela 4 -	Estatística de estimativa dos diâmetros do fuste dos indivíduos vegetais com base nos dados TLS .....	125
Tabela 5 -	Estatística de estimativa de altura total com base nos diâmetros dos fustes dos indivíduos vegetais a partir dos dados TLS .....	130
Tabela 6 -	Estatística de estimativa indireta de biomassa com base nos diâmetros dos fustes dos indivíduos vegetais a partir dos dados TLS em área de caatinga, Petrolina, PE .....	132

## LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

AGB	Biomassa acima do solo do inglês <i>Aboveground biomass</i>
AIC	Critério de informação de Akaike do inglês <i>Akaike information criterion</i>
ALS	Varredura a laser aerotransportado do inglês <i>Airborne laser scanning</i>
ANA	Agência Nacional de Água e Saneamento Básico
C	Carbono
CPRH	Agência Estadual de Meio Ambiente de Pernambuco
D30	Diâmetro a 30 cm do solo
D40	Diâmetro a 40 cm do solo
DAP	Diâmetro à altura do peito
DNS	Diâmetro ao nível do solo
EMBRAPA	Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária
GEDI	<i>Global Ecosystem Dynamics Investigation</i>
GEE	Gases de efeito estufa
Ht	Altura total
IAF	Índice de área foliar
IBGE	Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística
ICMBio	Instituto Chico Mendes de Conservação da Biodiversidade
ICMS	Imposto sobre circulação sobre mercadorias e serviços
IPCC	<i>Intergovernmental Panel on Climate Change</i>
Irls	Mínimos quadrados reponderados iterativamente do inglês <i>Iterative Reweighted Least Squares</i>
KNN	K-vizinhos mais próximos do inglês <i>K-nearest neighbors</i>
LiDAR	<i>Light detection and ranging</i>
MAE	Erro médio absoluto do inglês <i>Mean absolute error</i>
MDE	Modelos digitais de elevação
MDL	Mecanismo de desenvolvimento limpo
MDS	Modelos digitais de superfície
MDT	Modelos digitais de terreno
PARNA	Parque nacional

PBV	Programa Bolsa Verde
PE3D	Programa Pernambuco tridimensional
PSA	Pagamento por serviços ambientais
Ransac	Consenso de amostra aleatória do inglês <i>Random Sample Consensus</i>
REDD+	Redução de Emissões por Desmatamento e Degradação incluindo a conservação e aumento dos estoques de C florestal e o manejo sustentável das florestas
RF	Random forest
RMSE	Raiz do erro quadrático médio do inglês <i>Root mean square error</i>
RVS	Refúgio de vida silvestre
SE	Serviço ecossistêmico
TCE-PE	Tribunal de Contas do Estado de Pernambuco
TLS	<i>Terrestrial laser scanning</i>
UC	Unidade de conservação
UNFCCC	Convenção-Quadro das Nações Unidas sobre Mudança do Clima do inglês <i>United Nations Framework Convention on Climate Change</i>
VIF	Fator de inflação da variação do inglês <i>Variance inflation factor</i>

## SUMÁRIO

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO</b> .....	<b>23</b>
<b>2</b>	<b>OBJETIVOS</b> .....	<b>26</b>
2.1	OBJETIVO GERAL .....	26
2.2	OBJETIVOS ESPECÍFICOS .....	26
<b>3</b>	<b>REFERENCIAL TEÓRICO</b> .....	<b>27</b>
3.1	CAATINGA.....	27
3.2	SERVIÇOS ECOSISTÊMICOS .....	30
3.3	SEQUESTRO DE CARBONO .....	33
3.4	BIOMASSA E CARBONO NA CAATINGA.....	34
3.5	SENSORIAMENTO REMOTO.....	41
3.6	TECNOLOGIA LIDAR .....	42
<b>4</b>	<b>ARTIGO 1 - MODELAGEM E ESTIMATIVA DA BIOMASSA E DO CARBONO ACIMA DO SOLO A PARTIR DE DADOS LIDAR AEROTRANSPORTADO EM FLORESTA TROPICAL SAZONALMENTE SECA DO BRASIL</b> .....	<b>48</b>
<b>5</b>	<b>ARTIGO 2 - ESTIMATIVA DE ATRIBUTOS FLORESTAIS E BIOMASSA ACIMA DO SOLO A PARTIR DE DADOS LIDAR TERRESTRE EM FLORESTA TROPICAL SAZONALMENTE SECA</b> .....	<b>104</b>
<b>6</b>	<b>ARTIGO 3 - AVALIAÇÃO DA POTENCIALIDADE DA CAATINGA NA GERAÇÃO DE BENEFÍCIOS ECONÔMICOS MEDIANTE PAGAMENTO POR SERVIÇO AMBIENTAL DE SEQUESTRO DE CARBONO</b> .....	<b>144</b>
<b>7</b>	<b>CONCLUSÕES GERAIS</b> .....	<b>175</b>
	<b>REFERÊNCIAS</b> .....	<b>176</b>
	<b>APÊNDICE A – Artigo Publicado</b> .....	<b>196</b>

## 1 INTRODUÇÃO

A maior região contínua de floresta tropical sazonalmente seca da América do Sul se localiza no Brasil, denominada como caatinga e compreende uma das regiões semiáridas mais populosa do mundo, com aproximadamente 27 milhões de habitantes, que, em grande parte depende dos recursos ambientais para sobrevivência (HAUFF, 2010). As pressões antrópicas são uma das principais causas que ameaçam a conservação da Caatinga, que tem sua relevância na manutenção dos padrões climáticos regionais e globais, na disponibilidade hídrica, na fertilidade do solo e na biodiversidade (TABARELLI; SILVA, 2003).

Os aspectos climáticos e a distribuição irregular das chuvas nessa região, relacionados à ocupação territorial e ao desenvolvimento econômico, contribuem para os processos de supressão da vegetação nativa (SALES; SOUZA; VITAL, 2014). Entre 1985 e 2020 foi registrada uma perda de 10% na cobertura remanescente de vegetação nativa da Caatinga (MAPBIOMAS, 2021), o que representa grave ameaça à biodiversidade do bioma, que é composta por muitas espécies endêmicas (IBGE, 2012). Oitenta por cento das áreas desmatadas representam a vegetação de formação savânica e 5,8% coincidem com as áreas de unidades de conservação, correspondendo a 6.737 ha (MAPBIOMAS, 2022) e representando mudança nos estoques de carbono.

A alteração da vegetação, substituindo ecossistemas naturais por áreas urbanas ou mesmo agrossistemas, potencializa as emissões de CO<sub>2</sub> para a atmosfera (IPCC, 2007). O Relatório Especial do Painel Intergovernamental de Mudanças Climáticas (IPCC, 2019) revelou que as atividades de agricultura, silvicultura e outros usos do solo foram responsáveis pelas emissões de 13% de CO<sub>2</sub>, 44% de CH<sub>4</sub> e 82% de N<sub>2</sub>O no mundo entre 2007 e 2016, representando 23% (12,0 ± 3,0 GtCO<sub>2</sub> ano<sup>-1</sup>) do total de emissões antrópicas líquidas de GEE. Ainda segundo esse Relatório, a reação natural da Terra à mudança ambiental causada pelo homem ocasionou um sumidouro líquido de aproximadamente 11,2 GtCO<sub>2</sub> ano<sup>-1</sup> para o mesmo período, correspondendo a 29% do total de emissões de CO<sub>2</sub>.

O Semiárido brasileiro é a região mais constantemente afetada por fenômenos climáticos relacionados à escassez de água. De acordo com o Painel Brasileiro de Mudanças Climáticas (PBMC, 2014), as mudanças climáticas projetadas para curto e longo prazo que afetarão a Caatinga correspondem ao

aumento de temperatura de 3,5 °C a 4,5 °C até 2100, agravando o déficit hídrico regional com redução de 40 a 50% na distribuição de precipitação. Essas projeções de cenários climáticos mais quente e seco preveem o agravamento da escassez hídrica nessa região, com impactos sobre a vegetação natural e sobre a sociedade, dado que diversas atividades econômicas, sobretudo a hidroeletricidade e a agropecuária são prejudicadas pelas variações da precipitação de longo prazo (PBMC, 2014; MARENGO et al., 2008). Em virtude disso, estudos referentes a dinâmica dos serviços ambientais associados à manutenção do clima são relevantes para a preservação do ecossistema e da vida da população que habita o Semiárido brasileiro.

As tecnologias de sensoriamento remoto têm auxiliado inúmeros estudos em diversas áreas, inclusive para avaliação de serviços ecossistêmicos (COELHO, 2017), por se tratar de uma técnica prática e de resultados imediatos para extensas áreas e com maior repetitividade no tempo em relação aos métodos convencionais de campo. Dentre os métodos com maior destaque na atualidade podem-se citar aqueles que utilizam a tecnologia *Light Detection and Ranging* - LiDAR (Detecção de luz e alcance), que associada a imagens de satélite e dados de torres de fluxos, têm sido bastante empregada em estudos de estoque de carbono e inventário florestal em diversas regiões do mundo (ENE et al., 2017; LI et al., 2018; WANG; PEETHAMBARAN; CHEN, 2018).

Estudos revelam que o LiDAR é uma ferramenta eficiente na estimativa de biomassa acima do solo (AGB) por meio de modelos estatísticos baseados em medições de parâmetros florestais (STOVALL; ANDERSON-TEIXEIRA; SHUGART, 2018; WALLACE et al., 2017; SILVA et al., 2017; LU et al., 2020; ENE et al., 2017; NOVOTNÝ et al., 2020; CHAN; FUNG; WONG, 2021). Porém, pouco se sabe sobre como essa tecnologia pode ser aplicada para a vegetação de caatinga visando estimativas de biomassa, carbono e parâmetros estruturais; e tampouco como a caatinga contribui para alguns serviços ecossistêmicos, particularmente relacionados ao estoque de carbono.

Comumente, as quantificações de biomassa acima do solo realizam-se por meio de levantamentos de campo, que utilizam métodos tradicionais de inventário florestal. Entretanto, em áreas extensas, esses levantamentos são inviáveis, devido aos altos custos operacionais e logísticos e ao longo tempo demandado para a atividade envolvida (SANQUETTA et al., 2014; ALMEIDA et al., 2020). Essas

dificuldades podem ser maiores na caatinga, por apresentar condições de clima adverso e vegetação complexa formada por muitas espécies arbustivas multifustes, caducifólias, com troncos tortuosos e outros espinhosos, o que pode tornar áreas de difícil acesso. Por outro lado, o uso de modelagem da biomassa e do carbono são viáveis e bastante aplicados em diversos estudos florestais. Entretanto, as equações necessitam de ajustes com uma base primária de dados, para assegurar validade às estimativas (SANQUETTA et al, 2014).

Dessa forma, o estudo elucidou as seguintes questões: a) é possível utilizar a tecnologia LiDAR para a avaliação do serviço ecossistêmico associado ao carbono na floresta tropical sazonalmente seca do estado de Pernambuco? b) como é a relação entre os produtos LiDAR e os dados obtidos em campo para estimativas de estoque de carbono em áreas de caatinga? c) qual é a potencialidade da caatinga de Pernambuco na geração de benefícios econômicos mediante pagamento por serviço ambiental de sequestro de carbono?

As duas primeiras questões foram tratadas nos dois primeiros capítulos deste trabalho, o primeiro abordou acerca da modelagem e da estimativa da biomassa e carbono acima do solo a partir de dados LiDAR aerotransportado em floresta tropical sazonalmente seca do Brasil e, o segundo foi sobre a estimativa de atributos florestais e biomassa acima do solo a partir de dados LiDAR terrestre em floresta tropical sazonalmente seca. O terceiro capítulo teve como base a questão concernente à potencialidade da Caatinga na geração de benefícios econômico mediante pagamento por serviço ambiental de sequestro de carbono.

## 2 OBJETIVOS

### 2.1 OBJETIVO GERAL

Analisar o uso do LiDAR na floresta tropical sazonalmente seca de Pernambuco, estimando atributos florestais e gerando equações para estimativa da biomassa e do carbono acima do solo, bem como avaliar a potencialidade de geração de benefícios econômicos por meio de pagamento por serviço ambiental de sequestro de carbono.

### 2.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- a) Desenvolver modelos para estimativa da biomassa e do carbono acima do solo em floresta tropical sazonalmente seca de Pernambuco a partir de dados de LiDAR aerotransportado;
- b) Analisar a predição de variáveis florestais (número de indivíduos, altura total, diâmetro de fuste e AGB) da vegetação de caatinga a partir de dados de LiDAR terrestre, comparando com os dados de medição direta;
- c) Avaliar a potencialidade da Caatinga de Pernambuco na geração de benefícios econômicos por meio de pagamento por serviço ambiental de sequestro de carbono.

### 3 REFERENCIAL TEÓRICO

#### 3.1 CAATINGA

A Caatinga é um bioma exclusivamente do Brasil, ocorrendo na maior parte da região Nordeste do país e na parte nordeste do estado de Minas Gerais, no Vale de Jequitinhonha (LEAL et al., 2005). Tal bioma apresenta o clima semiárido, que delimita uma região de 982.563,3 km<sup>2</sup> do território nacional. É uma das regiões semiáridas mais populosas do mundo, a qual apresenta as maiores taxas de vulnerabilidade socioeconômica com maior parte da população desempenhando atividades agrícolas, como agricultura de sequeiro, o que está associado ao baixo grau de tecnificação e alta dependência de recursos ambientais (ANGELOTTI; FERNANDES JÚNIOR; SÁ, 2011).

Sua vegetação é o maior e um dos mais diversificados núcleos das florestas tropicais sazonalmente secas, que constituem uma região neotropical com distribuição dispersa e determinada pela sazonalidade climática (PENNINGTON; PRADO; PENDRY, 2000; OLIVEIRA-FILHO et al., 2013; COSTA et al., 2015). De acordo com Veloso, Rangel Filho e Lima (1991), a vegetação da Caatinga é classificada, oficialmente, como Savana Estépica, apesar de ter sido considerado como Floresta Tropical Sazonal Seca (PENNINGTON; PRADO; PENDRY, 2000). Segundo Pennington, Prado e Pendry (2000), as florestas secas são compostas por vegetação prevalentemente decídua durante a estação seca, geralmente, apresentam baixa estatura e pequena área basal comparado às florestas tropicais. Devido ao aspecto sazonal de ausência de folhas, e troncos e galhos branco-acinzentados, essa região foi denominada, pelos povos indígenas, como mata branca (caatinga) na língua tupi-guarani.

A Caatinga apresenta, em geral, temperaturas médias elevadas, entre 25 °C e 30 °C, e baixa precipitação, ocorrendo em um único período, de três a cinco meses, com médias anuais entre 400 e 1200 mm (RODAL, 2002; SANTOS et al., 2012; TABARELLI et al., 2018). A variabilidade espaço-temporal da precipitação no semiárido relacionada aos reduzidos totais pluviométricos anuais, contribuem para a ocorrência de dias sem chuva durante a quadra chuvosa (veranicos) e de eventos de seca (CORREIA et al., 2011). Nessa região já foram registrados eventos extremos de secas e também de grandes enchentes (MARENGO, 2006). A

variabilidade pluviométrica interanual e os eventos veranicos são resultantes, na maioria das vezes, de fenômenos meteorológicos de ampla proporção, como El Niño (SOUZA et al., 2001). Essa variabilidade está correlacionada a oscilações de padrões de temperatura da superfície do mar sobre os oceanos tropicais, que impactam a posição e intensidade da Zona de Convergência Intertropical sobre o Oceano Atlântico (NOBRE; MELO, 2001), o que interfere no volume, intensidade e frequência das chuvas (CORREIA et al., 2011).

É caracterizada, em grande parte de sua extensão, por superfícies planas com altitude entre 300 e 500 m (TABARELLI et al., 2018), coberta por um mosaico de arbustos espinhosos e florestas sazonalmente secas (LEAL et al., 2005), com características peculiares relacionadas às adaptações à deficiência hídrica, denominada de xerofilia, apresentando caducifolia na estação seca, suculência, acúleos e espinhos, e folhas pequenas (SCHNELL, 1961; GIULIETTI et al., 2003). Observa-se presença de herbáceas anuais, predomínio de espécies arbustivas e arbóreas de pequeno porte, e presença de bromeliáceas coriáceas e espinhentas terrestres (SCHNELL, 1961; GIULIETTI et al., 2003). Contudo, inseridas nessa planície de vegetação bastante singular estão os planaltos de até 1000 m de altitude, cujas encostas e topos são constituídos por florestas úmidas, cerrados e campos rupestres. O microclima dessas áreas caracteriza-se pela temperatura mais amena e precipitação anual podendo atingir 1800 mm.

Em virtude dessa heterogeneidade na topografia, solos, clima e vegetação, a Caatinga pode ser divididas em dez ecorregiões (TABARELLI et al., 2018). Cada ecorregião contém uma assembleia única de espécies e elevado endemismo, sobretudo de Leguminosae. No domínio da Caatinga existem cerca de 4500 espécies de angiospermas das 30 mil espécies identificadas na flora brasileira. Possivelmente, essa diversidade de tipo de vegetação corresponde às extensas unidades geomorfológicas e à variação na intensidade do déficit hídrico. Embora apresente relevância florística e biogeográfica, a caatinga encontra-se entre os tipos de vegetação decíduais mais ameaçados da região neotropical (COSTA et al., 2015).

Em florestas tropicais decíduas, é observado um mosaico de vegetação em fases fenológicas diversas, o que demonstra ocorrência heterogênea dos fatores ambientais (temperatura, precipitação, fotoperíodo e tipo de solo) que geram diferente disponibilidade de recursos (BORCHERT, 1994), bem como a adaptação

das espécies para enfrentar a seca sazonal de diversos modos (KUSHWAHA et al. 2011).

Os processos ecológicos de tais florestas são intensamente sazonais e a produtividade primária líquida é baixa em relação às florestas tropicais, visto que o crescimento sucede ao longo do período chuvoso (PENNINGTON; PRADO; PENDRY, 2000).

As fenologias de floração e a frutificação da grande parte das espécies parecem ser controladas pelo ciclo de chuvas, entretanto, existem espécies que florescem e frutificam em período seco (PEREIRA et al., 1989). Diversas espécies florescem durante a transição entre os períodos seco e chuvoso, no tempo em que ainda estão sem folhas (PENNINGTON; PRADO; PENDRY, 2000). Em um estudo realizado na Caatinga, foi analisada a fenologia de 13 espécies lenhosas, entre as quais 11 apresentaram perda de folhas total durante um certo período da estação seca. Observou-se a influência da pluviosidade na cobertura de folhas, sobretudo na rápida formação e queda de folhas, seguidas de precipitações ocasionais, em períodos comumente secos. Também foram registrados, durante dois anos, a floração das espécies, a espécie *Mimosa acutistipula* (jurema preta) floresceu cinco vezes e *Jatropha molíssima* (Pinhão) quatro. Os indivíduos da *Amburana cearenses* (umburana) que floresceram não frutificaram todos (AMORIM; SAMPAIO; ARAÚJO, 2009).

Existe relação significativa entre as fenologias das espécies lenhosas da Caatinga e a densidade da madeira, registrada no estudo de Lima e Rodal (2010). Foram observadas que as espécies que iniciaram fenofases vegetativas e/ou reprodutivas ao longo da estação seca apresentaram baixa densidade de madeira e foram capazes de acumular grandes volumes de água, já as espécies com madeira de alta densidade apresentaram essas mesmas fenofases durante o período chuvoso, uma vez que sua capacidade de armazenamento de água era limitada.

Na Caatinga, a supressão da vegetação tem ocorrido por causa de diversas atividades antrópicas, como agricultura, pecuária e extração de lenha para fins energéticos, as quais são atividades que, comumente, não consideram os danos ambientais e o tempo de recuperação da vegetação, sendo realizadas, na maioria das vezes, de modo insustentável e sem planejamento, o que agrava o processo de degradação dessa região ecológica brasileira (GARIGLIO et al., 2010; ARAÚJO FILHO, 2013; MATA et al., 2015). Isso promove a alteração na disponibilidade

hídrica, uma vez que a floresta contribui para o aumento da transferência de água por meio da evapotranspiração, ou seja, pelo processo da interceptação, evaporação e transpiração vegetal (BALBINOT et al., 2008). Em virtude, sobretudo, do índice pluviométrico baixo e da distribuição irregular das chuvas, a produção de biomassa acima do solo na Caatinga apresenta ampla variação espacial e sazonal, com valores entre 2 e 160 t ha<sup>-1</sup> de biomassa (SAMPAIO; FREITAS, 2008). Entretanto, segundo Wilcox et al. (2002), as espécies lenhosas de ambientes áridos apresentam efeito de baixo impacto no balanço hídrico, uma vez que grande parte do volume de água é perdida independentemente da cobertura vegetal.

O estudo de Vieira et al. (2009) revelou que as árvores da Caatinga apresentaram teores de carbono superiores em relação às espécies do Cerrado, possivelmente em virtude das condições ambientais mais adversas ao seu crescimento, refletindo uma constituição de maior massa específica aos tecidos vegetais. Estes autores concluíram também que a folhagem das árvores, entre outros compartimentos, apresentou elevados teores de carbono, o que pode estar associado ao uso do carbono imediato no processo metabólico e à rápida destinação do carbono nesse compartimento encarregado pela produtividade primária.

### 3.2 SERVIÇOS ECOSISTÊMICOS

O ecossistema corresponde a unidade de organização biológica constituída por componentes que interagem com seu meio físico de modo que o fluxo de energia existente numa determinada área desenvolve uma estrutura trófica e ciclos materiais (ODUM, 2004). De acordo com a Convenção sobre Diversidade Biológica (CDB) firmada durante a Conferência das Nações Unidas sobre Meio Ambiente e Desenvolvimento, em 1992, o ecossistema foi definida como um conjunto dinâmico de comunidades vegetais, animais e de microrganismos e o seu meio inorgânico, o qual se inter-relacionam como uma unidade funcional (BRASIL, 2000).

As interações contínuas existentes entre os componentes estruturais de um ecossistema, compreendendo os processos de troca de energia, ciclagem de nutrientes, regulação climática e do ciclo hidrológico podem ser denominadas como funções ecossistêmicas (DALY; FARLEY, 2004). Mediante a tais funções são gerados os conhecidos serviços ecossistêmicos, os quais são benefícios diretos e

indiretos obtidos pelo homem a partir do funcionamento dos ecossistemas (COSTANZA et al., 1997).

Um serviço ecossistêmico pode ser o produto de duas ou mais funções de um ecossistema, as quais podem ser interdependentes, e uma única função de um ecossistema pode contribuir para dois ou mais serviços ecossistêmicos. É importante enfatizar que um nível mínimo de “infraestrutura” do ecossistema é necessário para promover a geração de uma gama de serviços ecossistêmicos (COSTANZA et al., 1997).

A definição dos serviços ecossistêmicos surgiu na década de 1970 na ecologia e devido aos impactos negativos da poluição, desmatamento e mudanças climáticas, percebeu-se a sua importância no campo da conservação ambiental. Entretanto, tornou-se relevante também em outros âmbitos como político, econômico e social, a partir da publicação dos resultados do Relatório da Avaliação Ecossistêmica do Milênio, resultante do programa das Nações Unidas de avaliação da saúde dos ecossistemas (MUÑOZ; FREITAS, 2017).

Consoante a Avaliação Ecossistêmica do Milênio (MEA, 2005), os serviços ecossistêmicos são categorizados em:

- a) serviços de provisão: são os produtos obtidos dos ecossistemas, tais como alimentos, fibras, matéria-prima para geração de energia, recursos genéticos, produtos bioquímicos e farmacêuticos, recursos ornamentais e água;
- b) serviços de suporte: são fundamentais para geração de outros serviços ecossistêmicos. Seus impactos sobre as pessoas são, comumente, de forma indireta, ou ocorre a longo prazo. Exemplos: formação de solo, fotossíntese, produção primária, ciclagem de nutrientes, polinização;
- c) serviços de regulação: são gerados por meio da regulação de processos de ecossistemas, incluindo purificação do ar, regulação do clima, regulação e purificação da água, tratamento de resíduos, controle de erosão e enchente, controle de pragas e doenças, regulação de risco natural;
- d) serviços culturais: são benefícios não materiais obtidos dos ecossistemas por meio de desenvolvimento cognitivo e espiritual, reflexão, recreação e experiências estéticas, como: diversidade cultural, valores religiosos, espirituais, estético, educacionais e de patrimônio cultural, inspirações, relações sociais, lazer e ecoturismo.

Em 2013, foi criada a Classificação Internacional Comum de Serviços de Ecossistemas (CICES), que agrupam os serviços ecossistêmicos em três categorias: provisão, regulação e manutenção, e cultural (HAINES-YOUNG; POTSCHIN, 2013). Essa classificação se baseia numa perspectiva econômica, considerando os serviços como produtos finais diretamente consumidos para gerar bem-estar na sociedade (BOYD et al., 2007; BATEMAN et al., 2011; GOMES; DANTAS-NETO; SILVA, 2018). Em 2018, foi atualizada e tem-se aplicada em muitos estudos da área, tendo como objetivo auxiliar na identificação, contabilização, mapeamento, geração de indicadores e avaliação dos serviços ecossistêmicos (HAINES-YOUNG; POTSCHIN, 2013; CHAVES et al., 2021).

Na Caatinga, a relação da população com os serviços ecossistêmicos são bastantes estreitos, visto que grande parte da população rural depende diretamente dos recursos ambientais para sua sobrevivência, obtendo alimentos, medicamentos, forragens para o gado, lenha, entre outros (MAIA et al., 2017). Considerando tal importância desses recursos, as espécies vegetais da região são agrupadas de acordo com seu tipo de provimento, totalizando oito grupos: (i) produtoras de cera, óleos e taninos, tais como *Lippia sidoides* Cham. (alecrim-pimenta), *Croton heliotropiifolius* Kunth. (velame) e *Myracrodruon urundeuva* Allemão (aroeira) (KILL et al., 2019); (ii) forrageiras, como por exemplo *Manihot* spp. (Maniçoba) e *Bauhinia* sp. (mororó) (QUEIROZ, 2011); (iii) frutíferas, como as espécies *Spondias tuberosa* Arr. Cam. (umbuzeiro) e *Passiflora* spp. (maracujá do mato) (QUEIROZ, 2011; KILL et al., 2019); (iv) apícolas, tais como *Ziziphus joazeiro* (juazeiro) e *Mimosa* spp. (jurema); (v) ornamentais, como por exemplo *Melocactus* spp. (coroa de frade); (vi) produtoras de fibras *Neoglaziovia variegata* (caroá); (vii) medicinais, como as espécies *Amburana cearensis* (umburana de cheiro) e *Bauhinia cheilantha* (pata de vaca); e (viii) madeireiras, tais como *Anadenanthera columbrina* (angico) e *Myracrodruon urundeuva* (aroeira) (SAMPAIO et al., 2006; QUEIROZ, 2011).

Além do serviço ecossistêmico de provisão, outros tipos de SE da Caatinga também foram descritos na literatura. A fertilidade do solo e a ciclagem de nutrientes, que são serviços de regulação e de suporte, respectivamente, são promovidas, em parte, pelas espécies caducifólias da Caatinga, que fornecem matéria orgânica das suas folhas e galhos, cerca de quatro toneladas, para o solo (MAIA et al., 2017). Outros serviços de regulação estudados na região foram polinização (MACHADO; LOPES, 2004; LEAL et al., 2018), dispersão de sementes

(GRIZ; MACHADO, 2001; LEAL; ANDERSEN; LEAL, 2014), sequestro de carbono (ROTENBERG; YAKIR, 2010; MORAIS et al., 2017; VIEIRA et al., 2022), entre outros. Devido às belas paisagens naturais e à biodiversidade, a Caatinga também fornece os serviços culturais de turismo e recreação, relatados por Silva e Maia (2008), Oliveira Filho e Monteiro (2009) e Nascimento et al. (2022).

### 3.3 SEQUESTRO DE CARBONO

O balanço global de carbono atmosférico consiste na diferença entre a quantidade de carbono emitida na forma de dióxido de carbono ( $\text{CO}_2$ ) e a quantidade de carbono assimilada pelos oceanos e pela biota terrestre. O resultado é o acúmulo de  $\text{CO}_2$  e outros gases de efeito estufa na atmosfera, ocasionando a mudança do equilíbrio energético do sistema climático, desse modo, contribuindo para o agravamento do efeito estufa (NOBRE; NOBRE, 2002).

Conforme o IPCC, a mudança do uso do solo é a segunda fonte emissora de  $\text{CO}_2$ , sendo a primeira causa a queima dos combustíveis fósseis. Entre 1750 e 2011, as emissões de  $\text{CO}_2$  derivadas do desmatamento e de outras alterações no uso do solo liberaram, aproximadamente, 180 GtC (IPCC, 2014). Entretanto, os estoques de  $\text{CO}_2$  na terra e nos oceanos são superiores ao total de dióxido na atmosfera. As florestas sozinhas armazenam dois terços do carbono terrestre (CHANG, 2002). Assim, as florestas têm papel importante na captura e fixação de carbono atmosférico, tornando-as sumidouros de carbono, graças a sua capacidade de fotossíntese e à produção de biomassa vegetal (HOEN; SOLBERG, 1994; SOUZA et al., 2012). A produção de biomassa e carbono está relacionada com a dimensão populacional e características das vegetações, como dimensão e idade das árvores, densidade básica da madeira e estágio sucessional de uma floresta (BROWN, 1997; WATZLAWICK et al., 2002; SOUZA et al., 2012). Esse serviço ecossistêmico, importante para manutenção da vida na Terra, ficou conhecido como sequestro de carbono, caracterizado pelo processo de absorção e armazenagem do  $\text{CO}_2$  atmosférico, e foi evidenciado como uma alternativa de redução de emissão de carbono durante o debate acerca dos meios de mitigação do aquecimento global nas conferências da Convenção do Clima, sendo evidenciado na Conferência de Kyoto, em 1997 (RENNER, 2004; SILVA; CARVALHO, 2015).

O Protocolo de Kyoto estabeleceu, além das metas de redução de CO<sub>2</sub>, três mecanismos de flexibilização, com a finalidade de viabilizar maior eficiência econômica na mitigação do efeito estufa. Tais mecanismos são: Mecanismo de Desenvolvimento Limpo (MDL), Comércio Internacional das Emissões (CIE) e Implementação Conjunta. O MDL viabiliza a implementação de medidas que objetivam a redução do aquecimento global, mediante países desenvolvidos que financiam projetos colaboradores na diminuição da emissão de CO<sub>2</sub> em países em desenvolvimento, o que resulta em créditos de carbono por cumprir as metas de redução. Já o CIE possibilita meios de negociação entre países (que aderiram do CIE, do Anexo I) das cotas de emissão e dos créditos obtidos pelo MDL. É considerado MDL apenas as ações que geram incremento no estoque de carbono, o qual é calculado pela estimativa de biomassa da vegetação acima e abaixo do solo, assim como pela determinação de carbono armazenado nos produtos madeireiros, anterior e posterior às ações. A Implementação Conjunta trata dos empreendimentos que alguns países operam conjuntamente com a finalidade de cumprir os acordos de redução (CHANG, 2002; SILVA; CARVALHO, 2015).

Devido a sua alta taxa de produtividade primária, as florestas tropicais úmidas atuam como grandes potenciais sumidouros de carbono, especificamente no estágio de crescimento, período em que as árvores fixam uma quantidade expressiva de carbono atmosférico.

O sequestro de carbono florestal pode ser categorizado da seguinte forma: i. preservação do estoque de carbono presentes nas florestas por meio de práticas de proteção; ii. acréscimo do armazenamento de carbono florestal mediante uma combinação de ações de manejo florestal sustentável, regeneração florestal e restauração de florestas degradadas, ou implantação de sistemas agroflorestais em áreas agrícolas; iii. troca de combustíveis fósseis por produtos de biomassa vegetal sustentáveis (CHANG, 2002), sendo os itens i e ii avaliados no presente estudo.

### 3.4 BIOMASSA E CARBONO NA CAATINGA

Entende-se como biomassa, o conjunto de materiais orgânicos produzidos pelos seres autótrofos do reino vegetal, denominada de fitomassa, ou zoomassa, quando armazenados nos organismos heterotróficos do reino animal. Os autótrofos têm a capacidade de transformar a energia solar em energia química, por meio da

atividade biogeoquímica dos cloroplastos presentes na clorofila dos vegetais. Essa energia é fixada e armazenada nas áreas intermoleculares e é disponibilizada em processos que abrangem redução, oxidação e hidrólise, os quais podem ser de caráter termoquímico, bioquímico e biológico (COELHO, 1982).

A biomassa florestal viva acima do solo é um dado relevante para diversos estudos de manejo florestal, produtividade primária líquida, ciclagem de nutrientes, de mudanças climáticas (HIGUCHI et al., 1998; NUNES et al., 2010; ALVES, 2011).

Em face da conjuntura de mudança climática global, as florestas têm recebido destaque pela sua relevante função na remoção do CO<sub>2</sub> e na sua transformação em biomassa, durante o crescimento das árvores. Portanto, as árvores apresentam uma função essencial na redução da concentração dos gases do efeito estufa, uma vez que realiza a obtenção e a estocagem do CO<sub>2</sub> presente na atmosfera. Há ampla variação na quantidade de carbono armazenado pelas diversas formações e pelas espécies florestais (BRIANEZI et al., 2013).

Há uma grande variação fisionômica na Caatinga, sobretudo quando se leva em consideração a densidade e o porte das plantas, visto que alterações em dimensão local se traduzem em diversas paisagens, em função da maior e menor disponibilidade hídrica (SANTOS et al., 2016; AMORIM; SAMPAIO; ARAÚJO, 2005). Em consequência, principalmente, da precipitação pluviométrica total baixa e da distribuição irregular das chuvas, a produção de biomassa em áreas de caatinga exibe alta variação espacial e sazonal (LIMA JÚNIOR et al., 2014). Em áreas de poucos hectares, comumente ocorre um forte domínio de algumas espécies de plantas, entre duas e três destas exibem mais da metade da densidade e área basal, e as espécies dominantes são distintas de uma área para outra (SAMPALIO, 2010; DALLA LANA et al., 2018).

A Caatinga possui plantas mais espaçadas e de menor porte, quando se compara com outras regiões ecológicas brasileiras. Assim sendo, presume-se que apresente menor volume de madeira e conseqüentemente menor biomassa e carbono armazenado por unidade de área (SANTOS et al., 2016). Geralmente, isso ocorre em virtude da alta temperatura e baixa umidade do ar e precipitação, ocasionando elevada perda de água por evapotranspiração. No momento em que as perdas são maiores que a obtenção de água pelas raízes e condução nos troncos, os tecidos fotossintéticos desidratam e os estômatos se fecham.

Consequentemente, as perdas são mínimas, assim como a captação de CO<sub>2</sub> e geração de biomassa (MENEZES; SAMPAIO, 2000; DALLA LANA et al., 2018).

Para estimativa da quantidade de biomassa, há métodos de medições diretas, que apresentam alto grau de precisão, porém de modo destrutivo que gera alto custo e demanda tempo, e métodos de medições indiretas, que não são destrutivas, e representam alternativas viáveis por implicar menor dano ambiental e custo financeiro. As medições indiretas podem ser realizadas com o uso de tecnologias de sensoriamento remoto e de equações alométricas (GATTO et al., 2011; LIMA JÚNIOR et al., 2014).

A equação alométrica é uma relação empírica entre a biomassa, variável de interesse, também chamada de dependente, e as variáveis independentes, que são os parâmetros como o diâmetro à altura do peito (DAP) e a altura da planta, que podem ser determinados mediante uma análise de regressão (KETTERINGS et al., 2001; SILVA; SAMPAIO, 2008; BRIANEZI et al., 2013). Foram elaboradas equações alométricas para diversas espécies em diferentes biomas, tanto temperadas (TERMIKAEIAN; KORZUKHIN, 1997; WANG, 2006; ISTREFI et al., 2019) quanto tropicais (HIGUCHI et al., 1998; NOGUEIRA et al., 2008; FIORENTIN et al., 2015; SULLIVAN et al., 2017), entretanto os biomas tropicais semiáridos têm recebido pouca atenção em relação aos demais biomas (SAMPALIO; SILVA, 2005).

Modelos para estimar as massas de lenha e as biomassas totais de plantas com base de medidas como diâmetro de tronco e altura têm sido desenvolvidos para algumas espécies e grupo de espécies da caatinga (LIMA; OLIVEIRA; MACHADO, 1996; SAMPAIO; SILVA, 2005; LANA et al., 2018). De acordo com Higuchi et al. (2004) e Mendonça et al. (2013), é mais favorável formular modelos de estimativa específico para cada tipo de vegetação e região. Há alguns estudos referentes a modelos alométricos para estimativa da biomassa elaborados para a vegetação da caatinga (LIMA; OLIVEIRA; MACHADO, 1996; SAMPAIO et al., 2010; SILVA; SAMPAIO, 2008; SAMPAIO; SILVA, 2005; MENDONÇA et al., 2013).

Em um estudo sobre estimativa de biomassa lenhosa da caatinga, em Petrolina (PE) utilizando equação alométrica e índice de vegetação, foram determinadas a densidade média de plantas de 780 indivíduos por hectare (ind ha<sup>-1</sup>), com variação de 150 a 1900 ind ha<sup>-1</sup>, e a quantidade de biomassa estimada, considerando os parâmetros DAP e altura dos indivíduos, variou entre 5,93 e 60,74 t ha<sup>-1</sup>. As espécies que apresentaram maior densidade foram *Caesalpinia pyramidalis*

(catingueira verdadeira), *Croton sonderianus* (marmeleiro), *Manihot pseudoglaziovii* (maniçoba) e *Mimosa tenuiflora* (jurema preta) (LIMA JÚNIOR et al., 2014).

Outro trabalho de Lima Júnior et al. (2015), que utilizou a mesma metodologia para estimar a biomassa (equação alométrica e índice de vegetação pela diferença normalizada), obteve uma variação na distribuição espacial, com valores máximos de até 53 t ha<sup>-1</sup>, e uma média de 33,7 ± 11,16 tMS ha<sup>-1</sup> (toneladas de matéria seca por hectare), entre uma faixa de 1 e 52 tMS ha<sup>-1</sup>.

Uma das equações mais aplicadas em estudos de biomassa aérea na caatinga é de Sampaio e Silva (2005), a qual baseia-se no diâmetro tanto ao nível do solo (DNS) como a altura do peito (DAP), constituindo uma equação de potência. Foram estudadas dez espécies nativas do bioma, o que resultou em equações específicas para cada uma e em equações em conjunto, considerando o porte da planta (pequeno ou grande) ou considerando todas as espécies exceto cactáceas. Estes autores observaram que a área de projeção da copa foi significativamente relacionada com diâmetros do fuste, alturas e biomassas; e que o intervalo de valores de biomassa, área de copa e altura total (HT) das plantas variaram, respectivamente, entre 0,6 e 536 kg; 0,1 e 112 m<sup>2</sup> e 1,3 e 11,8 m.

O trabalho de Cabral, Sampaio e Almeida-Cortez (2013) foi um dos que utilizaram a equação de Sampaio e Silva (2005) com base na variável DAP, para verificar a biomassa da parte aérea das plantas da Caatinga de uma área de Santa Terezinha (PB). Foram aplicadas as equações específicas para as espécies analisadas por Sampaio e Silva (2005), que foram sete espécies, e para as demais espécies foi usada a equação geral ( $B=2,2950 \cdot DAP^{0,173}$ ). A biomassa obtida foi de 49,5 Mg ha<sup>-1</sup>, correspondendo um valor relativamente baixo por se tratar de uma área conservada por mais de 60 anos.

O estudo de Costa et al. (2014), que também estimou a biomassa acima do solo por meio da equação alométrica geral desenvolvida por Sampaio e Silva (2005), baseada no DAP, obteve valores de 60 Mg ha<sup>-1</sup> para vegetação da caatinga em regeneração por 60 anos; 29,5 Mg ha<sup>-1</sup> para vegetação em regeneração por 40 anos; e 22,2 Mg ha<sup>-1</sup> para vegetação em regeneração por 18 anos.

Valores semelhantes de biomassa aérea foram encontrados no estudo de Albuquerque et al. (2015), que também aplicaram a equação de Sampaio e Silva (2005), utilizando o DAP como variável independente. A biomassa total aferida em áreas de caatinga de Sertânia (PE), Betânia (PE), Serra Talhada (PE) e Caucaia

(CE) variou de 10 a 62,5 kg, correspondendo uma variação entre 33,3 e 61,6 Mg ha<sup>-1</sup> com média de 46,5 Mg ha<sup>-1</sup>.

Segundo o estudo de Silva e Sampaio (2008), realizado na Caatinga de Petrolina (PE) e Santaluz (BA), as biomassas das partes das plantas (caule, galhos e folhas) podem ser estimadas utilizando-se equações de potência, a partir dos diâmetros dos fustes ao nível do peito ou do solo, os quais foram altamente correlacionados, diferentemente das variáveis da altura do fuste e do volume das copas, que foram menos eficientes.

Ainda segundo Silva e Sampaio (2008), a combinação de DAP e altura não é indicada, uma vez que houve reduzida melhora na estimativa e não justificaria o esforço extra para medir a altura. Além disso, estes autores observaram que em nenhuma das partes, os ajustes foram tão satisfatórios quanto nas biomassas totais. A equação elaborada por Silva e Sampaio (2008) para estimar a biomassa das partes aéreas para espécies de maior porte foi  $0,2368 \times \text{DAP}^{2,2219}$  (com  $R^2=0,946$ ) e para espécies de menor porte foi  $0,2627 \times \text{DAP}^{1,9010}$  (com  $R^2=0,819$ ). Os mesmos encontraram valores de biomassa entre 4 e 454 kg em nove espécies da Caatinga com área de projeção das copas entre 4,8 e 67,3 m<sup>2</sup> e altura total de 3,8 a 8,5 m.

Também com base no DAP, as melhores equações alométricas obtidas por Sampaio et al. (2010) para estimar biomassa das partes aéreas de quatro espécies (*Caesalpinia pyramidalis*, *Croton sonderianus*, *Mimosa ophthalmocentra* e *Mimosa tenuiflora* encontradas em três localidades situadas em Sertânia (PE) e Serra Talhada (PE) foram as de potência, obtendo pouca melhora, incluindo altura, área de copa e/ou densidade da madeira. Foi observada, na validação de equações previamente definidas para caatinga conservada, uma superestimativa da biomassa das plantas em áreas de regeneração em mais de 20%.

No estudo de Mendonça et al. (2013), foram obtidas relações alométricas para estimativa de biomassa aérea de plantas em áreas de caatinga situada em Casa Nova (BA) e Remanso (BA). Os parâmetros alométricos que constituíram as equações foram o diâmetro ao nível do solo e a altura. Assim como no trabalho de Sampaio et al. (2010), as equações foram desenvolvidas particularmente para algumas espécies da Caatinga (*Byrsonima gardneriana*, *Cenostigma macrophyllum*, *Chamaecrista belemii*, *Copaifera coriacea*, *Maytenus rigida*, *Ruprechtia glauca*, *Strychnos rubiginosa* e *Xymenia americana*). Também foram elaboradas equações gerais para estimativa por classe de diâmetro (DAP), visto que foi verificada, em

alguns trabalhos (OVERMAN et al., 1994; HIGUCHI et al., 1998; NELSON et al., 1999), uma estimativa com melhores resultados. Os resultados apresentaram equações com coeficientes de determinações entre 39,8% a 99,6% e erro padrão de estimativa variando de 7,5% a 44,2%.

Dalla Lana et al. (2018) também contribuíram para a estimativa de biomassa aérea das espécies da Caatinga, ajustando modelos estatísticos com o uso dos dados de DAP e altura total como variáveis independentes. As equações foram desenvolvidas para cada uma das espécies estudadas (*Anadenanthera colubrina*, *Aspidosperma pyrifolium*, *Bauhinia cheilantha*, *Cnidocolus quercifolius*, *Croton heliotropiifolius*, *Mimosa ophthalmocentra*, *Mimosa tenuiflora* e *Poincianella bracteosa*) e para todas as espécies juntas, observando uma variação de 0,75 a 0,97 para  $R^2_{aj}$  e 9,04 a 26,64% para  $S_{xy}$ . As biomassas aéreas das oito espécies oscilaram entre 0,5 e 99,4 kg por indivíduo. Grande parte das equações das espécies separadas superestimaram a biomassa das plantas com menor massa. De acordo com os valores dos critérios estatísticos ( $R^2_{aj}=0,85$  e  $S_{xy}=23,46\%$ ), foi possível encontrar a melhor equação para todas as espécies ( $\ln BS = -1,2884 + 1,6102 \cdot \ln(DAP) + 0,4343 \cdot \ln(HT)$ ).

Existem muitas imprecisões para estimativa dos fluxos e potencial de estoque de carbono na vegetação. Fundamentalmente, são utilizados os dados de biomassa seca e da concentração de carbono das diferentes partes das plantas. Um dos maiores gargalos encontrado é a obtenção da taxa de carbono em virtude da ampla variação de espécies presente nas áreas e das escassas pesquisas acerca desta questão (DALLA LANA, 2017).

Em razão da carência de dados precisos em relação aos teores de carbono das espécies, tem-se adotado um cálculo simples e genérico para estimar a quantidade de carbono existente nas plantas, o qual se baseia no pressuposto de que a biomassa é de 50% de carbono (BIRDSEY, 1992; FANG et al., 2001; SOARES; OLIVEIRA, 2002; FUKUDA; IEHARA; MATSUMOTO, 2003; IPCC, 2003). Isso tem resultado na sub ou superestimação dos valores de estoque de carbono (THOMAS; MARTIN, 2012).

No trabalho de Santos et al. (2013), foram obtidos percentuais de carbono, por meio de um analisador elementar, de 44 a 47% nas espécies nativas da Caatinga, os quais foram: *Mimosa tenuiflora* (Willd.) Poiret (Jurema preta) com 47%; *Aspidosperma pyrifolium* Mart (Pereiro) 47,2%; *Croton sonderianus* Müll.Arg.

(Marmeleiro) 46,9%; *Caesalpinia pyramidalis* Tul. var. *pyramidalis* (Catingueira) 44,7%; *Bauhinia cheilantha* (Bong.) Steud (Mororó) 47,2%; *Commiphora leptophloeos* (Mart.) J.B.Gillett (Imburana) 43,9%; *Piptadenia stipulacea* (Benth.) Ducke (Jurema branca) 46,8%; e *Combretum leprosum* Mart. (Mofumbo) 46%.

Valores médios semelhantes de teor de carbono foram encontrados no estudo de Barros (2009), no qual foram verificados percentuais de 46,9% para *Mimosa tenuiflora* (Willd.) Poiret (Jurema preta) e de 44,9% para *Commiphora leptophloeos* (Mart.) J.B.Gillett (Imburana).

Dalla Lana (2017) também colaborou com conhecimentos sobre teores de carbono em espécies da Caatinga, determinando o teor de carbono mediante um analisador elementar CHNS/O, o que foi obtido um valor único de 46,4% para as seguintes espécies: *A. colubrina*, *A. pyriformis*, *B. cheilantha*, *C. quercifolius*, *M. ophthalmocentra* e *M. tenuiflora*. Quanto as espécies *C. heliotropiifolius* e *P. bracteosa* tiveram valores distintos para os compartimentos das plantas, assim, para fuste, galhos grossos e finos e folhas, foram obtidos os seguintes valores: 48,5%, 46% (valor intermediário) e 43% para *C. heliotropiifolius*, e 44,8%, 40,8% e 46% e 48,1% para *P. bracteosa*.

Vieira et al. (2009) determinaram teores de carbono em compartimentos distintos das 30 espécies da Caatinga, encontrando valores médios de 47,4% para folhas, 44,7% para galhos, 44,4% para raízes, 43,7% para cascas e 44,6% para fustes. Observaram que, na comparação realizada entre as espécies do Cerrado e da Caatinga, os teores de carbono foram mais elevados nas espécies da Caatinga.

Em um estudo realizado em um fragmento da Caatinga no Ceará com 30 anos de regeneração, encontrou um estoque de carbono no compartimento arbustivo-arbóreo de 19,3 t ha<sup>-1</sup>, com uma taxa de carbono de 44,5% (PEREIRA JÚNIOR e tal., 2016). Valores inferiores foram registrados no trabalho de Santos et al. (2016), que quantificou o estoque de carbono, considerando a porcentagem de carbono multiplicada pelo valor da biomassa de cada árvore. O valor médio da quantidade de carbono foi de 5,7 t ha<sup>-1</sup>, variando de 4,68 a 8,33 t ha<sup>-1</sup>, e de biomassa de 12 t ha<sup>-1</sup>, com variação entre 10 e 17,8 t ha<sup>-1</sup>.

São encontrados poucos estudos de estoque de carbono realizados na Caatinga, visto que em comparação aos outros biomas brasileiros é um dos mais negligenciados nas pesquisas científicas, prejudicando a compreensão do potencial

de estoque e fluxo de carbono, e, dessa forma, subestimando seu valor no mercado mundial de carbono (DALLA LANA, 2017).

Ao considerar que a Caatinga possui alta variabilidade de densidade vegetal, a estimativa de biomassa das árvores com a utilização de técnicas de sensoriamento remoto pode ser de grande relevância nesta região. Além da quantificação do estoque de carbono, são diversas aplicações como monitoramento de áreas manejadas ou de preservação permanente, identificação de áreas com potencial para exploração de lenha e simulação de cenários de manejo (LIMA JÚNIOR et al., 2014).

Além das equações alométricas, sensores e técnicas que se utilizam de sensoriamento remoto também podem ser empregados para estimativas da biomassa e, por conseguinte, do carbono da vegetação.

### 3.5 SENSORIAMENTO REMOTO

De acordo com Novo (2010), a história do sensoriamento remoto pode ser dividida em dois momentos: entre 1860 e 1960, e a partir de 1960. No primeiro período, os produtos de sensoriamento eram fotografias aéreas, e a partir de 1960, as suas tecnologias evoluíram apresentando multiplicidade de sistemas de sensores. Entretanto, a expressão “sensoriamento remoto” surgiu na literatura apenas em 1960, a partir daí este ramo da ciência tem compreendido tecnologia e conhecimentos altamente complexos oriundos de diversas áreas (BORGES et al., 2015).

Tem-se utilizado o sensoriamento remoto como uma importante ferramenta para monitorar processos ecológicos e obter dados sobre processos biogeofísicos, em diversas escalas espaciais e temporais, o que tem contribuído na criação de modelos ambientais (PETTORELLI et al., 2014; SUN et al., 2019). O sensoriamento remoto consiste na obtenção de informações de alvos sem precisar de um contato direto e físico (SHIRATSUCHI et al., 2014), que para isso, é necessário a presença dos seguintes elementos: radiação eletromagnética, fonte de radiação, objeto (alvo) e sensor (NOVO; PONZONI, 2001).

A radiação eletromagnética interage com a superfície terrestre, podendo ocorrer absorção, reflexão e transmissão, dependendo das características desta superfície e do intervalo espectral considerado. Os comprimentos de onda nos quais

a radiação é refletida e propagada são usados para identificar os alvos (GALO et al. 2002).

Os sistemas de captura da energia eletromagnética, refletida ou emitida pelos objetos na superfície terrestre, definidos como sensores, são compostos por sistemas fotográficos ou óptico-eletrônicos, que fornecem informações da interação entre a energia eletromagnética e os objetos. Em virtude das diversas propriedades físicas, químicas e biológicas dos objetos é possível identificar e reconhecer os alvos por meio da variação da taxa de energia refletida em cada região de reflectância espectral (comprimento de onda) (STAR; ESTES, 1990; PACHECO; FREIRE; BORGES, 2006).

Os sensores podem gerar imagem da superfície sensoriada, que são denominados de imageadores, tais como sensores fotográficos e sensores de LiDAR (*Light Detection and Ranging* – Detecção de Luz e Escala); ou não gerar imagens como resultado, chamados de não-imageadores, como por exemplo radiômetros e espectroradiômetros, que geram o produto em dígitos ou gráficos. Quanto à fonte de energia, os sensores podem ser categorizados em passivos, que não apresentam fonte própria de radiação, portanto, afere radiação refletida ou emitida pelos alvos, como os sensores fotográficos; e em ativos, por possuir sua própria fonte, como os radares e o LiDAR (NOVO, 1989; PACHECO; FREIRE; BORGES, 2006; FLORENZANO, 2011).

### 3.6 TECNOLOGIA LiDAR

O LiDAR é um sistema de varredura a laser, que obtém medidas de distância por meio da luz, operando em faixas espectrais restritas situadas entre a luz visível e infravermelho médio (FERRAZ; SOUZA; REIS, 2016). O processo de emissão é constituído por pulsos de laser em uma plataforma com alta frequência de repetição. O período de retorno dos pulsos entre a plataforma e os alvos é mensurado pelo sensor, fornecendo a estimativa destas distâncias (GIONGO et al., 2010).

Os pulsos são criados e emitidos pelo sistema ótico do equipamento imageador e, com uso de um espelho (espelho de varredura), os feixes são dirigidos para alcançar a área de cobertura do imageamento (360° horizontal e 180° vertical). O feixe de laser reflete na superfície e a fração do pulso de retorno é capturado pelo sensor (PIAZZETTA; TRZASKOS; MACHADO, 2017). Em sistemas de varredura

aerotransportados, os retornos podem ser manipulados e divididos, sendo os primeiros retornos para a constituição de Modelos Digitais de Superfície (MDS), os últimos retornos para Modelos Digitais de Terreno (MDT) e de todos os retornos para Modelos Digitais de Elevação (MDE) (FERRAZ; SOUZA; REIS, 2016). Os dados resultam em nuvens de pontos que fornecem coordenadas tridimensionais (x, y, z) dos pontos aferidos na superfície escaneada, assim como um valor de intensidade de retorno do sinal (BARBER; MILLS; BRYAN, 2003; FERRAZ; SOUZA; REIS, 2016).

Os sistemas de varredura a laser podem ser classificados em dois tipos: i. sistemas estáticos, referem-se à condição estacionária em que o equipamento coleta os dados, permanecendo em uma posição fixa no terreno; e ii. sistemas dinâmicos, no qual o equipamento movimenta durante obtenção de dados, podendo ser conectados a uma plataforma em movimento (WUTKE, 2006; FERRAZ; SOUZA; REIS, 2016). Também podem ser encontradas na literatura outras denominações de categorias dos sistemas de varredura laser, os quais são Laser Scanner Terrestre (TLS) e Laser Scanner Aerotransportado (ALS) (FAVORSKAYA; JAIN, 2017; SOILÁN et al., 2019).

No ALS, o dispositivo é instalado em uma aeronave, cuja varredura consiste na combinação da oscilação periódica da direção de emissão do laser com o movimento frontal da aeronave (SOILÁN et al., 2019). A largura da faixa de varredura depende do ângulo de varredura e da altitude do voo (BOUVIER et al., 2015).

Apesar do ALS representar uma tecnologia moderna, erros e tendências nas estimativas são, constantemente, registrados e não há um consenso acerca da melhor metodologia a ser aplicada ao utilizar os dados de ALS. Geralmente, tais metodologias podem ser categorizadas em duas abordagens largamente empregadas: medições em nível de povoamento, tal como abordagem baseada em área (ABA); e abordagem baseada em árvore (individualização de árvore) (COSENZA et al., 2018).

A ABA consiste nas métricas obtidas das nuvens de pontos fornecida pelo escaneamento de parcelas distribuídas em campo, cujos dados são utilizados para ajustar modelos para estimativa de parâmetros florestais (NÆSSET, 2002; BOUVIER et al., 2015; COSENZA et al., 2018). Apesar de sua evidente utilidade para inventário e mapeamento florestal, as ABAs apresentam uma limitação, visto

que as métricas utilizadas para configuração da estrutura do povoamento, comumente, são derivadas da distribuição vertical dos retornos do LiDAR, desconsiderando diversos outros parâmetros do dossel, como a heterogeneidade do dossel horizontal (NÆSSET, 2002; BOUVIER et al., 2015).

A abordagem de individualização de árvores fundamenta-se em algoritmos que reconhecem os indivíduos do povoamento por meio de métodos de segmentação ou filtro de máximos locais (LM) (COSENZA et al., 2018), que pressupõem que o maior valor de elevação do laser entre os impactos de laser da mesma copa de árvore é o ápice (POPESCU; WYNNE; NELSON, 2002). Dessa forma, os máximos locais (picos) no modelo de altura de dossel (CHM) correspondem ao topo da copa das árvores, o que possibilita a distinção de indivíduos em um povoamento (POPESCU; WYNNE; NELSON, 2002; FALKOWSKI et al., 2006). O êxito na identificação da localização da árvore empregando o método LM está sujeito à escolha criteriosa do tamanho da janela do filtro, o que pode ocorrer erros de omissão ou inclusão de indivíduos, se a dimensão da janela não for apropriada à estrutura espacial real (POPESCU; WYNNE; NELSON, 2002; POPESCU; WYNNE, 2004; GOERNDT; MONLEON; TEMESGEN, 2010). A sobreposição das copas pode ocasionar erros ao identificar árvores, conseqüentemente, o desempenho de reconhecimento de indivíduos é baixo em povoamentos complexos (BOUVIER et al., 2015).

Os métodos de estimativa de altura total de dosséis florestais podem ser por métodos diretos, que obtém a altura medindo a diferença vertical entre o sinal de retorno do solo e o sinal do topo das árvores, ou por métodos indiretos, por meio de modelos estatísticos que ilustram a relação entre a altura do dossel e as variáveis preditoras derivadas dos dados LiDAR (WANG; GLENN, 2008; RIBAS; ELMIRO, 2013).

Diversos estudos têm revelado que variáveis florestais, como volume do tronco, biomassa, altura média e diâmetro médio, podem ser estimadas com alta precisão, utilizando a ABA (NÆSSET, 2004; ZONETE; RODRIGUEZ; PACKALÉN, 2010; SILVA et al., 2015; SILVA et al., 2016), com erros inferiores a 15%, percentual aceitável em inventário de campo (SILVA et al., 2015; SILVA et al., 2016). Também foi observada uma precisão satisfatória na aplicação da abordagem de individualização de árvores para prever tais parâmetros (KWAK et al., 2007;

OLIVEIRA et al., 2012; MACEDO; SANTOS; SOARES, 2013; COSENZA et al., 2018).

A tecnologia ALS apresenta uma limitação na obtenção direta de diâmetros na altura do peito (DAP), visto que os pulsos emitidos são interceptados pelos dosséis antes de chegarem à base das árvores (COSENZA et al., 2018). Tem-se aplicados modelos de regressão para estimar esse parâmetro a partir da altura das árvores, a qual pode ser estimada diretamente dos dados do ALS (OLIVEIRA et al., 2014). Os padrões hipsométricos, expressões da relação entre altura e diâmetro, podem se distinguir em diferentes tipologias florestais, em uma mesma tipologia florestal para diferentes áreas, e também no interior de uma mesma área, em razão da heterogeneidade ambiental e estrutural, existindo relações hipsométricas divergentes (BATISTA et al., 2014; MARTINS et al., 2020).

Em razão da baixa densidade de pontos gerados pelo ALS, os seus dados podem ser utilizados associados a outros dados obtidos por outros métodos. A combinação de dados de ALS e de amostragem em campo pode ser utilizada para inventário florestal em grande escala. A precisão dos resultados é influenciada pelo tipo de floresta, distribuição de espécies, condições e estrutura do povoamento (CABO et al., 2018).

O LiDAR terrestre é outra alternativa para obtenção de variáveis dendrométricas (BUCK et al., 2017), uma vez que fornece uma perspectiva lateral e gera nuvens de pontos mais densos em relação ao ALS (CHASMER; HOPKINSON; TREITZ, 2006; MURGOITIO et al., 2014). A resolução do TLS viabiliza a capacidade para detectar pequenos objetos ou parte de objetos na nuvem de pontos, dado que, tecnicamente, apresenta dois fatores que colaboram para esta capacidade: o menor incremento do ângulo entre dois pontos consecutivos e a dimensão da projeção do raio laser no objeto (WUTKE; CENTENO, 2007). Com o TLS cujas varreduras possuem, geralmente, densidades de pontos de dezenas de milhares de pontos por metro quadrado (BREDE et al., 2017; BREDE et al., 2019), é possível captar com precisão as pequenas árvores do sub-bosque, podendo atingir altas precisões de detecção com varreduras múltiplas (KANKARE et al., 2015). A varredura múltipla pode ser vantajosa para fornecer uma representação completa da copa e do tronco de árvores, o que aumenta a densidade e a cobertura de dados que podem potencialmente reduzir o efeito de sombra lateral (MURGOITIO et al., 2014).

O TLS refere-se ao sistema estacionário, composto por um dispositivo de LiDAR apoiado sob um suporte, geralmente um tripé (SOILÁN et al., 2019). Comumente, o pulso laser propaga-se na direção horizontal, deslocando-se em breves intervalos angulares. Através de um espelho giratório, a cada incremento (horizontal), é lançado pulsos no sentido vertical em intervalos angulares definidos, o que afere as coordenadas dos pontos que refletem o sinal. Portanto, a precisão dos equipamentos na determinação de coordenadas dos pontos depende de sua acurácia na mensuração de distância e ângulos (SILVA et al., 2013).

Há diversas possibilidades de categorização de TLS, pode-se considerar o princípio de medição e as especificações técnicas obtidas. Não há um scanner a laser universal para todas as aplicações possíveis, havendo scanners apropriados para usos externos e outros para usos internos, variando de curto alcance (poucos metros) a longo alcance (até aproximadamente 100 m) (FRÖHLICH; METTENLEITER, 2004).

Uma das classificações encontradas na literatura do TLS é baseada no princípio do sistema de medição de distância, no qual pode ser descrito três diferentes tecnologias para aferições de alcance, que são: tempo de voo do sinal ou intervalo de tempo (time of flight), diferença de fase (phase-difference) e triangulação (triangulated scanner) (FRÖHLICH; METTENLEITER, 2004; SILVA et al., 2013). Há trabalhos que consideram na classificação das técnicas de medição apenas as duas principais categorias (intervalo de tempo de voo e diferença de fase) (WHYTE et al., 2015; SÓILAN et al., 2019).

O sistema de medição mais conhecido é a tecnologia de tempo de voo do sinal, a qual se baseia na determinação do intervalo entre a emissão de um pulso e o registro da parcela refletida pela superfície. O tempo que o sinal leva para ir do transmissor até o alvo e voltar ao sistema é aferido e utilizado para determinar a distância entre o sensor e objeto, com o uso da velocidade da luz (LICHTI; HARVEY, 2002; WUTKE; CENTENO, 2007). Esta tecnologia permite medições de longa distância de centenas de metros com precisão satisfatória (FRÖHLICH; METTENLEITER, 2004).

A técnica de diferença de fase, também denominada de Amplitude Modulated Continuous Wave (AMCW), permite um alcance de até 100 metros com precisão de medidas de distância de poucos milímetros. Fornece elevadas taxas de amostragem de pontos, entretanto apresentam uma faixa restrita de dados sem ambiguidades

(FRÖHLICH; METTENLEITER, 2004; SILVA et al., 2013). Quanto à triangulação óptica, é utilizada como princípio de medição de distância em usos de curto alcance, de até alguns metros (menor que 5 metros), obtendo precisão em micrômetros (FRÖHLICH; METTENLEITER, 2004).

A tecnologia LiDAR tem apresentado notável potencial em diferentes áreas de aplicação, como planejamento costeiro, avaliação de risco de inundações, mineração, agricultura, florestas, planejamento urbano, entre outros (GIONGO et al., 2010). Na área florestal, segundo Nilsson (1996), a tecnologia LiDAR pode efetuar medidas diretas, como alturas do dossel, volume e diâmetro de copas, bem como estimativas de variáveis dendrométricas, como por exemplo biomassa, área basal e diâmetro da copa (GIONGO et al., 2010). Relacionada a esta área, Roth et al. (2007) revelaram que o LiDAR representa uma possibilidade para estimar os parâmetros essenciais para os modelos de interceptação, como a capacidade de armazenamento do dossel e Índice de Área Foliar (IAF) nas florestas.

Diante dessas diversas aplicabilidades do LiDAR, o governo do Estado de Pernambuco criou o programa Pernambuco Tridimensional, em 2014, o qual consiste em um banco de dados de perfilamento laser e aerofotogramétricos de todo o território do estado, obtidos por sensores e câmeras instaladas em aviões. Os produtos altimétricos do perfilamento laser gerados foram o Modelo Digital de Elevação (MDE), disponível no formato xzyi, que representa todos os elementos presentes na superfície, tais como vegetação, corpos d'água, edifícios entre outros; e o Modelo Digital do Terreno (MDT), em formato xyz, representando a superfície do terreno, na escala de 1:5000. O programa tornou-se uma importante ferramenta de gestão e planejamento territorial do estado (CIRILO et al., 2014; CIRILO et al., 2015).

## **4 ARTIGO 1 - MODELAGEM E ESTIMATIVA DA BIOMASSA E DO CARBONO ACIMA DO SOLO A PARTIR DE DADOS LIDAR AEROTRANSPORTADO EM FLORESTA TROPICAL SAZONALMENTE SECA DO BRASIL**

### **4.1 INTRODUÇÃO**

A quantificação da biomassa e carbono florestal é muito importante para a definição de estratégias de uso e manejo do ecossistema, estudos de ciclagem de nutrientes, sequestro de carbono e contabilização de serviços ambientais em formações florestais. Estima-se que 45% das florestas mundiais localizam-se nos trópicos, as quais são um dos reguladores mais relevantes do clima regional e global, bem como são os sumidouros naturais de carbono e os grandes reservatórios de biomassa terrestre. No entanto, entre 1990 e 2020, mais de 90% do desmatamento mundial ocorreu em áreas tropicais, impactando negativamente a biodiversidade, os serviços ecossistêmicos, os meios de subsistência das comunidades tradicionais e a resiliência às mudanças climáticas (OMETTO et al., 2022).

O Brasil, país detentor da maior área de floresta tropical do mundo, foi um dos países que mais apresentou supressões expressivas de sua cobertura florestal, entre 2010 e 2015 (QUINTÃO et al., 2021). Segundo o Relatório Anual do Desmatamento no Brasil realizado pelo MapBiomias (2022a), foi registrada, em 2019, uma supressão florestal de 1.217.032 ha, valor inferior ao que foi observado em 2021 (1.655.782 ha), o que revelou um crescimento de 26,5% das áreas desmatadas no país. A modificação da vegetação nativa nos biomas brasileiros, em consequência da expansão agropecuária, colabora, substancialmente, para as emissões no Brasil, quando comparadas com a proporção das emissões mundiais do setor de uso do solo (QUINTÃO et al., 2021).

A principal floresta tropical sazonalmente seca do Brasil é conhecida como Caatinga, e constitui um bioma com biota muito diversa e ameaçada (LEAL et al., 2005; RITO et al., 2017). Conforme MapBiomias (2022b), entre 1985 e 2021, a Caatinga sofreu um intenso processo de transformação, resultando em antropização de 25,6% de sua área total. Ocorreu uma perda de 6.010.506,34 ha de áreas florestais da Caatinga, correspondendo a 10,5% das florestas dessa região, e ao

mesmo tempo, verificaram-se aumentos de 63,8% das áreas não vegetadas e de 24,2% da agropecuária (5.772.724,20 ha). A agropecuária e a exploração de lenha promoveram uma degradação constante, que vai desde diminuição de biomassa vegetal até desertificação integral (LEAL et al., 2005; RITO et al., 2017). Em Pernambuco, estado cujo 84,2% do seu território é constituído pela Caatinga, foram constatados, de 1985 a 2021, perda de 32,3% de cobertura florestal e crescimentos de 81,5% de áreas de pastagem e de 2% de agricultura, percentual que classifica como o 3º estado do bioma com maior expansão das áreas de agricultura, totalizando 1.169.085 ha (MAPBIOMAS, 2022b).

Diante desse cenário, o sensoriamento remoto (SR) tem se mostrado uma ferramenta fundamental no diagnóstico ambiental, uma vez que tem fornecido dados da superfície terrestre de grande extensão territorial com alta resolução espacial e temporal (GREGÓRIO; FERREIRA, 2018). Nas últimas décadas, diversas tecnologias de sensoriamento remoto têm sido utilizadas para detecção de alterações e monitoramento da cobertura vegetal (SILVA; GALVÍNCIO, 2012; OLIVEIRA et al., 2017; SILVA et al., 2019a), como os sensores de satélites, drones, radares, perfilamento a laser, dentre outros. Além disso, o uso da varredura a laser (LiDAR - *Light Detection and Ranging*) na área florestal tem conquistado cada vez mais espaço por apresentar estimativas confiáveis de variáveis biofísicas florestais a um custo menor em relação às formas de medições tradicionais (SILVA et al., 2014; CARVALHO et al., 2015; FERRAZ et al., 2016; COSENZA et al., 2018; DALAGNOL et al., 2019; MLENEK et al., 2020). Nos últimos anos, a tecnologia LiDAR tem sido muito utilizada para estimar biomassa acima do solo (AGB) (SILVA et al., 2017a; ENE et al., 2018; SHAO et al., 2018; OLIVEIRA et al., 2021; TORRE-TOJAL et al., 2022; QIN et al., 2022), bem como para desenvolver modelos preditivos a partir de dados LiDAR e de medições de campo (ENE et al., 2016; BOUVIER et al., 2019).

No Brasil, foram desenvolvidos modelos preditivos de AGB e C a partir de dados LiDAR em áreas de florestas plantadas com *Eucalyptus* sp. e *Pinus* sp. (SILVA et al., 2014; SILVA et al., 2017a); na Amazônia (D'OLIVEIRA et al., 2012; ANDERSEN et al., 2014; FIGUEIREDO et al., 2016; ALMEIDA et al., 2019; GOMES et al., 2020); na Mata Atlântica (ALMEIDA et al., 2020; MARTINS NETO et al., 2021); e no Cerrado (SCOLFORO et al., 2015; SILVA et al., 2019a; BISPO et al., 2020; ZIMBRES et al., 2020; COSTA et al., 2021; ZIMBRES et al., 2021). No entanto, nas formações vegetacionais de caatinga o uso do LiDAR ainda é incipiente, havendo

raros modelos de estimativa da AGB e C obtidos por essa tecnologia (OLIVEIRA et al., 2021). Dessa forma, tem se verificado que raros são os estudos que aplicam o LiDAR em plantas de caatinga, o que ainda torna sua aplicação direta uma incógnita em relação a sua precisão e aplicabilidade em extensas áreas. Particularmente, a vegetação da caatinga tem várias especificidades que dificultam a obtenção de bons produtos de escaneamento a laser, como o grande número de espécies que formam multifustes, troncos finos e tortuosos, plantas que se entrelaçam em uma mesma posição, dentre outros aspectos. Tudo isso reforça a necessidade de estudos de desenvolvimento de modelos e validação de produtos oriundos de escaneamento a laser na caatinga.

Para modelagem, o método estatístico mais comum para representar a relação entre variáveis é a regressão linear múltipla, entretanto, este método tem apresentado dificuldade de captar relações complexas e problemas de multicolinearidade, o que tem sido contornado pela modelagem não paramétrica (LATIFI; NOTHDURFT; KOCH, 2010; SILVA et al., 2017a; AHMED et al., 2015; TORRE-TOJAL et al., 2022). Dentre as técnicas não paramétricas, o *Random Forest* (RF), que é um algoritmo de aprendizado de máquina, tem se destacado pelos robustos desempenhos dos modelos preditivos gerados, como os modelos de AGB para diversas áreas florestais (AHMED et al., 2015; SILVA et al., 2017b; LU et al., 2020; GAO; ZHANG, 2021; TORRE-TOJAL et al., 2022; GAO; CHAI; ZHANG, 2022).

Em vista disso, o presente estudo teve como objetivo desenvolver modelos preditivos para estimativa da biomassa acima do solo (AGB) e do carbono (C) em floresta tropical sazonalmente seca (caatinga) de Pernambuco a partir de dados LiDAR aerotransportado, apresentando possibilidades de ampliação do inventário florestal e dados de estoques de carbono.

## 4.2 MATERIAL E MÉTODOS

### 4.2.1 Delimitação e caracterização da área de estudo

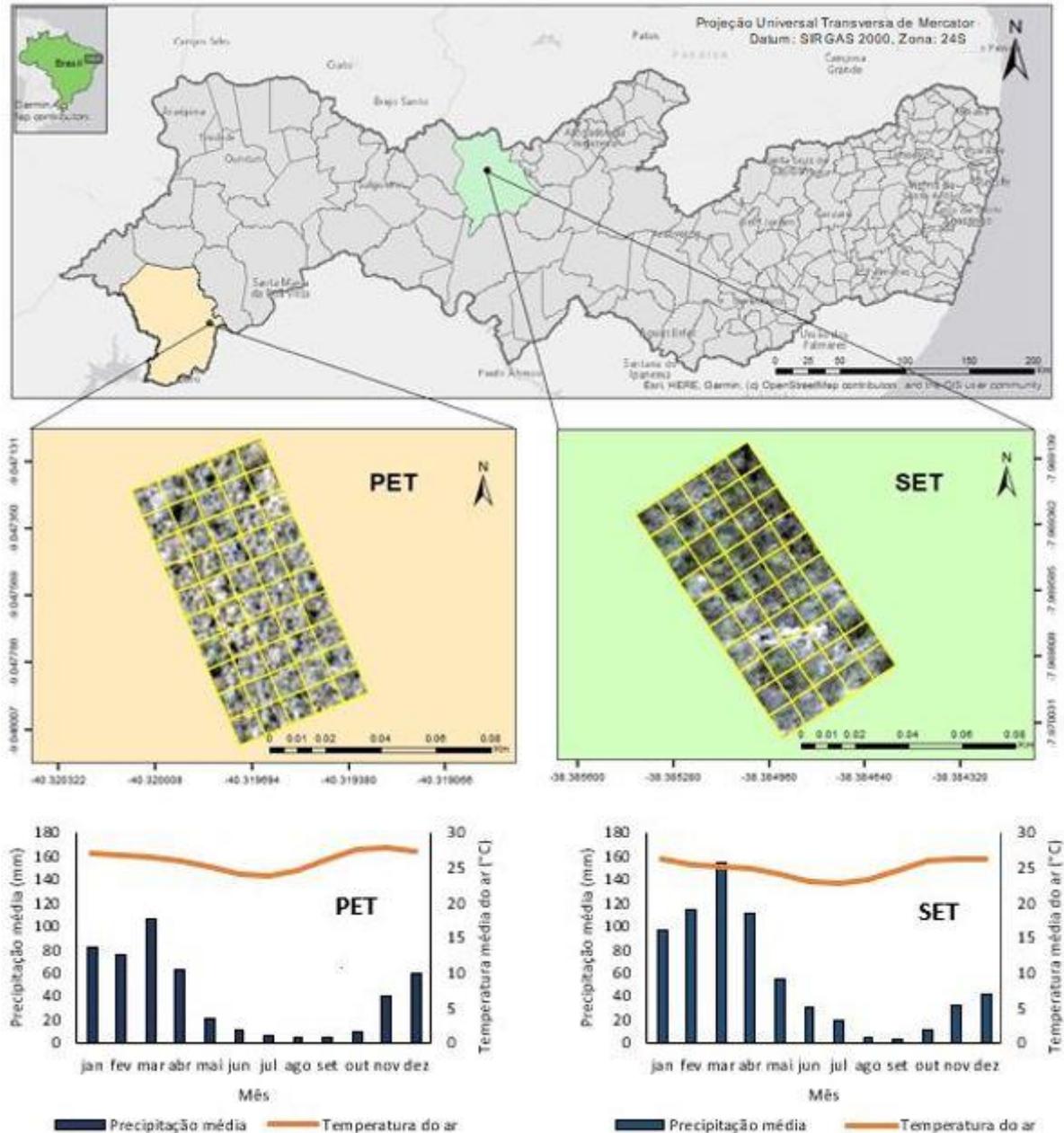
O presente estudo foi realizado em dois municípios situados no Semiárido de Pernambuco: Petrolina e Serra Talhada, que estão dentre as cinco maiores áreas de unidade territorial do estado, com 4.561,870 km<sup>2</sup> e 2.980,007 km<sup>2</sup>, respectivamente. O município de Serra Talhada, cuja sede está estabelecida nas coordenadas geográficas de longitude 38°17'46,716" W e latitude 7°59'16,800" S, a 436,86 m de altitude, localiza-se na mesorregião Sertão pernambucano e na microrregião Pajeú (IBGE, 2015; IBGE, 2017). De acordo com a classificação de Köppen, a unidade territorial apresenta um clima do tipo BSh, ou seja, clima semiárido seco (ÁLVARES et al., 2013; MEDEIROS et al., 2018), caracterizado pela baixa precipitação pluviométrica e altas temperaturas do ar, que conforme a Estação Meteorológica do Instituto Agrônomo de Pernambuco (IPA) de Serra Talhada, a média anual de precipitação pluviométrica é de 642 mm ano<sup>-1</sup>, com médias de temperatura do ar de 20,1 °C (mínima) a 32,9 °C (máxima) e umidade relativa do ar com média de 63% (PEREIRA et al., 2015).

A vegetação é principalmente formada por caatinga hiperxerófila, com presença de floresta caducifólia (CPRM, 2005a), apresentando fisionomia arbórea a arbustiva-arbórea (FERRAZ et al., 1998). A pastagem natural ocorre em 59,64% do território do município; 37,07% é ocupado pelo mosaico formado pela vegetação campestre e áreas agrícolas; e a pequena fração restante é constituída pelo corpo d'água (2,88%) e outras ocupações do solo (0,41%) (IBGE, 2014).

Em meio a vegetação nativa de Serra Talhada, uma das parcelas (SET) para o estudo dos dados ALS foi posicionada nas coordenadas geográficas (ponto central) 7°58'12"S, 38°23'06"O, a 470 m de altitude. Possui dimensão de 50 x 100 m (0,5 ha), subdividida em 50 subparcelas de 10 x 10 m (Figura 1).

A outra parcela desse estudo de ALS está situada em Petrolina (Figura 1), município pernambucano pertencente à mesorregião São Francisco pernambucano e à microrregião Petrolina (IBGE, 2015; IBGE, 2017). O seu clima é classificado também como BSh, apresentando período seco de nove meses e período chuvoso entre fevereiro e abril, com precipitação média anual de 431,8 mm (CPRM, 2005b; ÁLVARES et al., 2013).

Figura 1 - Localização das áreas de estudo, com destaque para as parcelas permanentes do ForestPlots e a climatologia da temperatura e chuva, entre 1978 e 2021, em Petrolina e Serra Talhada, Pernambuco



Fonte: ESRI; ForestPlots; Embrapa; ANA; DCA

Assim como em Serra Talhada, a vegetação de Petrolina consiste em caatinga hiperxerófila, com frações de floresta caducifólia (CPRM, 2005b), de porte arbustivo-arbóreo. A paisagem é marcada pelo contraste da vasta caatinga nativa com os campos irrigados (JATOBÁ; SILVA; GALVÍNIO, 2017), os quais tem sido uma das principais causas de mudança no uso da terra no município (SILVA et al., 2019b). Segundo IBGE (2014), esse mosaico de vegetação campestre com áreas

agrícolas abrange 31,61% do território municipal; 55,06% corresponde a pastagem natural; 10,45% a área agrícola e 2,88% a outros usos da terra.

A parcela de Petrolina (PET) se encontra, especificamente nas coordenadas geográficas (ponto central da parcela) 9°02'51"S, 40°19'11"O, a 393 m de altitude, no interior da Estação Experimental da Caatinga da Embrapa Semiárido, a qual se mantém conservada por mais de 40 anos. A sua dimensão e divisões são as mesmas de Serra Talhada (50 x 100 m dividida em 50 subparcelas) (Figura 1), ambas foram instaladas e são monitoradas pela equipe do ForestPlots.net, que é sítio detentor de um banco de dados florestais desenvolvido por colaboradores de diversos países (LOPEZ-GONZALEZ et al., 2011; FORESTPLOTS.NET et al., 2021; MOONLIGHT et al., 2022; FORESTPLOTS.NET, s.d).

#### 4.2.2 Dados de inventário florestal de campo

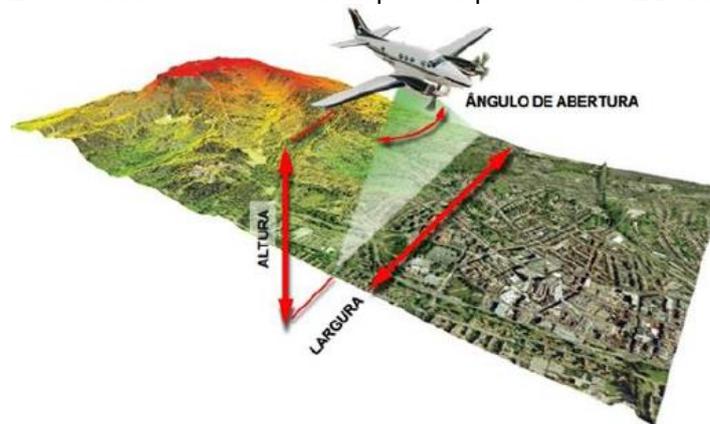
Os dados de campo utilizados foram dados secundários, adquiridos no sítio do ForestPlots. De acordo com Moonlight et al. (2020), foram computados, como regra geral, os indivíduos lenhosos, entre arbustos e árvores, com diâmetro do caule igual ou maior que 5 cm. Entretanto, por se tratar de uma mata seca e arbustiva, foram também incluídos indivíduos com diâmetro  $\geq 2,5$  cm de cinco subparcelas selecionadas dentre as cinquenta. Os diâmetros dos fustes foram obtidos a partir das circunferências dos mesmos, medidas com o uso de uma trena, a 30 cm e a 130 cm (diâmetro a altura do peito - DAP) acima do solo. Em indivíduos com fustes múltiplos, foi calculado o diâmetro equivalente, a partir dos diâmetros dos fustes  $\geq 5$  cm. A altura total dos componentes arbustivo-arbóreos foi medida com auxílio de varas graduadas (MOONLIGHT et al., 2020). As medições foram realizadas em março de 2017.

#### 4.2.3 Dados do LiDAR aerotransportado (ALS)

Os dados ALS foram obtidos na plataforma do Programa Pernambuco Tridimensional – PE3D, que constitui um banco de dados resultante do levantamento aerofotogramétrico e perfilamento a laser de todo o território do estado (Figura 2), criado inicialmente para projetos de prevenção e controle de inundações, e atualmente integra o Programa de Sustentabilidade Hídrica de Pernambuco (PSHPE). Foram feitos dois mapeamentos, um na escala 1:5.000, que abrangeu

todo o território de Pernambuco, e outro na escala de 1:1.000, o qual compreendeu áreas urbanas de 26 municípios do estado (PERNAMBUCO, 2016).

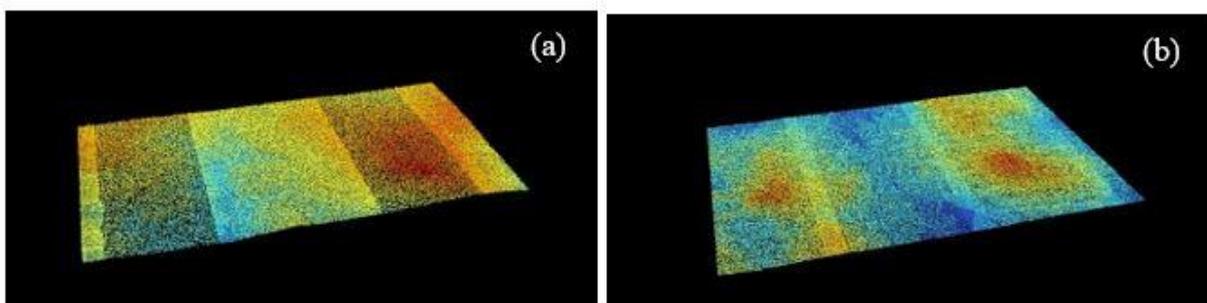
Figura 2 - Varredura a laser aerotransportado pelo sistema LiDAR



Fonte: Pernambuco, 2017

O mapeamento está dividido em cinco blocos, disponibilizado em quadrículas e em municípios, nos formatos raster e xyz/xyzi. Foram utilizadas duas quadrículas no formato xyzi para o estudo: SB-24-Z-C-V-3-SO-F-II (Figura 3<sup>a</sup>), pertencente ao Bloco III que contém a parcela SET e SC-24-V-D-I-1-NE-C-II (Figura 3<sup>b</sup>), pertencente ao Bloco V, onde está situada a parcela PET.

Figura 3 – Quadrículas do PE3D que abrangem as parcelas de Serra Talhada – SET (a) e de Petrolina – PET (b), em Pernambuco.



Fonte: Pernambuco, 2017

O perfilamento do Bloco III foi realizado em agosto de 2014, utilizando o perfilador a laser aerotransportado LEICA ALS-50, em uma altura (voo) de 3.068 m, com ângulo de abertura de 34,5°, funcionando em 93.200 Hz de repetição do laser e 36,8 Hz de frequência do scanner, tendo como referencial geodésico o SIRGAS 2000, o que resultou em produtos com densidade média de 0,5 ponto m<sup>-2</sup>. O Bloco V

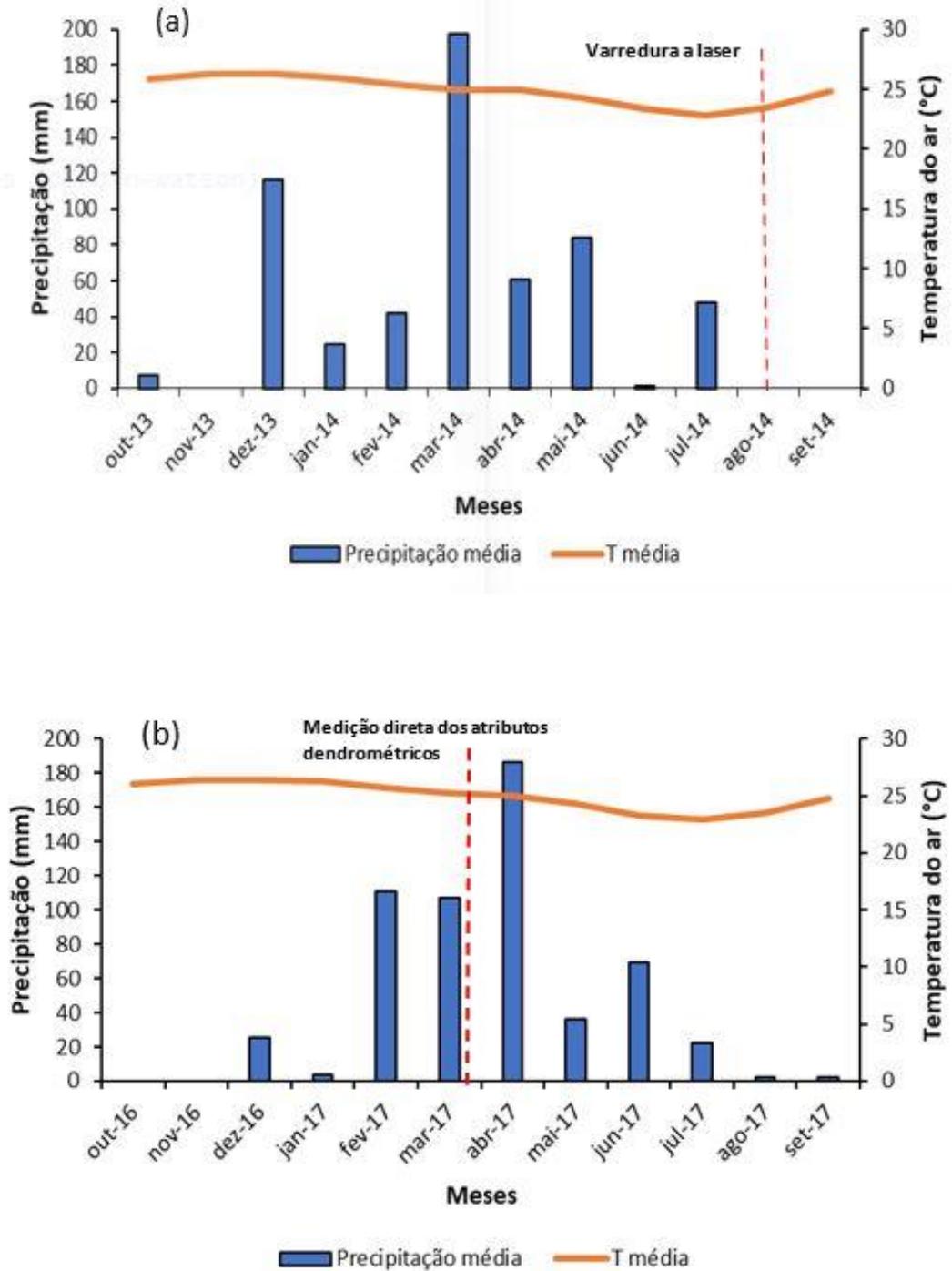
também foi escaneado no mesmo período, usando o laser scanner LEICA ALS-60, em uma altitude de voo de 2.600 m, com a mesma frequência do scanner e densidade média de pontos da nuvem gerada (PERNAMBUCO, 2017).

É importante ressaltar que o intervalo entre as coletas de dados de campo e de ALS foi um período de estiagem na região estudada. Em Petrolina, foram verificados, nesse ínterim, dois anos consecutivos sem chuva (2015 e 2016), com classificação pluviométrica variando de seco a extremamente seco (SILVA et al., 2019c), o que pode estar associado ao fenômeno El Niño, ocorrido nesse período de intensidade muito forte (FRANÇA et al., 2018). Esse impacto de escassez de chuva do El Niño foi registrado também em Serra Talhada, na qual foi constatada deficiência hídrica, devido às precipitações inferiores ao previsto (FRANÇA et al., 2018).

Um dos efeitos da redução de disponibilidade hídrica é o aumento do estresse fisiológico das plantas, que ocasiona a limitação da produção de biomassa vegetal (FIGUEIREDO et al., 2015; RITO et al., 2017). Nagler et al. (2003), Morais et al. (2017) e Miranda et al. (2020) ratificam que a redução da fotossíntese, pode ser causada pelo déficit hídrico, tem efeitos diretos na evapotranspiração e na produtividade primária bruta, impactando no estoque de carbono. Uma baixa taxa de crescimento vegetal em áreas de caatinga de Petrolina foi revelada em observações de reduzidas taxas de precipitação e valores de índice de área foliar (IAF) de até 2  $\text{m}^2 \text{m}^{-2}$  e índice de área de planta (IAP) de até 3  $\text{m}^2 \text{m}^{-2}$ , entre maio de 2016 e janeiro de 2018 (MIRANDA et al., 2020).

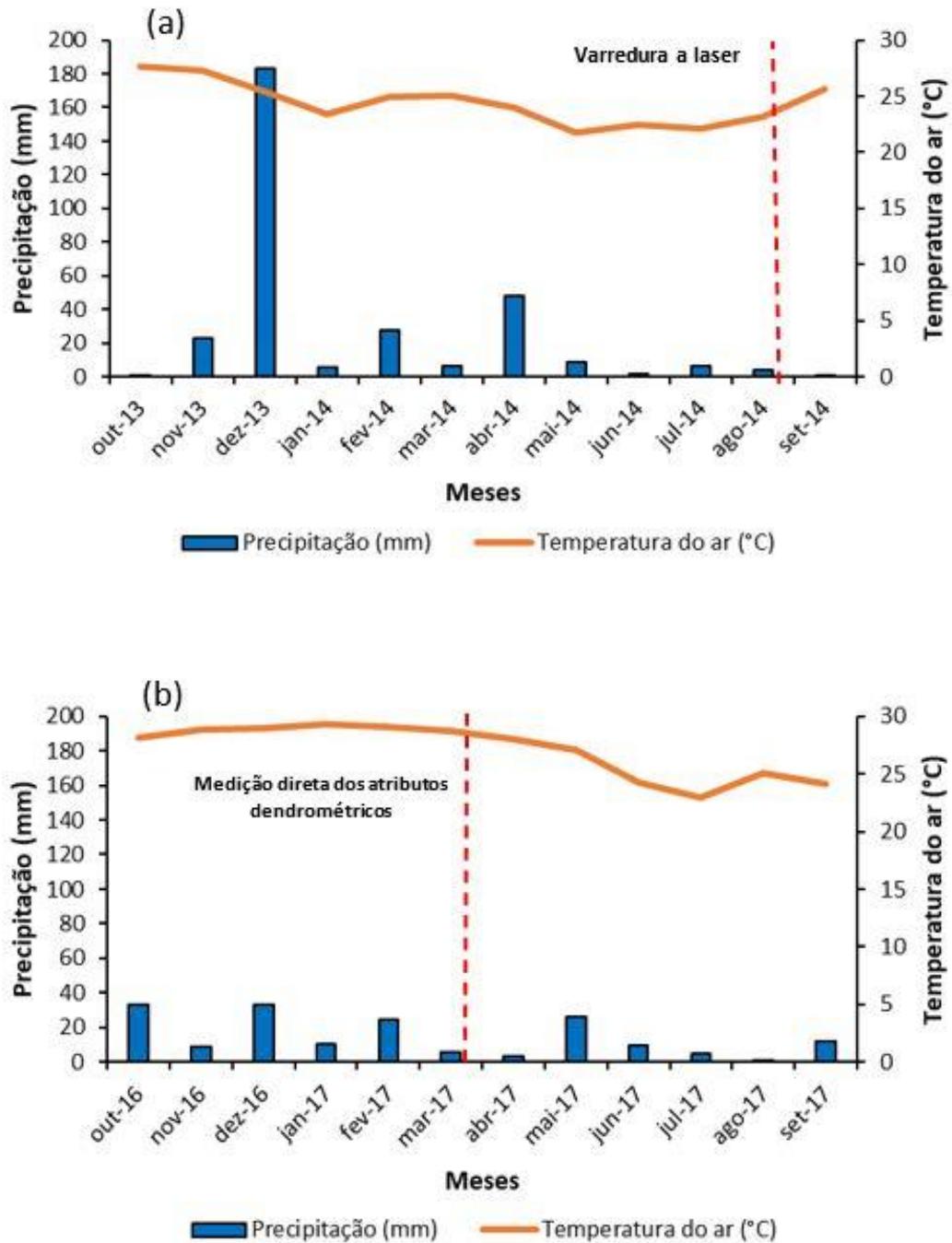
Em uma visão micro, considerando a precipitação média anual dos municípios, percebeu-se que, em Serra Talhada e Petrolina, foram coletados os dados deste estudo em estações do ano divergentes (Figura 4), realizando, em estação seca, a varredura a laser, e na estação chuvosa, a medição direta das variáveis dendrométricas. Nas Figuras 4 e 5, nas quais demonstram os anos hidrológicos da obtenção de dados de LiDAR e de campo, pode-se destacar a severa estiagem que ocorreu em Petrolina nos anos 2013 a 2014 e, sobretudo, em 2016 a 2017, o que favorece o estudo por não haver grandes diferenças nos acumulados mensais de chuva entre os meses das coletas de dados de LiDAR e de campo.

Figura 4 – Precipitação mensal observada nos anos hidrológicos dos períodos de obtenção de dados ALS (a) e de campo (b) em Serra Talhada, Pernambuco.



Fonte: ANA e DCA. Elaborado pela Autora (2023).

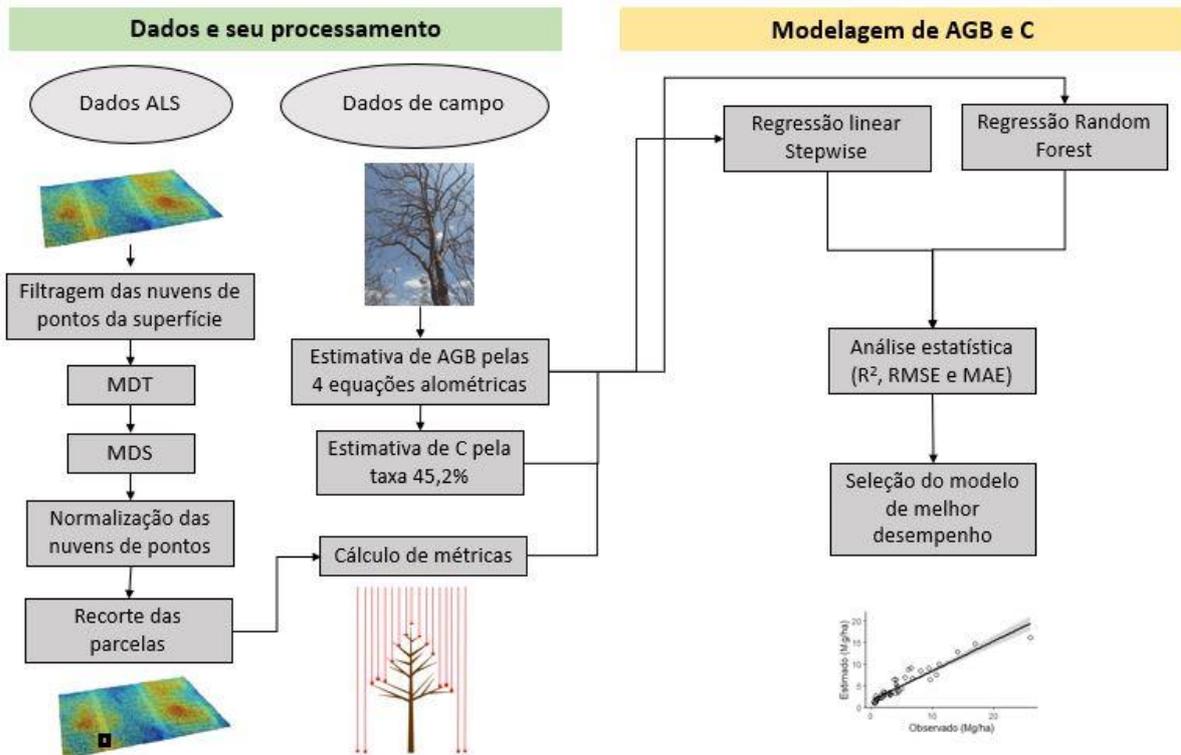
Figura 5 – Precipitação mensal observada nos anos hidrológicos dos períodos de obtenção de dados ALS (a) e de campo (b) em Petrolina, Pernambuco



Fonte: EMBRAPA. Elaborado pela Autora (2023).

Na Figura 6 é apresentado o delineamento metodológico do presente estudo, demonstrando, de forma sintetizada, as etapas de processamento de dados obtidos no PE3D e em campo, assim como as etapas da modelagem de biomassa e carbono das áreas florestais da Caatinga de Pernambuco.

Figura 6 – Fluxograma dos métodos aplicados no processamento dos dados LiDAR aerotransportado e de campo para modelagem de AGB e C



Fonte: Autora (2023)

#### 4.2.4 Processamento dos dados ALS

Para processar os dados ALS, foram convertidos de formato xyz para las, usando o comando `asciimport` do programa de código aberto Fusion/LDV (version 3.8), uma ferramenta de análise e visualização de dados LiDAR, desenvolvida pela *Silviculture and Forest Models Team, Research Branch of the US Forest Service* (MCGAUGHEY, 2014). O sistema de análise e visualização é constituído por dois programas de exibição gráfica dos dados LiDAR (FUSION e LDV) e um conjunto de programas de linha de comando específico para execução de tarefas (MCGAUGHEY, 2020).

Além dos dados ALS, foi necessária uma *shapefile* do tipo polígono da parcela, a qual é o produto da união das *shapefiles* das subparcelas, feito por meio da função `Union` do software ArcGIS.

Com o auxílio do programa Fusion/LDV, foi filtrada a nuvem de pontos para identificar os retornos que se encontram na superfície do solo, utilizando a função `GroundFilter`, cujo produto foi utilizado para gerar o modelo digital de terreno (MDT)

por meio do uso da função *GridSurfaceCreate*. Também foram gerados mais dois modelos no Fusion: modelo digital de superfície (MDS) e modelo de altura do dossel (CHM), aplicando a função *CanopyModel*. Para geração do CHM, foi feita a normalização da nuvem, usando a função *ClipData*. Em seguida, foi utilizada a função *PolyClipData* para fazer o recorte das parcelas amostrais, utilizando o *shapefile* da parcela. As métricas descritivas da estrutura vertical das nuvens de pontos das parcelas foram geradas mediante o uso da função *CloudMetrics*, cujas medições foram disponibilizadas em uma planilha de Excel.

Essas métricas de altura foram utilizadas, posteriormente, para a modelagem da biomassa acima do solo, juntamente com os valores de biomassa estimados mediante os dados florestais de campo.

#### 4.2.5 Estimativa de biomassa e carbono a partir de dados de campo

Para a modelagem da biomassa acima do solo a partir dos dados LiDAR, foi necessário dispor da biomassa em campo, que foi adquirida de forma não destrutiva e indireta, por meio de aplicação de equações alométricas. Foram selecionadas cinco equações alométricas elaboradas para esse tipo de vegetação (Quadro 1), com intuito de obter equações preditivas de melhor desempenho.

Quadro 1 - Equações alométricas utilizadas para estimativa de biomassa de campo

Denominação	Autor	Equação
Equação 1	Oliveira (2019)	$AGB = \exp(-3,5336 + 1,9126 \times \ln(D30) + 1,2438 \times \ln(Ht))$
Equação 2	Sampaio e Silva (2005)	$AGB = 0,173 \times DAP^{2,2950}$
Equação 3	Sampaio e Silva (2005)	$AGB = 0,0612 \times (DAP \times Ht)^{1,5811}$
Equação 4	Dalla Lana (2017)	$AGB = \exp(-1,2884 + 1,6102 \times \ln(DAP) + 0,4343 \times \ln(Ht))$
Equação 5	Sampaio e Silva (2005)	$AGB = 0,0010 \times DAP^{3,2327}$

Onde: *AGB* - biomassa acima do solo ( $Mg\ ha^{-1}$ ); *D30* - diâmetro a 30 cm do solo (cm); *Ht* - altura total do indivíduo (m); *DAP* - diâmetro a altura do peito (130 cm do solo) (cm).

Nas cinco equações, uma se baseou no diâmetro do caule a 30 cm do solo e as demais no DAP. A Equação 1 foi elaborada por Oliveira (2019), a qual se baseou

na biomassa acima do solo da caatinga do município de Floresta (PE). O desempenho preditivo do modelo foi de  $R^2_{aj} = 0,90$  e  $RMSE=18,28$ .

As Equações 2 e 3 foram geradas por Sampaio e Silva (2005), utilizando a biomassa da caatinga de Petrolina (PE) e Santaluz (BA), ambas têm o DAP como variável independente, entretanto a Equação 2 não requer a altura total dos indivíduos para a predição, como foi utilizada nas outras equações. Essas duas equações foram escolhidas em virtude de uma combinação de fatores: altos valores de coeficiente de determinação ( $R^2$ ) (0,9184 e 0,9478, respectivamente); aplicação em outros estudos (AMORIM; SAMPAIO; ARAÚJO, 2005; LIMA JÚNIOR et al., 2014) para predição de biomassa da caatinga (Equação 2) e; inclusão da altura total como variável preditiva (Equação 3). A Equação 4 foi criada por Dalla Lana (2017) com o uso da biomassa da caatinga de Floresta (PE), que apresentou um  $R^2_{aj}$  de 0,85 e 23,46% de erro padrão de estimativa. E por fim, a biomassa das cactáceas foi estimada à parte, utilizando a Equação 5 definida por Sampaio e Silva (2005).

A taxa de carbono foi calculada a partir da média dos teores de carbono encontrados nos estudos, realizados na Caatinga (Barros, 2009); Sampaio e Costa, 2011; Mata et al., 2015 e Dalla Lana et al., 2019), o que gerou um fator de 0,45, que foi aplicado em todas as espécies identificadas nas áreas de estudo.

#### 4.2.6 Seleção das métricas e modelagem da biomassa e do carbono a partir dos dados ALS

Tem ocorrido, nas últimas décadas, o aperfeiçoamento dos métodos de quantificação de biomassa vegetal com base nos dados LiDAR. Esses métodos baseiam-se desde regressão simples, aplicando métricas de altura resultante de dados LiDAR e biomassa, a delineamento automatizado de dados florestais, simulação estocástica e técnicas de aprendizado de máquina (*machine learning*) (GLEASON; IM, 2012). No presente estudo foram utilizados regressão linear e aprendizado de máquina.

Para a elaboração de equações de regressão linear, entre as estatísticas descritivas obtidas pelo Fusion/LDV, foram selecionadas 26 métricas (Quadro 2), as quais são as mais usuais para compor as equações preditivos de AGB (LIM; TREITZ, 2004; SILVA et al., 2016; SILVA et al., 2017a; SILVA et al., 2017b; ZHANG; CAO; SHE, 2017; OLIVEIRA et al., 2021).

Quadro 2 - Métricas LiDAR candidatas a variáveis preditoras das equações de estimativa de biomassa acima do solo

<b>Métricas LiDAR</b>	<b>Sigla</b>
Altura mínima	Elev.min
Altura máxima	Elev.max
Altura média	Elev.mean
Moda da altura	Elev.mode
Desvio padrão de alturas	Elev.stddev
Coefficiente de variância da altura	Elev.CV
Assimetria da altura	Elev.skewn
Curtose da altura	Elev.kurtos
Mediana dos desvios absolutos da mediana geral	Elev.MAD.median
1º percentil de altura	Elev.P01
5º percentil de altura	Elev.P05
10º percentil de altura	Elev.P10
20º percentil de altura	Elev.P20
25º percentil de altura	Elev.P25
30º percentil de altura	Elev.P30
40º percentil de altura	Elev.P40
50º percentil de altura	Elev.P50
60º percentil de altura	Elev.P60
70º percentil de altura	Elev.P70
75º percentil de altura	Elev.P75
80º percentil de altura	Elev.P80
90º percentil de altura	Elev.P90
95º percentil de altura	Elev.P95
99º percentil de altura	Elev.P99
Relação de relevo do dossel	Canopy.relief.ratio
Porcentagem de todos os retornos acima de 1,30 m	Perc.all.returns.above.1.30

Fonte: Mcgaughey (2014)

As variáveis preditoras foram calculadas, automaticamente pelo software Fusion, utilizando as equações abaixo (MCGAUGHEY, 2014; OLIVEIRA, 2019).

- Variância da altura (Equação 6)

$$Elev.CV = \frac{1}{n-1} \times \sum_i^n (h_i - h_{med})^2 \quad (\text{Equação 6})$$

em que, n é o número de observações nos dados das nuvens de pontos.

- Assimetria (Equação 7)

$$Elev.skewn = \frac{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^3}{(n-1)s^3} \quad (\text{Equação 7})$$

em que  $\bar{Y}$  é a média e s é o desvio padrão.

- Curtose (Equação 8)

$$Elev.kustos = \frac{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^4}{(n-1)s^4} \quad (\text{Equação 8})$$

- Percentual de cobertura de copa (Equação 9)

$$C\% = \frac{X_{>1,3}}{X_{tot}} \quad (\text{Equação 9})$$

em que  $X_{>1,3}$  é o número de pontos acima de 1,30 m da superfície da área;  $X_{tot}$  é o número total de pontos.

- Os percentis são medidas de posição representada pela altura (m), sendo equivalente ao valor que se localiza na posição K do conjunto de dados. O cálculo é feito pela Equação 10:

$$K = \frac{h_{pi}(n+1)}{100} \quad (\text{Equação 10})$$

em que K é o valor que situa o i-ésimo percentil em altura na nuvem de pontos;  $h_{pi}$  é i-ésimo percentil em altura.

- O desvio absoluto mediano da mediana (MADMedian) é um estimador da variabilidade de uma amostra de dados. MADMedian é determinado pela Equação 11:

$$Elev.MAD.median = mediana(|X_i - mediana_i(X_i)|) \quad (\text{Equação 11})$$

O método empregado para gerar as equações de AGB e de C foi a regressão linear múltipla *stepwise*, que realizou a seleção de um conjunto de variáveis preditoras, por meio do uso da função *step* do pacote *stats* do software R (R DEVELOPMENT CORE TEAM., 2015), o qual é um programa constituído por um conjunto integrado de recursos para manipulação de dados, cálculos e exibição gráfica (R PROJECT, s.d.).

O método Stepwise consiste na inclusão de variáveis explicativas, feitas em etapas, até construir uma equação com menor critério de Akaike (AIC) (MONTGOMERY; PECK; VINING, 2015; LI et al., 2017).

Foram analisadas as distribuições dos resíduos das equações geradas para verificar normalidade e homocedasticidade, aplicando, respectivamente, os testes de Shapiro-Wilk (SHAPIRO; WILK, 1965) por meio da função *shapiro.test*, e de Breusch-Pagan (BREUSCH; PAGAN, 1979) pela *bptest*, ambas no R. Ao verificar uma distribuição não normal dos resíduos das equações foi realizada a transformação logarítmica natural da variável resposta, modo de normalização aplicado nos estudos de Næsset (1997), Woods, Lim e Treitz (2008), Zhang, Cao e She (2017).

Para evitar a multicolinearidade na equação, foram excluídas qualquer preditora com o fator de inflação de variância (VIF) superior a 10, calculada no software R, empregando a função *vif* do pacote *car*.

Uma técnica implementada para predição de biomassa, por possibilitar a operação de um número grande de preditoras, foi o Random Forest (RF), método não paramétrico que realiza combinações de muitas árvores de regressão (ou classificação) de modo que cada árvore decorre de um vetor aleatório amostrado independentemente e com igual distribuição para todas as árvores (BREIMAN, 2001). O método pode processar diversas variáveis ao mesmo tempo e gerar medidas individuais de importância variável (STROBL; MALLEY; TUTZ, 2009). Ao efetuar uma tarefa de regressão, o RF tem como resultado final a média dos resultados de todas as árvores (BREIMAN, 2001; CARVALHO JUNIOR et al., 2016).

Os modelos gerados pelo RF foram analisados utilizando a validação cruzada K-fold, que particiona a amostra em k partes semelhantes, na qual k-1 partes são utilizadas para ajustar o modelo e a parte omitida é usada para calcular o erro de predição, ocorrendo k iterações por haver revezamento dessas partes nessas funções de treino e validação (BORRA; CIACCIO, 2010).

O número de árvores de decisão adotado foi 500, o qual é o padrão para *nntree* determinado no sistema (CARVALHO JUNIOR et al., 2016). Quanto ao número ideal de preditoras a serem retidas em cada nó, foi determinado utilizando a função *train*, do pacote *caret* do R. Por meio das funções *randomForest* e *importance*, do pacote *randomForest*, foi possível verificar a importância de cada variável explicativa, baseando-se na porcentagem de IncMSE (incremento no erro quadrático médio), que mede o quanto acrescentar uma preditora na árvore reduz o erro quadrático médio. Pela função *predict*, foi possível estimar a AGB a partir das métricas selecionadas pelo algoritmo do RF.

#### 4.2.7 Análise estatística

A acurácia dos dados estimados a partir dos dados LiDAR e dos modelos gerados foi analisada verificando coeficiente de correlação de Pearson ( $r$ ), coeficiente de determinação ( $R^2$ ) (Equação 12), raiz do erro quadrático médio (RMSE) (Equação 13) e erro médio absoluto (MAE) (Equação 14), que foram calculados na escala original, como foi feito por Næsset e Bjerknes (2001), Woods, Lim e Treitz (2008) e Goerndt, Monleon e Temesgen (2010).

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y} - \bar{y})^2}{\sum_{i=1}^n (y - \bar{y})^2} \quad (\text{Equação 12})$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y} - y)^2}{n}} \quad (\text{Equação 13})$$

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |\hat{y} - y|}{n} \quad (\text{Equação 14})$$

em que  $\hat{y}$  é AGB estimado;  $y$  é AGB observada;  $\bar{y}$  é a média amostral de AGB observada;  $n$  é tamanho da amostra.

No ambiente R, foram calculados coeficiente de correlação de Pearson com o uso da função *cor*, do pacote *stats* bem como RMSE, MAE e  $R^2$  com aplicação da função *defaultSummary*, pertencente ao pacote *caret*.

### 4.3 RESULTADOS E DISCUSSÃO

#### 4.3.1 Caracterização florestal das áreas de estudo

Na parcela de Serra Talhada, foram registrados 392 indivíduos arbustivo-arbóreos distribuídos em 16 famílias, 27 gêneros e 29 espécies; e em menor quantidade, registraram-se 245 indivíduos na parcela de Petrolina, com menor diversidade, distribuídos em 8 famílias, 16 gêneros e 16 espécies (Tabela 1).

Tabela 1 - Espécies encontradas nas parcelas de Serra Talhada (SET) e Petrolina (PET) e os números de indivíduos contabilizados

Nome científico	Nome vernacular	SET	PET
<i>Amburana cearensis</i> (Allemão) A.C. Sm.	Cumaru de cheiro	4	-
<i>Anadenanthera colubrina</i> (Vell.) Brenan	Angico	14	-
<i>Annona sylvatica</i> A. St. -Hil.	Araticum-do-mato	3	-
<i>Aspidosperma</i> indet	-	117	3
<i>Bauhinia cheilantha</i> (Bong.) Steud	Pata de vaca	3	1
<i>Cenostigma microphyllum</i> (Mart. ex G. Don) Gagnon & G.P. Lewis	Catingueira	-	46
<i>Cenostigma nordestinum</i> Gagnon & G.P. Lewis	Catingueira	116	-
<i>Cereus jamacaru</i> DC.	Mandacaru	13	-
<i>Cissus</i> indet	-	2	-
<i>Cnidoscolus quercifolius</i> Pohl	Favela	-	5
<i>Cochlospermum vitifolium</i> (Willd.) Spreng.	Algodão bravo	1	-
<i>Commiphora leptophloeos</i> (Mart.) J.B. Gillett	Umburana	6	15
<i>Croton blanchetianus</i> Baill.	Marmeleiro	1	-
<i>Croton conduplicatus</i> Kunth	Quebra-faca	-	3
<i>Croton echioides</i> Baill.	Canela de velho	8	-
<i>Erythroxylum pungens</i> O.E. Schulz	Rompe-gibão	6	-
<i>Fridericia dichotoma</i> (Jacq.) L.G. Lohmann	Cipó do rego	1	-
<i>Handroanthus spongiosus</i> (Rizzini) S. Grose	Sete-cascas	-	18
<i>Ipomoea</i> indet	-	1	-
<i>Ipomoea nil</i> (L.) Roth	Corde de viola	2	-
<i>Jacaratia corumbensis</i> Kuntze	Mamão de veado	1	-
<i>Jatropha mollissima</i> (Pohl) Baill.	Pinhão	1	2
<i>Lachesiodendron viridiflorum</i> (Kunth) P.G. Ribeiro, L.P. Queiroz & Luckow	Surucucu	-	5
<i>Manihot carthagenensis</i> (Jacq.) Müll. Arg.	Maniçoba	1	-
<i>Manihot</i> indet	-	-	48
<i>Mimosa acutistipula</i> (Mart.) Benth.	Jurema preta	10	-
<i>Myracrodruon urundeuva</i> M. Allemão	Aroeira	6	-
<i>Pilosocereus gounellei</i> (F.A.C. Weber) Byles & Rowley	Xique xique	1	3
<i>Piptadenia flava</i> (Spreng. ex DC.) Benth.	Pracaxi	8	-
<i>Pseudobombax marginatum</i> (A. St.-Hil., Juss. & Cambess.)	Embiratanha	2	-
<i>Pseudobombax simplicifolium</i> A. Robyns	Embiricu	-	2
<i>Sapium glandulosum</i> (L.) Morong.	Burra-leitera	2	39
<i>Schinopsis brasiliensis</i> Engl.	Baraúna	-	2
<i>Senegalia polyphylla</i> (DC.) Britton & Rose	Monjoleiro	59	50

<i>Sideroxylon obtusifolium</i> (Roem. & Schult.) T.D. Penn.	Quixabeira	1	-
<i>Spondias tuberosa</i> Arruda	Umbuzeiro	-	3
<i>Vachellia farnesiana</i> (L.) Wight & Arn.	Acácia-amarela	1	-
<i>Ziziphus cotinifolia</i> Reissek	Juazeiro	1	-
Total		392	245

Fonte: ForestPlots (2017)

Na parcela PET foram registradas oito famílias (Anacardiaceae, Apocynaceae, Bignoniaceae, Burseraceae, Cactaceae, Euphorbiaceae, Fabaceae e Malvaceae), entre as quais, as mais representativas por número de espécies e por indivíduos foram Euphorbiaceae (31,3% das espécies e 39,8% do número de indivíduos) e Fabaceae (25% das espécies e 41,4% dos indivíduos). Pertencentes a essas famílias, as espécies *Senegalia polyphylla* (Fabaceae) e *Manihot indet* (Euphorbiaceae) apresentaram as maiores frequências (ambas de 18,2%) e densidades (20,4% e 19,6%, respectivamente) relativas, o que resultou em valores mais altos de importância (16,7% e 15,5%) e de cobertura (16% e 14,2%) na área.

Na área de SET, que apresentou maior diversidade de espécies (29 espécies) em relação à parcela PET, a família Fabaceae também se destacou pelo maior número de representantes (215 indivíduos) e de espécies (com 8 espécies). Grande parte dos indivíduos dessa família foi composta pela espécie *Cenostigma nordestinum*, a qual apresentou uma das maiores densidades (29,6%) e frequências (23,2%) na área, resultando em elevados valores de importância (33,7%) e de cobertura (38,9%).

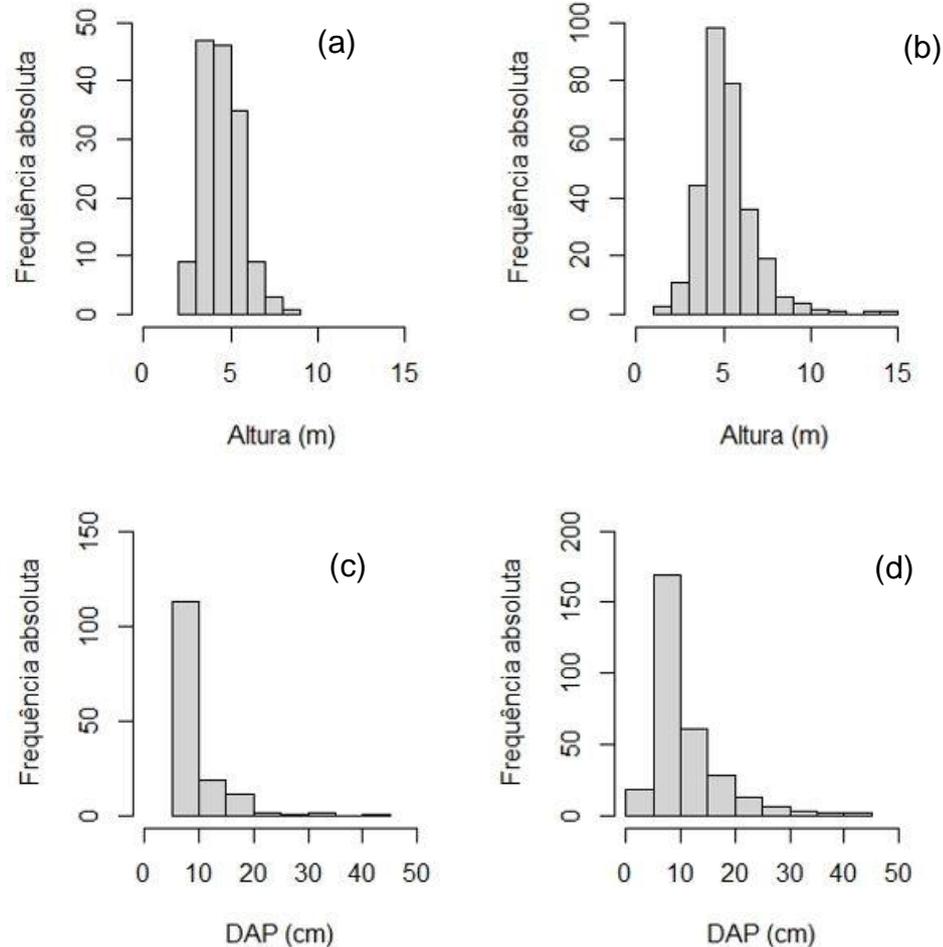
Os dados dendrométricos levantados nas parcelas PET e SET (Tabela 2) demonstraram, por meio dos valores de altura total e diâmetro do tronco, que a parcela SET possui um porte estrutural maior que da PET (Figura 7), bem como, revelaram uma maior densidade de indivíduos na SET, de aproximadamente, o dobro do número levantado na parcela PET, o que resultou, conseqüentemente, em valores maiores de biomassa acima do solo, estimadas por todas as equações alométricas utilizadas.

Tabela 2 - Dados dendrométricos registrados nas parcelas de Petrolina (PET) e Serra Talhada (SET), Pernambuco.

Parcela	Nº ind.	Ht		DAP		D30	
		$\bar{X}$	DP	$\bar{X}$	DP	$\bar{X}$	DP
PET	243	4,6	1,2	9,0	5,8	9,1	5,4
SET	400	5,2	1,6	10,8	6,7	11,0	7,2

Onde: N° ind. - número de indivíduos vegetais; Ht - altura total (m); DAP - diâmetro a altura do peito (cm); D30 - diâmetro a 30 cm do solo (cm); DP - desvio padrão.

Figura 7 - Histogramas de frequência de altura medida na área de PET (a) e na SET (b), e do diâmetro a altura do peito (DAP) na área de PET (c) e na SET (d), Pernambuco.



Fonte: Autora (2023)

Por meio das equações alométricas foram obtidos valores totais divergentes de AGB (Tabela 3), variando de 7,0 a 13,6 Mg ha<sup>-1</sup> na área PET e 19,4 a 38,9 Mg ha<sup>-1</sup> na SET, destacando as equações 2 e 4 por exibir uma diferença entre esses em torno de 100% nas duas parcelas.

Tabela 3 - Estoques de biomassa e carbono acima do solo observados nas parcelas de Petrolina (PET) e Serra Talhada (SET), Pernambuco.

Parcela	Equação 1		Equação 2		Equação 3		Equação 4	
	AGB	C	AGB	C	AGB	C	AGB	C
PET	9,52	4,28	13,62	6,13	10,51	4,73	7,01	3,15
SET	30,98	13,94	38,91	17,51	35,09	15,79	19,36	8,72

Onde: AGB - biomassa acima do solo (Mg ha<sup>-1</sup>); C - carbono (Mg ha<sup>-1</sup>).

Valores próximos aos obtidos na PET foram estimados por Santos et al. (2016) ( $12 \text{ Mg ha}^{-1}$ ), em estudo em área de caatinga na região do Seridó potiguar e por Oliveira et al. (2021), que apresentaram valores para AGB entre  $9,32 \text{ Mg ha}^{-1}$  e  $24,93 \text{ Mg ha}^{-1}$  em Floresta (PE). As médias semelhantes de AGB obtidas em SET foram encontradas por Amorim, Sampaio e Araújo (2005) com  $25 \text{ Mg ha}^{-1}$  na caatinga do Seridó (RN) e por Lima Júnior et al. (2014) com  $33,57 \text{ Mg ha}^{-1}$  em Petrolina. Números maiores foram adquiridos por Cabral, Sampaio e Almeida-Cortez (2013) com  $49,5 \text{ Mg ha}^{-1}$  em Santa Terezinha (PB), por Kauffman et al. (1993) com  $74 \text{ Mg ha}^{-1}$  em Serra Talhada (PE), e por Brand et al. (2015) com  $164 \text{ Mg ha}^{-1}$  no sul do Piauí.

Na variabilidade de carbono observada em campo (Tabela 3), também foram verificados os valores extremos resultantes das duas equações alométricas ressaltadas pelos cálculos de biomassa observada. Desse modo, a Equação 4 gerou os valores mais baixos, com total de  $3,15 \text{ Mg ha}^{-1}$ , e a Equação 2 produziu os valores mais elevados, com total de  $6,13 \text{ Mg ha}^{-1}$ , para a parcela PET, e para SET foram adquiridos valores de  $8,72 \text{ Mg ha}^{-1}$  da Equação 4 e  $17,51 \text{ Mg ha}^{-1}$  da Equação 2.

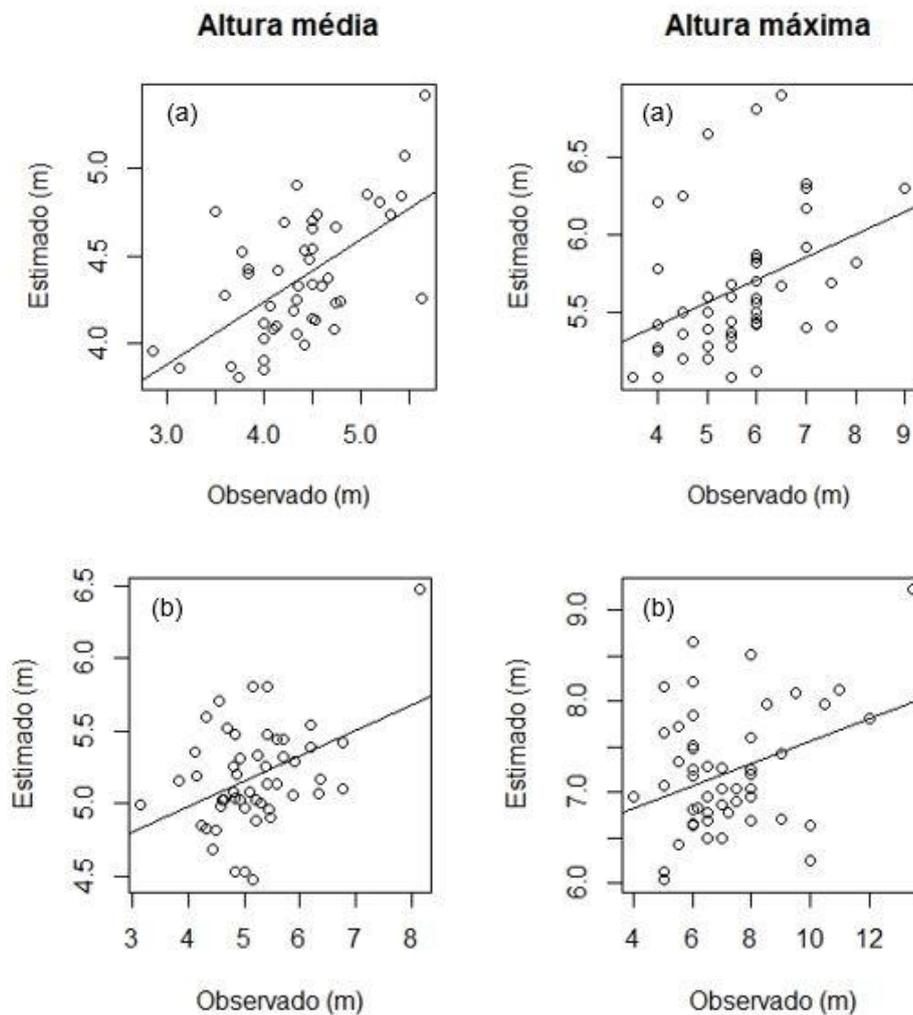
Adotando dois dados obtidos de forma direta dos dados ALS, alturas médias e máximas das parcelas, foram analisadas suas relações com as medições de campo. Foram verificadas, com base nos coeficientes de correlação de Pearson ( $r$ ), uma correlação de  $r = 0,60$  entre as alturas médias estimada e medidas na PET, a qual foi superior à correlação das alturas médias observada e estimada na parcela SET ( $r = 0,42$ ), assim como às correlações de altura máxima estimada e observada das duas áreas ( $0,38$  e  $0,35$ , respectivamente). As métricas de erro e  $R^2$  das alturas médias e máximas corroboram essa relação (Tabela 4), que estão expressadas na Figura 8.

Tabela 4 - Métricas de erro e correlação dos dados observados e estimados de altura média e máxima das parcelas PET e SET, Pernambuco.

Parcela	Variável	$R^2$	RMSE	MAE	$r$
PET	H med	0,36	0,48	0,35	0,6
	H max	0,15	1,08	0,85	0,38
SET	H med	0,18	0,76	0,6	0,42
	H max	0,12	1,8	1,4	0,35

Onde: H med - altura média; H max - altura máxima;  $R^2$  - coeficiente de determinação; RMSE - raiz quadrada do erro médio (m); MAE - erro médio absoluto (m);  $r$  - coeficiente de correlação de Pearson.

Figura 8 - Alturas média e máxima observadas e estimadas a partir dos dados ALS das parcelas PET (a) e SET (b), Pernambuco



Fonte: Autora (2023)

#### 4.3.2 Equações de estimativa da biomassa e carbono elaborados a partir de dados ALS pelo método de regressão linear *stepwise*

A fraca relação entre os dados estimados e observados na área SET, também foi verificada nos valores dos indicadores de desempenho de todas as equações preditivas de AGB para tal parcela (Tabela 5). Em escala original dos dados, o RMSE variou entre 10,1 e 27,8 Mg ha<sup>-1</sup>, o MAE foi de 7,1 a 18,8 Mg ha<sup>-1</sup> e AIC de 89,23 a 113,33, revelando, assim, que a equação AGB4 apresentou o maior desempenho entre os outros, apesar de exibir um coeficiente de determinação ( $R^2=0,17$ ) abaixo dos modelos AGB1 e AGB3 (0,25 e 0,27, respectivamente) (Tabela 5). Quanto aos modelos preditivos de carbono, também em escala original, foram obtidos valores menores de RMSE e de MAE, exibindo intervalos de 10,10 a 27,77

Mg ha<sup>-1</sup> e 7,09 a 18,81 Mg ha<sup>-1</sup>, respectivamente (Tabela 5). Tal como na estimativa de biomassa, a equação preditiva de C de maior precisão foi o que se baseou na Equação 4.

Tabela 5 - Equações preditivos de AGB e C, gerados pelo método de regressão linear stepwise, compostos por métricas de altura de dados ALS da parcela SET, e sua análise de desempenho

Equação alométrica	Equações	R <sup>2</sup>	RMSE	MAE	AIC
Equação 1	<b>AGB1</b> = exp (1,4475 + 41,0759 Elev.P10 + 0,1844 Elev.P95)	0,25	22,72	14,68	111,29
	<b>C1</b> = exp (1,7614 + 46,2629 Elev.P10 + 0,3480 Elev.P60 – 3,3598 Canopy.relief.ratio)	0,26	10,17	6,60	112,12
Equação 2	<b>AGB2</b> = exp (1,9133 + 0,4631 Elev.stddev + 33,0830 Elev.P10)	0,11	27,77	18,81	113,33
	<b>C2</b> = exp (2,6387 + 35,6959 Elev.P10 + 0,2838 Elev.P50 – 3,5463 Canopy.relief.ratio)	0,18	11,85	8,26	114,04
Equação 3	<b>AGB3</b> = exp (1,55836 + 0,15776 Elev.max + 41,53399 Elev.P10)	0,27	25,6	16,34	108,11
	<b>C3</b> = exp (0,76429 + 0,15776 Elev.max + 41,53399 Elev.P10)	0,27	11,57	7,39	108,11
Equação 4	<b>AGB4</b> = exp (1,73353 + 27,39608 Elev.P10 + 0,12461 Elev.P90)	0,17	10,10	7,09	89,23
	<b>C4</b> = exp (0,93945 + 27,39608 Elev.P10 + 0,12461 Elev.P90)	0,17	4,57	3,20	89,23

Onde: AGB - Biomassa acima do solo (Mg ha<sup>-1</sup>); C - carbono (Mg ha<sup>-1</sup>); R<sup>2</sup> - coeficiente de determinação; RMSE - raiz quadrada do erro médio (Mg ha<sup>-1</sup>); MAE - erro médio absoluto (Mg ha<sup>-1</sup>); AIC - critério de informação de Akaike.

Todas as equações geradas, tanto para SET quanto para PET, as variáveis respostas (AGB) foram transformadas, com o uso do logaritmo, uma vez que os resíduos das equações não apresentaram distribuição normal, verificada pelo teste de Shapiro-Wilk. Os valores de p do teste, após a transformação, foram de 0,33, 0,28, 0,22 e 0,31 para as equações AGB1, AGB2, AGB3 e AGB4 (parcela SET), respectivamente. Outro pressuposto da regressão linear, a homocedasticidade da variância, não precisou de retificar, e obtiveram os p-valor final do teste de Breusch-Pagan de 0,67, 0,39, 0,98 e 0,31, das equações AGB1, AGB2, AGB3 e AGC4, respectivamente. Concluindo o diagnóstico das equações, foi constatada, inicialmente, multicolinearidade entre os preditores, por meio da verificação dos

valores de VIF, que mediante este, foi feita a exclusão de algumas variáveis, resultando nas equações AGB1 (Elev.P10 e Elev.P95: VIF=1,01), AGB2 (Elev.stddev e Elev.P10: VIF=1,00), AGB3 (Elev.P10 e Elev.max: VIF=1,01) e AGB4 (Elev.P10 e Elev.90: VIF=1,04), com variáveis independentes de VIF abaixo de 10.

Para a parcela PET, o diagnóstico dos pressupostos de suas equações de regressão linear de AGB (AGB5, AGB6, AGB7 e AGB8) consistiu, respectivamente, em p-valor de 0,88, 0,50, 0,84 e 0,43 no teste de normalidade de Shapiro-Wilk; de 0,73, 0,95, 0,79 e 0,80 no teste de homocedasticidade de Breusch-Pagan, e VIF com valores de 1,42 para Elev.P50 e Elev.P90 das equações AGB1, AGB2 e AGB4 e, 1,24 para Elev.P50 e Elev.P95 da equação AGB3.

Assim como as equações preditivas de AGB, pelas mesmas razões, os modelos de C também necessitaram de transformação logarítmica. Após esse tratamento das equações, foram verificados p-valor de 0,11, 0,05, 0,22 e 0,05 no teste de normalidade de Shapiro-Wilk; e de 0,82, 0,66, 0,98 e 0,31 no teste de homocedasticidade de Breusch-Pagan, nas equações C1, C2, C3 e C4 (parcela SET), respectivamente. Nessa mesma ordem das equações, foram obtidos VIF de 1,07, 1,49 e 1,56 (Elev. P10, Elev. P60 e Canopy.relief.ratio, respectivamente); de 1,09, 1,58 e 1,62 (Elev. P10, Elev. P50 e Canopy.relief.ratio, respectivamente); 1,01 e 1,01 (Elev. max e Elev. P10, respectivamente); e 1,04 e 1,04 (Elev. P10 e Elev. P90, respectivamente).

Nas equações preditivas de C da parcela PET (C5, C6, C7 e C8), após a transformação logarítmica, foram obtidos, nessa ordem, os seguintes valores de pressupostos dessas equações de regressão linear: 0,88, 0,50, 0,84 e 0,14 no teste de normalidade (Shapiro-Wilk); 0,73, 0,95, 0,79 e 0,88 no teste de homocedasticidade (Breusch-Pagan); 1,42 (Elev. P50) e 1,42 (Elev. P90) no VIF da equação C5; 1,42 (Elev. P50) e 1,42 (Elev. P90) do modelo C6; 1,24 (Elev. P50) e 1,24 (Elev. P95) da equação C7; e 1,13 (Elev. P01), 1,59 (Elev. P50) e 1,48 (Elev. P90) da equação C8.

Os totais de AGB estimados pelas equações elaborados para a parcela SET estão apresentadas na Tabela 6. Comparando os valores de AGB da área de SET, presentes nas Tabelas 3 e 6, observou-se que as equações AGB1, AGB2, AGB3 e AGB4 subestimaram os totais de biomassa estimados a partir dos dados de campo, variando entre 17,2 Mg ha<sup>-1</sup> e 32,2 Mg ha<sup>-1</sup>. De modo consequente, os valores de

carbono também foram menores em relação aos observados em campo, com totais de 7,8 e 14,5 Mg ha<sup>-1</sup>, para área de SET (Tabela 6).

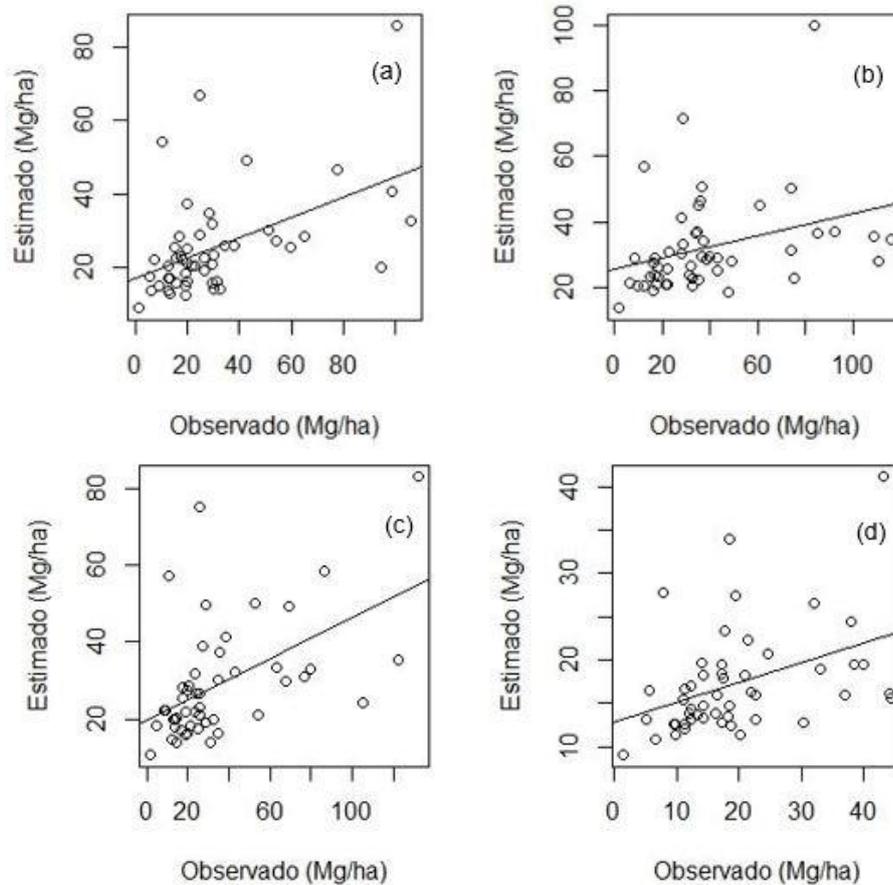
Tabela 6 - Valores de AGB e C (Mg ha<sup>-1</sup>) estimados pelas equações geradas pela regressão stepwise baseadas nos dados ALS pelo presente estudo para as parcelas PET e SET

Parcela	Modelo baseado na Equação 1		Modelo baseado na Equação 2		Modelo baseado na Equação 3		Modelo baseado na Equação 4	
	AGB	C	AGB	C	AGB	C	AGB	C
PET	7,87	3,54	9,80	4,41	8,06	3,63	5,74	2,58
SET	25,69	11,56	32,19	14,49	29,04	13,07	17,23	7,75

Onde: AGB - biomassa acima do solo (Mg ha<sup>-1</sup>); C - carbono (Mg ha<sup>-1</sup>).

Na Figura 9, na qual estão representadas as biomassas observadas e estimadas pelas quatro equações elaborados para parcela SET, é notória essa baixa correlação, citada anteriormente, demonstrada pela alta dispersão dos pontos.

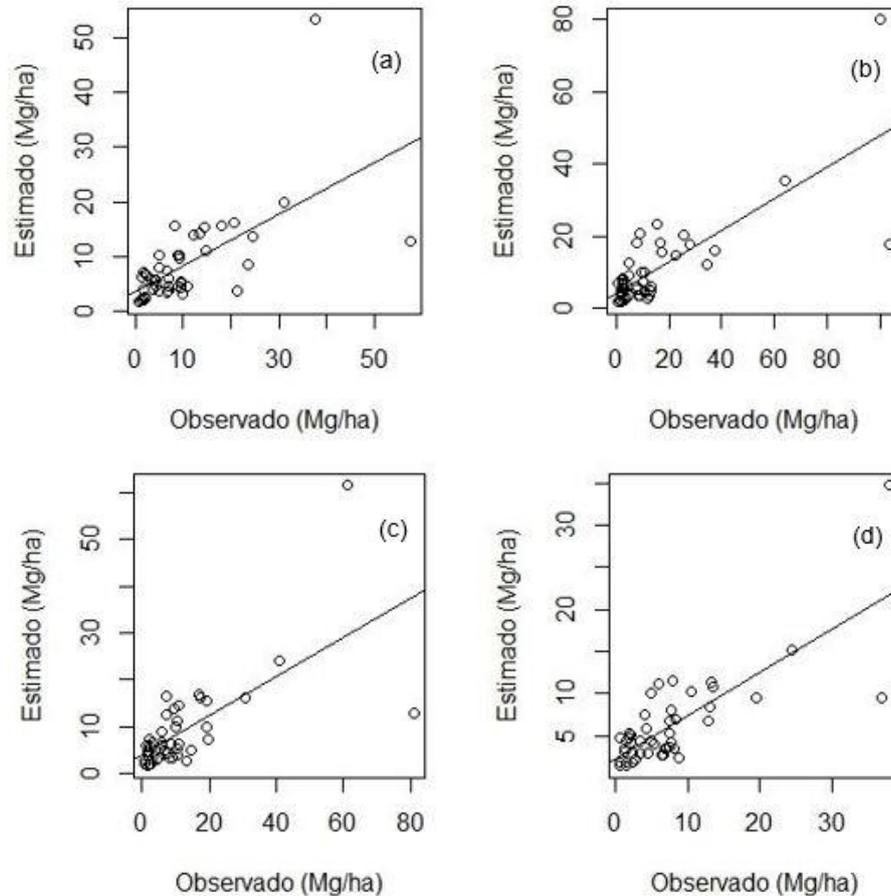
Figura 9 - Biomassa observada e estimada pelas equações AGB1 (a), AGB2 (b), AGB3 (c) e AGB4 (d) da parcela SET, Serra Talhada, Pernambuco, PE



Fonte: Autora (2023)

Na Figura 10, apresentam-se que as equações preditivas de biomassa acima do solo gerados para a parcela PET se ajustaram mais aos dados em relação às equações geradas para área de SET, constatado pela redução de *outliers* em todas as equações (AGB5, AGB6, AGB7 e AGB8).

Figura 10 - Biomassa observada e estimada pelas equações AGB5 (a), AGB6 (b), AGB7 (c) e AGB8 (d) da parcela PET, Petrolina, Pernambuco, PE



Fonte: Autora (2023)

As equações geradas para a área de PET apresentaram totais de AGB entre  $5,74 \text{ Mg ha}^{-1}$  a  $9,8 \text{ Mg ha}^{-1}$  (Tabela 6), detectando nesses resultados subestimativas quando comparado aos valores de AGB calculados com base nos dados de campo. Os índices estatísticos foram melhores em comparação a SET, com  $R^2$  de 0,40 a 0,59, RMSE entre  $5,3$  e  $15,25 \text{ Mg ha}^{-1}$ , MAE de  $3,3$  a  $7,8 \text{ Mg ha}^{-1}$  e AIC de 105,2 a 402,8 (Tabela 7). Esses resultados indicaram que a equação AGB8 apresentou melhor desempenho, em relação aos outros, com menores erros e maior coeficiente de determinação (RMSE de  $5,31 \text{ Mg ha}^{-1}$ , MAE de  $3,31 \text{ Mg ha}^{-1}$  e  $R^2$  de 0,6).

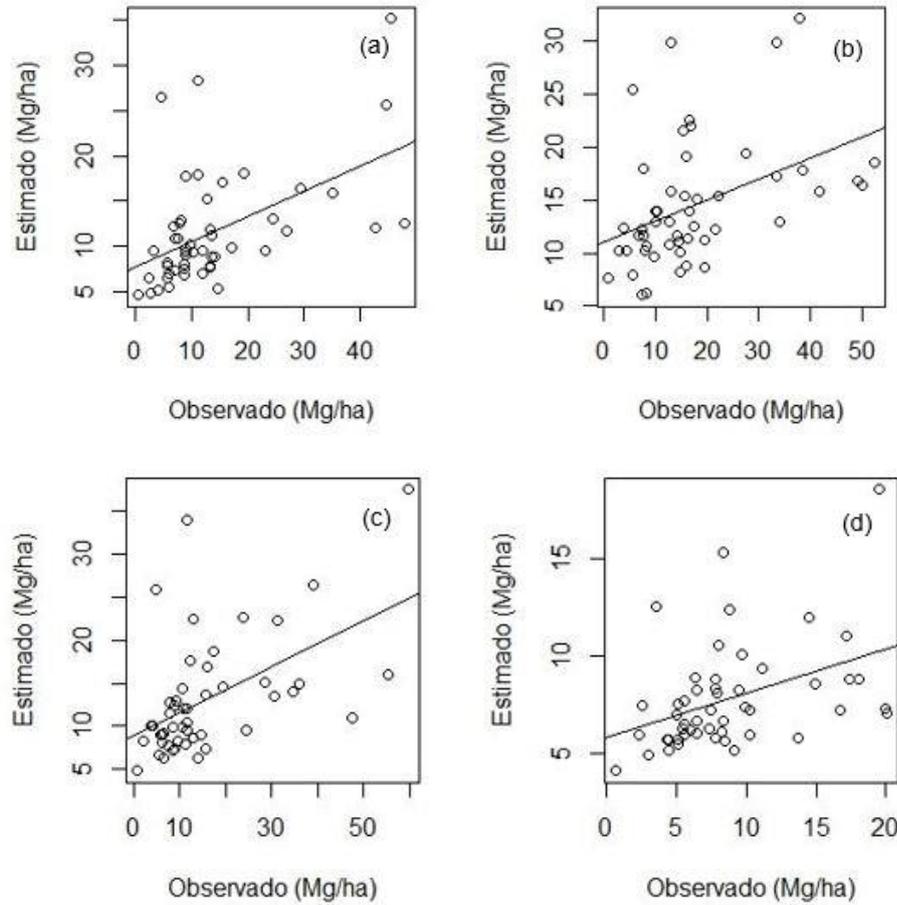
Tabela 7 - Equações preditivas de AGB e C, gerados pelo método de regressão linear múltipla stepwise, compostos por métricas de altura de dados ALS da parcela PET, e sua análise de desempenho

Equação alométrica utilizada	Equação	R <sup>2</sup>	RMSE	MAE	AIC
Equação 1	<b>AGB5 = exp (- 0,8140 + 0,6562 Elev.P50 + 0,4835 Elev.P90)</b>	0,39	8,61	4,75	106,99
	<b>C5 = exp (- 1,6081 + 0,6562 Elev.P50 + 0,4835 Elev.P90)</b>	0,39	3,89	2,15	106,99
Equação 2	<b>AGB6 = exp (- 1,3652 + 0,5871 Elev.P50 + 0,7014 Elev.P90)</b>	0,58	15,25	7,77	402,84
	<b>C6 = exp (- 2,1593 + 0,5871 Elev.P50 + 0,7014 Elev.P90)</b>	0,58	6,89	3,51	125,30
Equação 3	<b>AGB7 = exp (-1,2441 + 0,7735 Elev.P50 + 0,4907 Elev.P95)</b>	0,46	11,37	5,29	367,10
	<b>C7 = exp (- 2,0382 + 0,7735 Elev.P50 + 0,4907 Elev.P95)</b>	0,46	5,14	2,39	116,38
Equação 4	<b>AGB8 = exp (- 0,9965 + 0,5637 Elev.P50 + 0,4943 Elev.P90)</b>	0,59	5,31	3,31	105,23
	<b>C8 = exp (- 1,5172 - 37,0402 Elev.P01 + 0,7079 Elev.P50 + 0,4312 Elev.P90)</b>	0,55	2,47	1,59	102,79

Onde: AGB - Biomassa acima do solo (Mg ha<sup>-1</sup>); C - carbono (Mg ha<sup>-1</sup>); R<sup>2</sup> - coeficiente de determinação; RMSE - raiz quadrada do erro médio (Mg ha<sup>-1</sup>); MAE - erro médio absoluto (Mg ha<sup>-1</sup>); AIC - critério de informação de Akaike.

Observou-se que as equações preditivas de C da área de SET (pelos quais os valores estimados estão representados na Figura 11) tiveram desempenhos superiores em comparação aos das equações de AGB, apresentando RMSE de 4,57 a 11,85 Mg ha<sup>-1</sup> e MAE entre 3,20 e 8,26 Mg ha<sup>-1</sup> (Tabela 5). Tais como nas equações de AGB da parcela SET, todas as equações de C de tal área foram compostos pela preditora Elev. P10. Além desta, outras preditoras constituíram as equações, como as relativas às elevações medianas (Elev. P50 e Elev. P60) e as referentes às alturas mais elevadas (Elev. P90 e Elev. max).

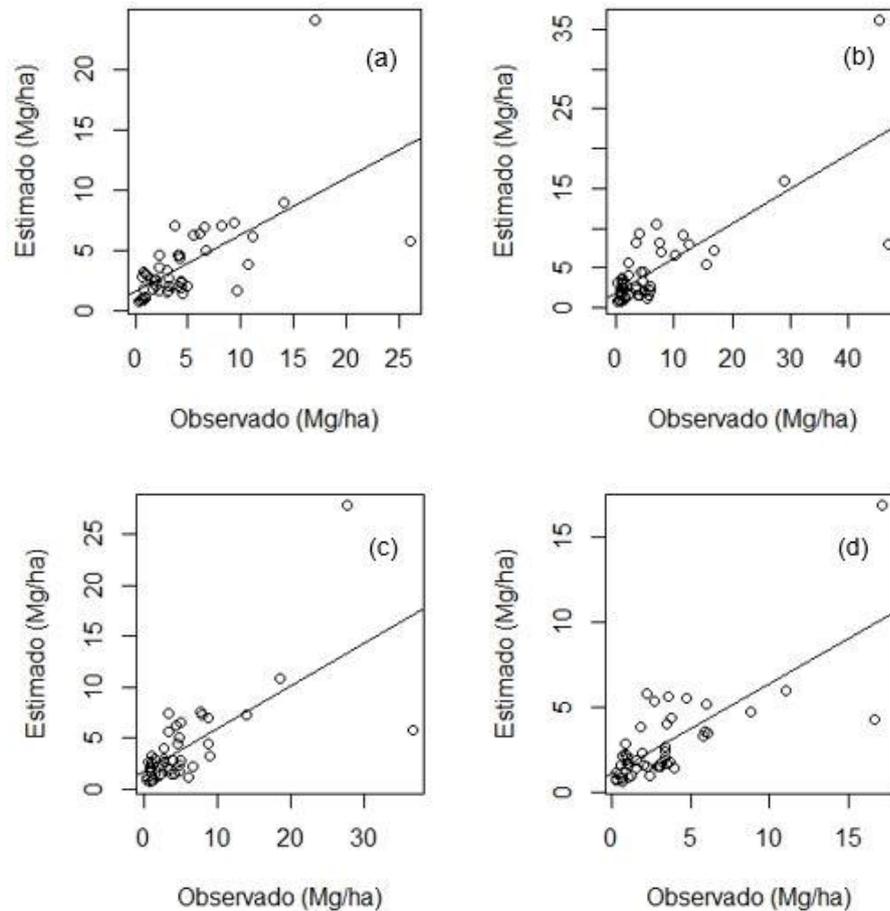
Figura 11 - Carbono observado e estimado pelas equações C1 (a), C2 (b), C3 (c) e C4 (d) da parcela SET, Serra Talhada, Pernambuco, PE



Fonte: Autora (2023)

Na área de PET, todas as equações de estimativa de C foram constituídas pelas mesmas variáveis preditoras das equações de biomassa da mesma área, no entanto, exibiram valores de RMSE (2,47 a 6,89 Mg ha<sup>-1</sup>) e MAE (1,59 a 3,51 Mg ha<sup>-1</sup>) mais baixos (Tabela 7), em comparação aos das equações de AGB. Na Figura 12, pode-se verificar melhores desempenhos das equações de estimativa de C desta área.

Figura 12 - Carbono observado e estimado pelas equações C5 (a), C6 (b), C7 (c) e C8 (d) da parcela PET, Petrolina, Pernambuco



Fonte: Autora (2023)

Todas as equações preditivas de AGB e C que apresentaram melhor performance nas áreas de PET e SET quando utilizado a Equação 4 para estimar a biomassa, o que denota, inicialmente, que a vegetação das áreas estudadas é similar à vegetação do local no qual foi gerada a equação alométrica, localizada em Floresta (PE) (DALLA LANA, 2017). Outra convergência das melhores equações é a presença da preditora Elev.P90, que foi comum nas três equações da parcela PET (AGB5, AGB6 e AGB8). Esta variável, assim como Elev.P95 e Elev.max, incluídas nas equações da parcela SET, representam as alturas onde refletiram os feixes de laser nas áreas mais elevadas do dossel (ZONETE; RODRIGUEZ; PACKALÉN, 2010). Na literatura, essas métricas foram as mais comuns nas equações produzidos para predição de AGB de florestas secas. Costa et al. (2021) apresentaram uma maior precisão ( $R^2 = 0,79$ ,  $RMSE = 19,11 \text{ Mg ha}^{-1}$ ) na equação constituída por 98º percentil de altura e cobertura de dossel (métrica Percentagem de todos os retornos

acima de 1,30 m). No estudo de Bispo et al. (2020), as melhores equações foram compostas pela preditora de altura do topo do dossel, revelando  $R^2$  de 0,92 a 0,93 e RMSE de 6,52 a 7,04 Mg ha<sup>-1</sup>. Oliveira et al. (2021) em sua equação preditiva com maior desempenho ( $R^2_{aj} = 0,53$ , RMSE = 14,76) foi formado por nove preditoras, dentre as quais está incluída uma métrica de altura máxima.

A variável Elev.P50, que também constituiu as equações de AGB para as áreas de PET, foi menos frequente nas equações preditivas de AGB de floresta seca descrito na literatura. Costa et al. (2021) e Oliveira et al. (2021) incluíram também Elev.P50, e esse último estudo também acrescentou a preditora Elev.P10.

Apesar da baixa densidade de pontos (0,5 pontos m<sup>-2</sup>) dos dados analisados, foi obtido um desempenho mediano da equação AGB4 ( $R^2 = 0,59$ , RMSE = 5,31 Mg.ha<sup>-1</sup> e MAE = 3,31 Mg.ha<sup>-1</sup>) para parcela PET, diferente das performances das equações para parcela SET, o que pode compreender que, por ser um fator constante em ambas as parcelas, não foi o que determinou o baixo desempenho das equações geradas em SET. Esse entendimento tem sido ratificado em outros estudos com a predição de volume total de tronco. Considerando que a AGB e o volume total de tronco são interdependentes e estreitamente correlacionados (FANG et al., 1996), grande parte dos estudos, feitos com espécies de abeto, pinheiro, cedro e eucaliptos, indicaram o não comprometimento, de forma significativa, na precisão das métricas do dossel, utilizando dados de ALS com densidade de 0,06 a 0,5 pulsos m<sup>-2</sup> (GOBAKKEN; NÆSSET, 2007; TREITZ et al., 2012, WATT et al., 2013).

Os resultados de Watt et al. (2013) revelaram que em florestas plantadas, a precisão da predição do volume ( $R^2$ ) pode ocorrer poucas alterações em parcelas com no mínimo 100 pulsos, e que enquanto as densidades de pontos foram conservadas acima de 0,1 pulsos m<sup>-2</sup>, as reduções na dimensão da parcela para 0,01 ha obtiveram poucas perdas em  $R^2$  de até 0,03 (de 0,77 para 0,74). Watt et al. (2013) ainda constataram uma redução acentuada do coeficiente de determinação da equação preditiva de volume em valores abaixo de 0,5 pulsos m<sup>-2</sup>, como também foi constatado no estudo de Treitz et al. (2012).

É importante destacar que esses estudos de bons resultados adquiridos com baixa densidade de pontos foram realizados em florestas relativamente homogêneas, constituídas, em sua maioria, por espécies arbóreas, que são formações e condições florestais bastante diferentes às da Caatinga.

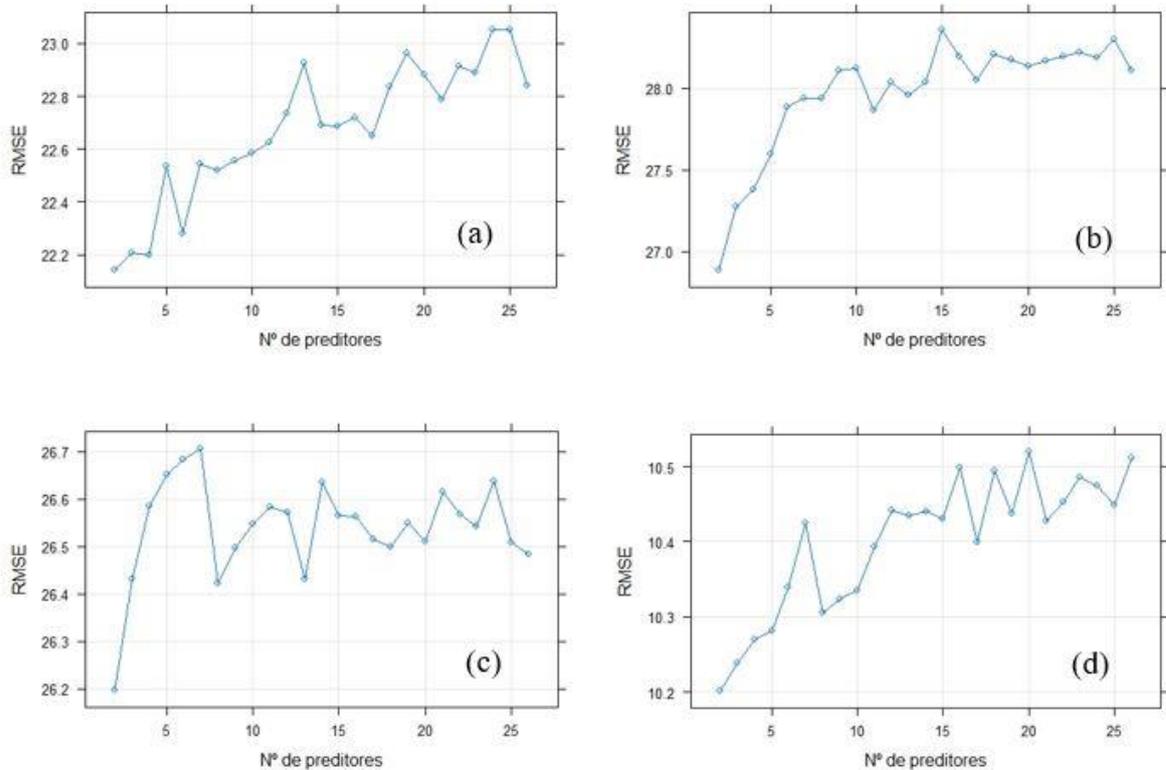
A Caatinga tem sido pouco explorada utilizando a tecnologia LiDAR para estimar dados florestais. Oliveira et al. (2021) estimaram AGB e carbono, considerando indivíduos com DAP  $\geq 6$  cm de 40 parcelas de 400 m<sup>2</sup> em áreas da Caatinga a partir de dados ALS de densidade de 0,5 pulsos m<sup>-2</sup>. O desempenho de suas equações foram de R<sup>2</sup><sub>aj</sub> entre 0,17 e 0,53 e de RMSE entre 3,18 e 28,45 Mg ha<sup>-1</sup>, o que foi próximo aos encontrados do presente estudo, verificando que os resultados da parcela PET foram próximos às melhores performances das equações e os de SET, aos inferiores.

Melhores desempenhos foram verificados em outras florestas tropicais secas como pode ser conferido no estudo de Hernández-Stefanoni et al. (2020), os quais revelaram precisão de R<sup>2</sup> = 0,85 e RMSE = 34,8 Mg ha<sup>-1</sup> da equação preditiva de AGB, utilizando dados com densidade > 5 pulsos m<sup>-2</sup>, compreendendo árvores com DAP > 2,5 cm em subparcelas, e de > 7,5 cm nas demais áreas da parcela. Em áreas de Cerrado, também foram encontrados bons desempenhos das equações preditivas de AGB, como pode ser visto no estudo de Costa et al. (2021) em três diferentes formações vegetais (florestas, savana e pastagem), onde foram distribuídos 15, 30 e 5 parcelas, respectivamente, com uso de dados de alta densidade de pontos ( $\pm 450$  pontos m<sup>-2</sup>), no qual obtiveram R<sup>2</sup> = 0,79, RMSE = 19,11, RMSEr = 33,4% e AIC = 36,49. Em outro estudo no mesmo bioma (BISPO et al., 2020), foram utilizados dados ALS de densidade média de 45 pontos m<sup>-2</sup>, e contabilizados indivíduos lenhosos com DAP  $\geq 5$  cm, o que resultou em performance superior, com R<sup>2</sup> = 0,93 e RMSE = 6,74 Mg ha<sup>-1</sup>.

#### 4.3.3 Estimativa de biomassa e carbono a partir de dados ALS pelo método *Random Forest*

Analisando todos os dados gerados, sem a divisão para validação, foi determinada a quantidade de variáveis para constituir a equação ótima, baseando-se no menor valor de RMSE. Dessa forma, verificou-se que com 2 variáveis das 26 métricas geradas pelo Fusion/LDV, os modelos usando as Equações 1, 2, 3 e 4 para a parcela SET (Figuras 13), obtiveram, respectivamente, RMSE de 11,63 Mg ha<sup>-1</sup>, 13,40 Mg ha<sup>-1</sup>, 13,65 Mg ha<sup>-1</sup> e 4,93 Mg ha<sup>-1</sup>; MAE de 8,38 Mg ha<sup>-1</sup>, 10,40 Mg ha<sup>-1</sup>, 10,33 Mg ha<sup>-1</sup> e 3,98 Mg ha<sup>-1</sup>; e R<sup>2</sup> de 0,92, 0,91, 0,91 e 0,92.

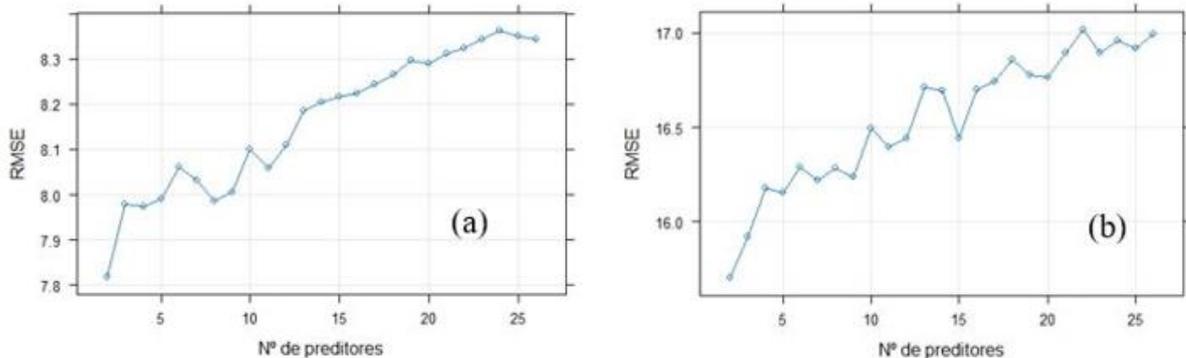
Figura 13 - Evolução do RMSE com o número de métricas ideal para compor modelo de estimativa de AGB da parcela SET, usando Equações 1 (a), 2 (b), 3 (c) e 4 (d)

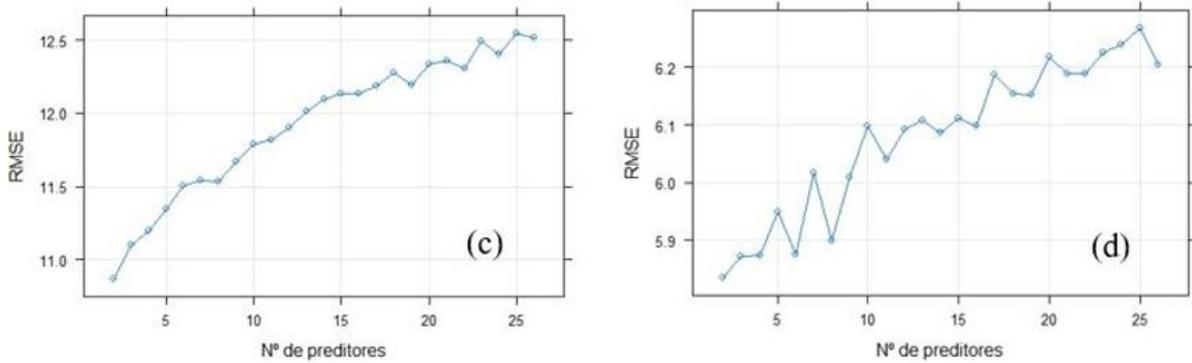


Fonte: Autora (2023)

Para a parcela PET (Figuras 14), o desempenho dos modelos baseados nas Equações 1, 2, 3 e 4, foi maior, com RMSE de  $4,59 \text{ Mg ha}^{-1}$ ,  $9,50 \text{ Mg ha}^{-1}$ ,  $6,71 \text{ Mg ha}^{-1}$  e  $3,08 \text{ Mg ha}^{-1}$ ; MAE de  $2,76 \text{ Mg ha}^{-1}$ ,  $5,18 \text{ Mg ha}^{-1}$ ,  $3,71 \text{ Mg ha}^{-1}$  e  $1,96 \text{ Mg ha}^{-1}$ ;  $R^2$  de 0,87, 0,88, 0,87 e 0,90, respectivamente.

Figura 14 - Evolução do RMSE com o número de métricas ideal para compor modelo de estimativa de AGB da parcela PET, usando Equações 1 (a), 2 (b), 3 (c) e 4 (d)

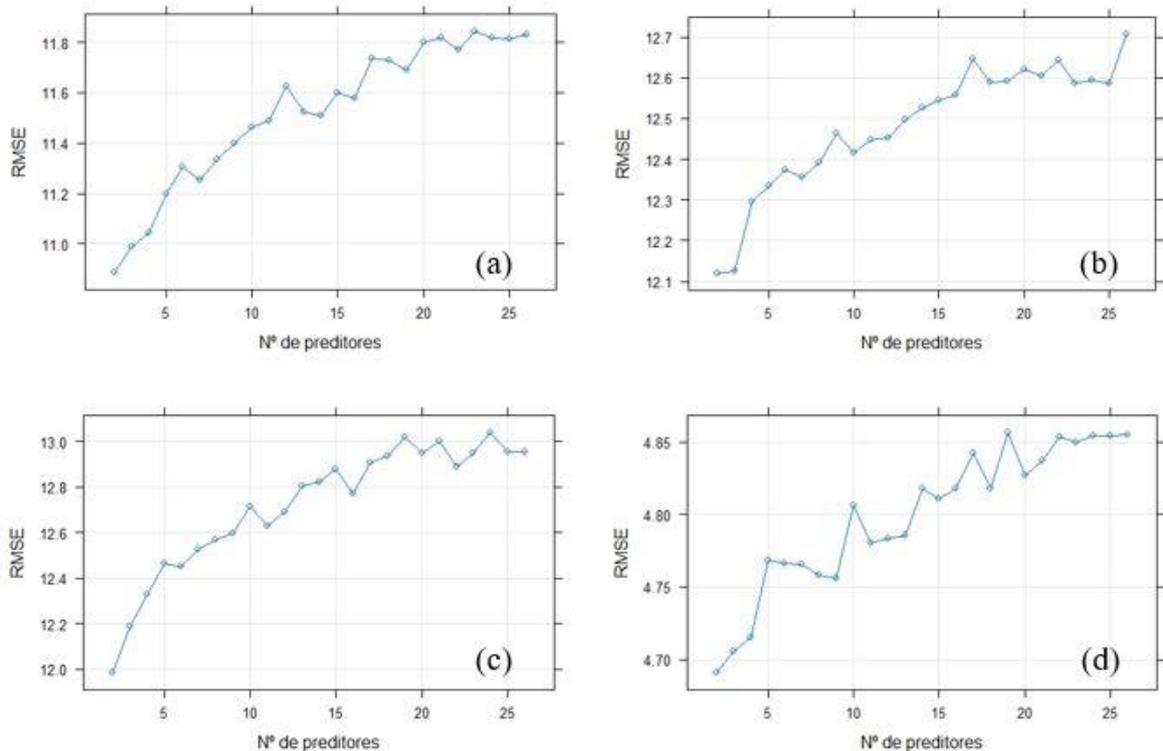




Fonte: Autora (2023)

Para elaboração de modelos mais ajustados de estimativa de C, também foi indicado o número de duas variáveis preditoras, conforme os valores de RMSE (Figuras 15 e 16). Na parcela SET, para as Equações 1, 2, 3 e 4, foram constatados RMSE de 5,55 Mg ha<sup>-1</sup>, 6,13 Mg ha<sup>-1</sup>, 6,21 Mg ha<sup>-1</sup> e 2,29 Mg ha<sup>-1</sup>; MAE de 3,92 Mg ha<sup>-1</sup>, 4,56 Mg ha<sup>-1</sup>, 4,33 Mg ha<sup>-1</sup> e 1,75 Mg ha<sup>-1</sup>; e R<sup>2</sup> de 0,91, 0,92, 0,92 e 0,92, respectivamente.

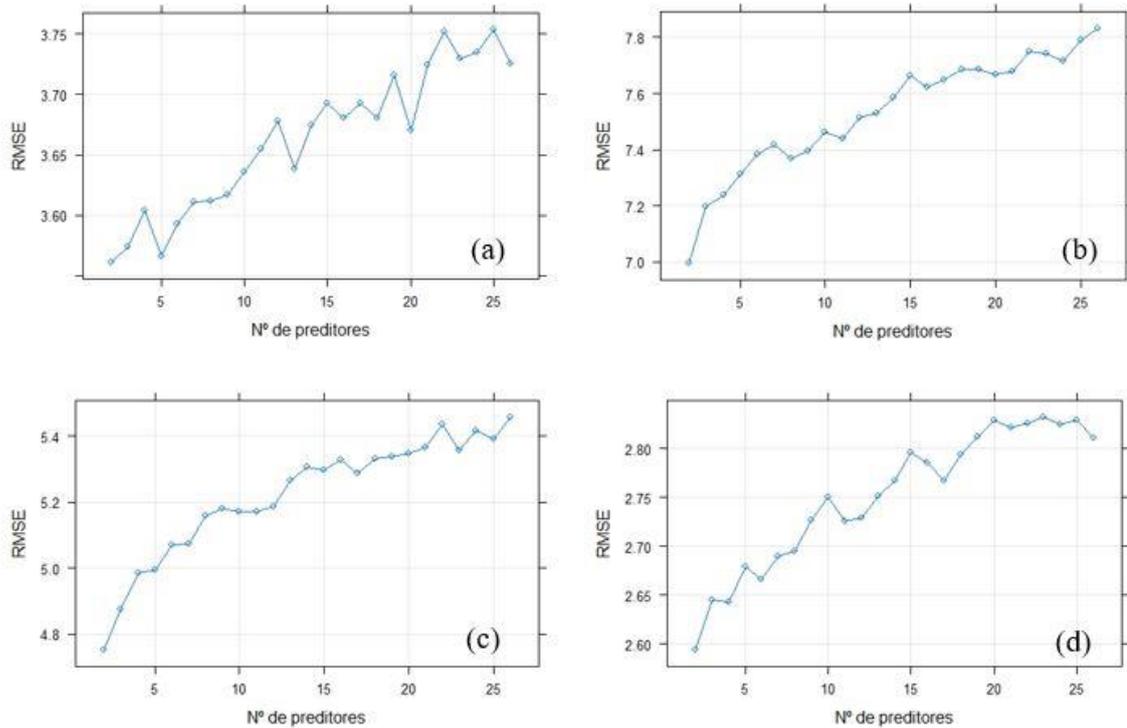
Figura 15 - Evolução do RMSE com o número de métricas ideal para compor modelo de estimativa de C da parcela SET, usando Equações 1 (a), 2 (b), 3 (c) e 4 (d)



Fonte: Autora (2023)

Já na parcela PET, foram verificados menores valores das métricas de erro, com RMSE, na ordem crescente das Equações, de 2,03 Mg ha<sup>-1</sup>, 4,30 Mg ha<sup>-1</sup>, 3,12 Mg ha<sup>-1</sup> e 1,43 Mg ha<sup>-1</sup>; MAE de 1,28 Mg ha<sup>-1</sup>, 2,29 Mg ha<sup>-1</sup>, 1,68 Mg ha<sup>-1</sup> e 0,92 Mg ha<sup>-1</sup>; e R<sup>2</sup> de 0,88, 0,88, 0,85 e 0,90.

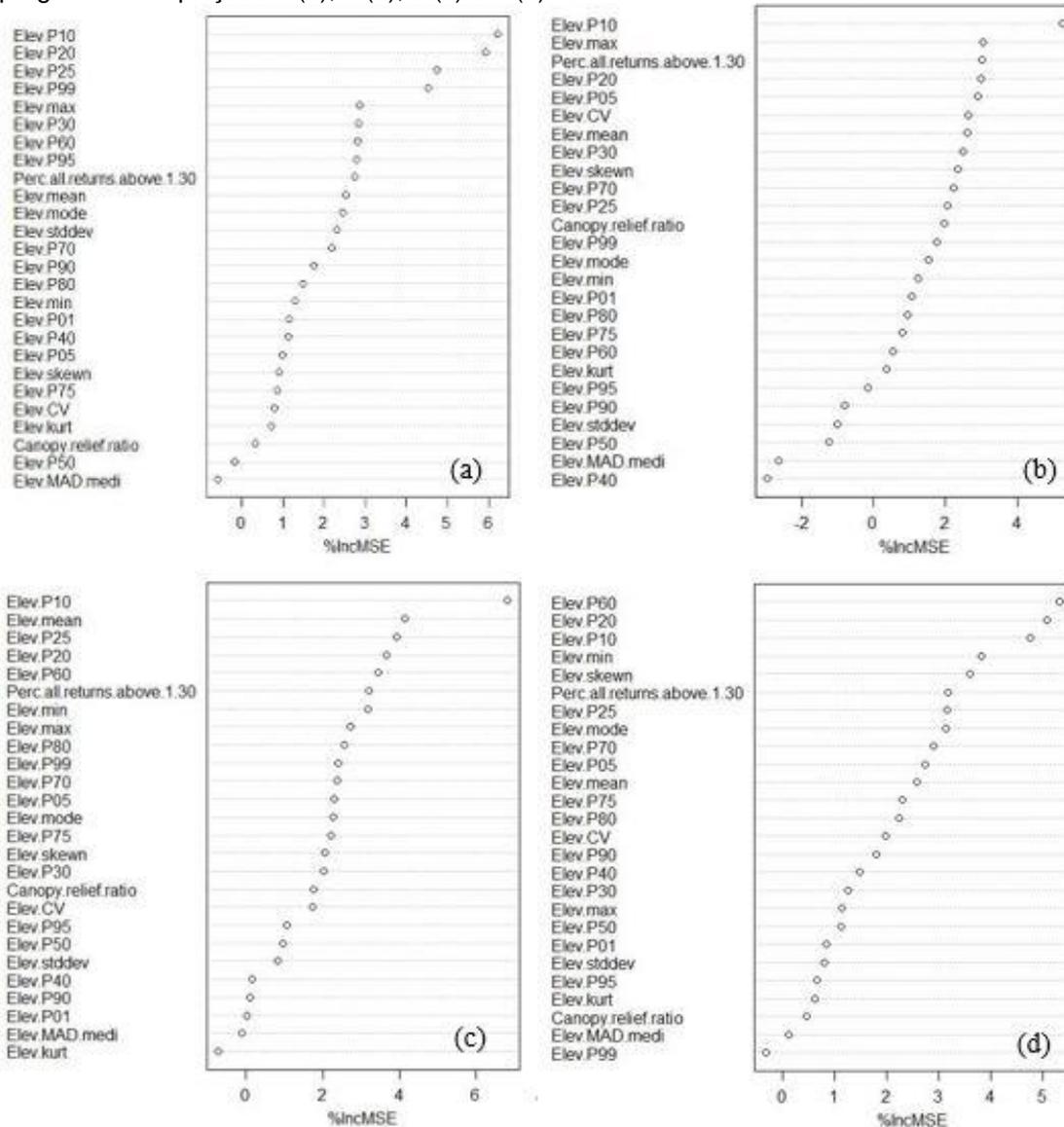
Figura 16 - Evolução do RMSE com o número de métricas ideal para compor modelo de estimativa de C da parcela PET, usando Equações 1 (a), 2 (b), 3 (c) e 4 (d)



Fonte: Autora (2023)

Na Figura 17, onde é apresentada a classificação das variáveis preditoras quanto a sua importância na predição de AGB na área de SET, observou-se que as variáveis mais significativas para os modelos ideais gerados pelo RF a partir das Equações 1, 2, 3 e 4, por estar entre as quatro primeiras posições da classificação, foram Elev.P10, com IncMSE de 6,23%, 5,28%, 6,84% e 4,76%, e Elev.P20, com IncMSE de 5,93%, 2,98%, 3,65% e 5,09%, respectivamente.

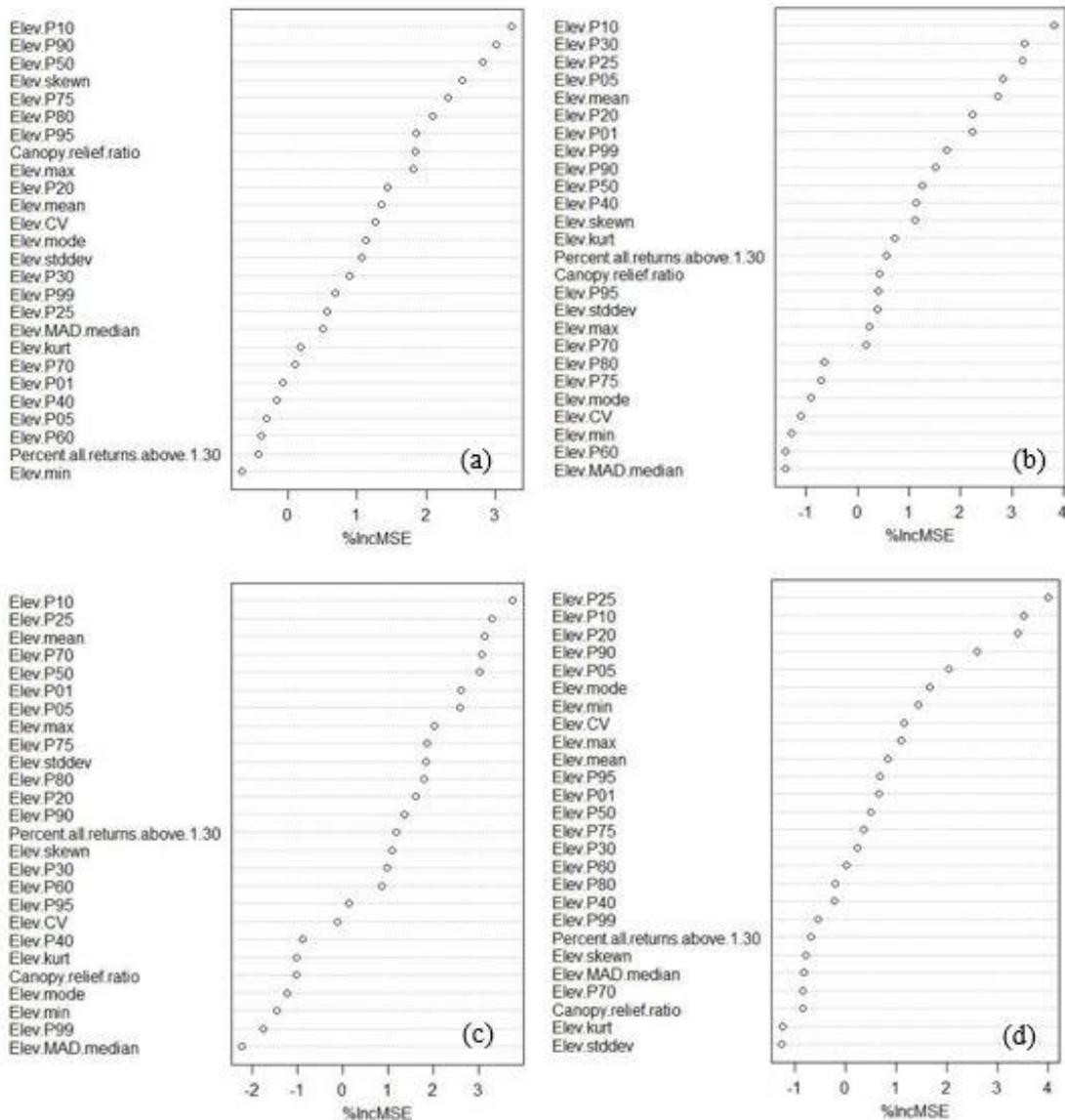
Figura 17 - Ranking das preditoras quanto a sua importância na estimativa de AGB da parcela SET, empregando as Equações 1 (a), 2 (b), 3 (c) e 4 (d)



Fonte: Autora (2023)

Na predição de C na mesma parcela, também foi verificada a elevada importância da variável Elev.P10, com IncMSE de 3,24%, 3,83%, 3,75% e 3,51%, na mesma ordem anterior (Figura 18). O método *stepwise* também confirmou a grande relevância da métrica Elev.P10 na estimativa de AGB e C, por constituir todos os modelos gerados para a parcela SET.

Figura 18 - Ranking das preditoras quanto a sua importância na estimativa de C da parcela SET, aplicando as Equações 1 (a), 2 (b), 3 (c) e 4 (d)

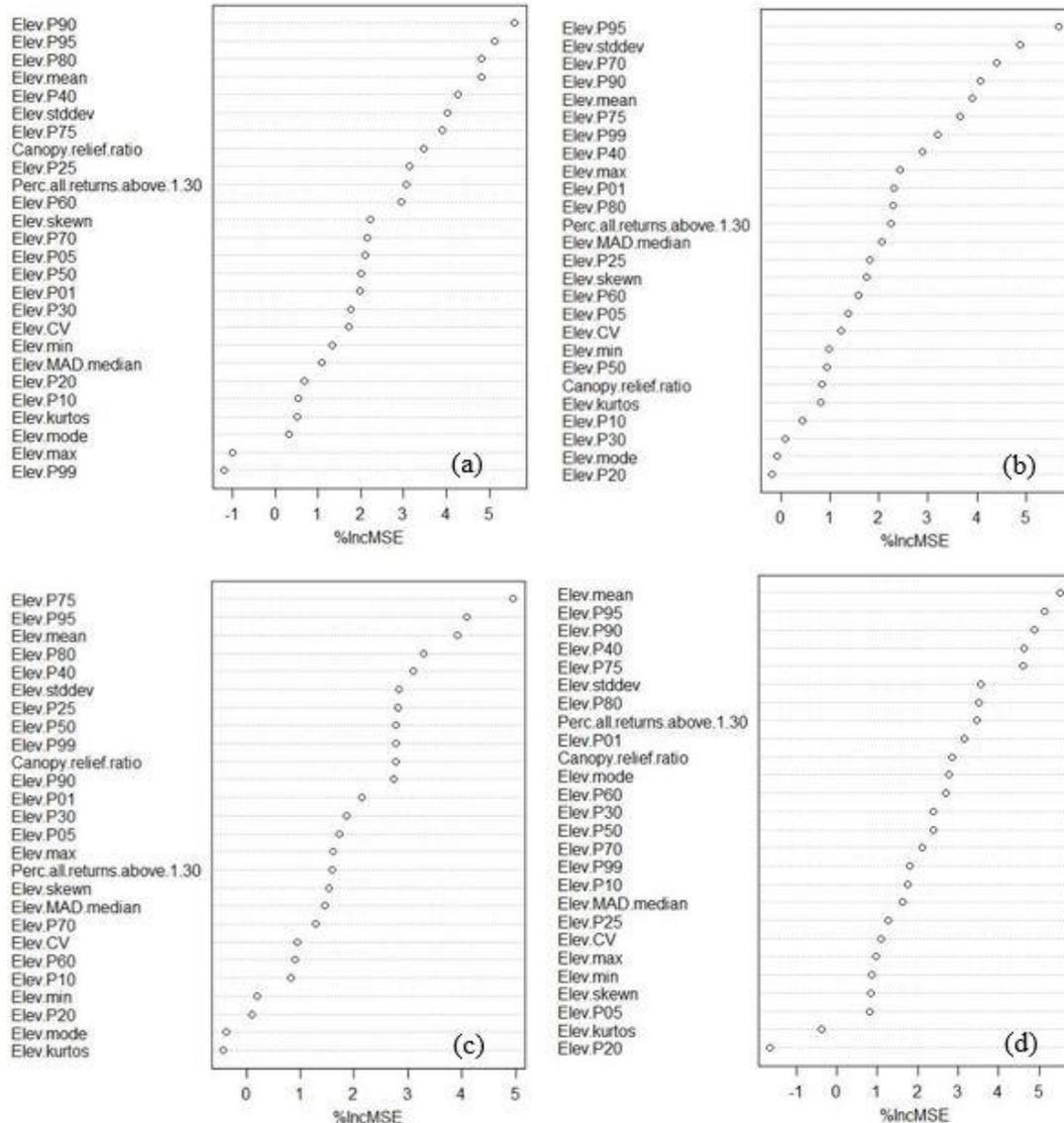


Fonte: Autora (2023)

Divergente ao que foi verificado na parcela SET, na parcela PET, o algoritmo do RF selecionou a Elev.P95 como uma das principais variáveis explicativas, que está presente nas duas primeiras posições da classificação de importância (Figura 19), comuns entre os modelos preditivos de AGB ótimos, elaborados a partir das Equações 1, 2, 3 e 4, com IncMSE de 5,13%, 5,67%, 4,10% e 5,14%, respectivamente. Tal preditora compõe os modelos preditivos de AGB e C gerados a partir da Equação 3 pelo método *stepwise*. A variável mais constante nos modelos desenvolvidos pelo *stepwise* e um dos mais importantes indicados pelo RF foi a

Elev. P90, apresentando IncMSE de 5,60%, 4,07%, 2,74% e 4,88%, para os modelos baseados nas Equações 1, 2, 3 e 4, nessa ordem.

Figura 19 - Ranking das preditoras quanto a sua importância na estimativa de AGB da parcela PET, empregando as Equações 1 (a), 2 (b), 3 (c) e 4 (d)

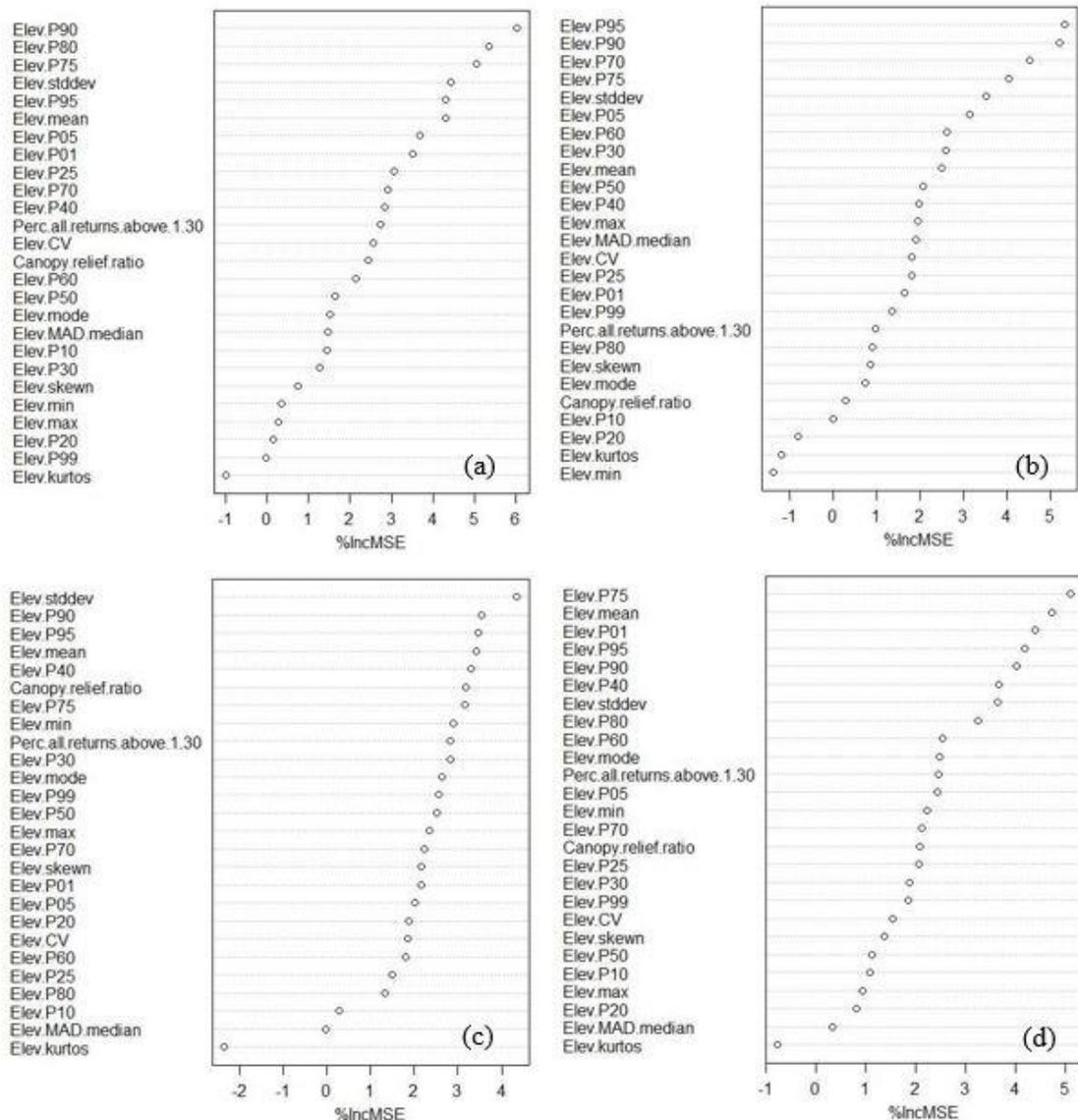


Fonte: Autora (2023)

Para a estimativa de carbono da parcela PET, foi verificada uma elevada importância das variáveis Elev.P90 (IncMSE de 6,04%, 5,22%, 3,54% e 4,02%, aplicando as Equações 1, 2, 3 e 4, respectivamente) e Elev.P95 (IncMSE de 4,30%, 5,33%, 3,46% e 4,18%), que se situaram nas cinco primeiras posições do ranking, demonstrada na Figura 20. Em comum com os modelos de regressão linear

*stepwise*, a preditora Elev.P90 foi constante em suas composições, exceto no modelo C3, que foi constituído por Elev.P95 e Elev.P50.

Figura 20 - Ranking das preditoras quanto a sua importância na estimativa de C da parcela PET, aplicando as Equações 1 (a), 2 (b), 3 (c) e 4 (d)



Fonte: Autora (2023)

Os totais de AGB da área de SET estimadas pelo RF, empregando, respectivamente, as Equações 1, 2, 3 e 4, foram de 31,09 Mg ha<sup>-1</sup>, 39,57 Mg ha<sup>-1</sup>, 35,94 Mg ha<sup>-1</sup> e 19,55 Mg ha<sup>-1</sup> (Tabela 8), valores próximos aos observados em campo. Dentre os modelos ajustados pelo RF, o modelo baseado na Equação 4 exibiu baixos valores de erro (RMSE = 4,93 Mg ha<sup>-1</sup> e MAE = 3,98 Mg ha<sup>-1</sup>), em comparação aos demais, o que foi semelhante aos resultados obtidos nas regressões *stepwise*. Ainda em comparação aos modelos de regressão linear,

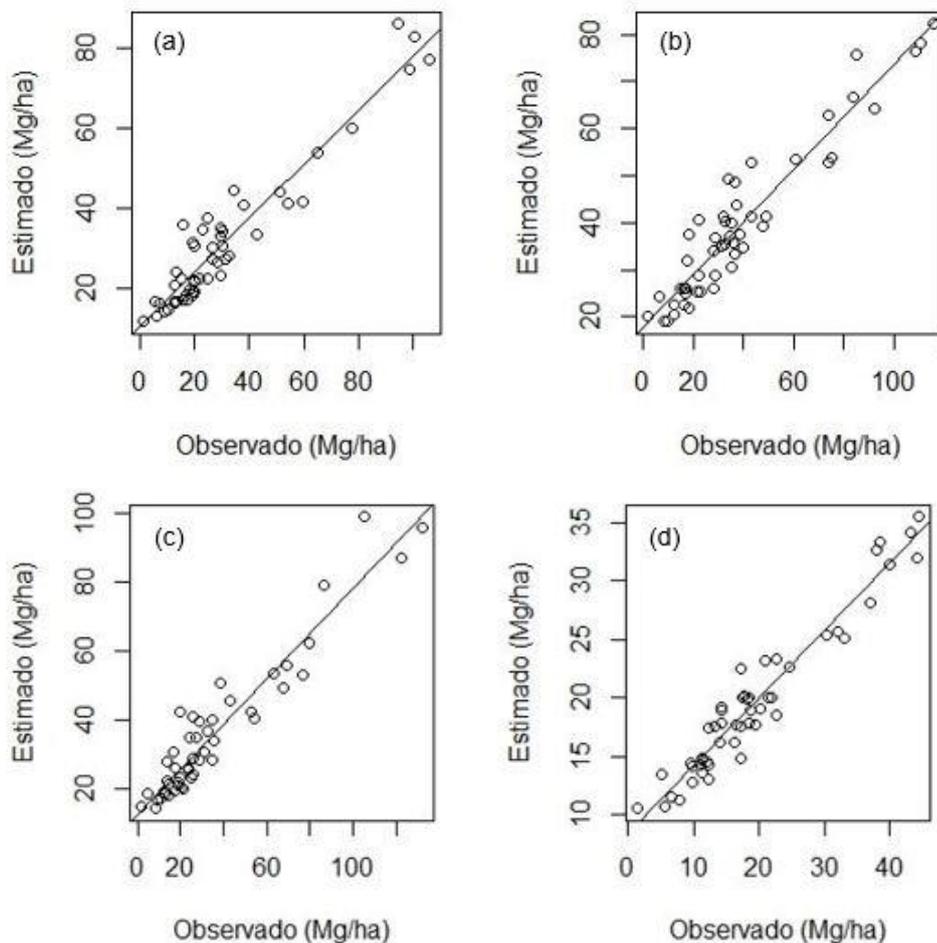
notou-se que nas Figuras 21 e 22, os modelos preditivos de AGB produzidos pelo RF explicaram grande parte da variabilidade dos dados, ao observar menor dispersão dos pontos dos gráficos.

Tabela 8 - Valores de biomassa acima do solo estimados nas parcelas PET e SET e as estatísticas dos modelos ajustados pelo Random Forest

Parcela	Equação utilizada	AGB	RMSE	MAE	R <sup>2</sup>
SET	1	31,09	11,63	8,38	0,92
	2	39,57	13,41	10,4	0,91
	3	35,94	13,65	10,33	0,91
	4	19,55	4,93	3,98	0,92
PET	1	9,62	4,59	2,76	0,87
	2	13,65	9,50	5,18	0,88
	3	10,53	6,71	3,71	0,87
	4	7,04	3,08	1,96	0,9

Onde: AGB - Biomassa acima do solo ( $\text{Mg ha}^{-1}$ ); R<sup>2</sup> - coeficiente de determinação; RMSE - raiz quadrada do erro médio ( $\text{Mg ha}^{-1}$ ); MAE - erro médio absoluto ( $\text{Mg ha}^{-1}$ ).

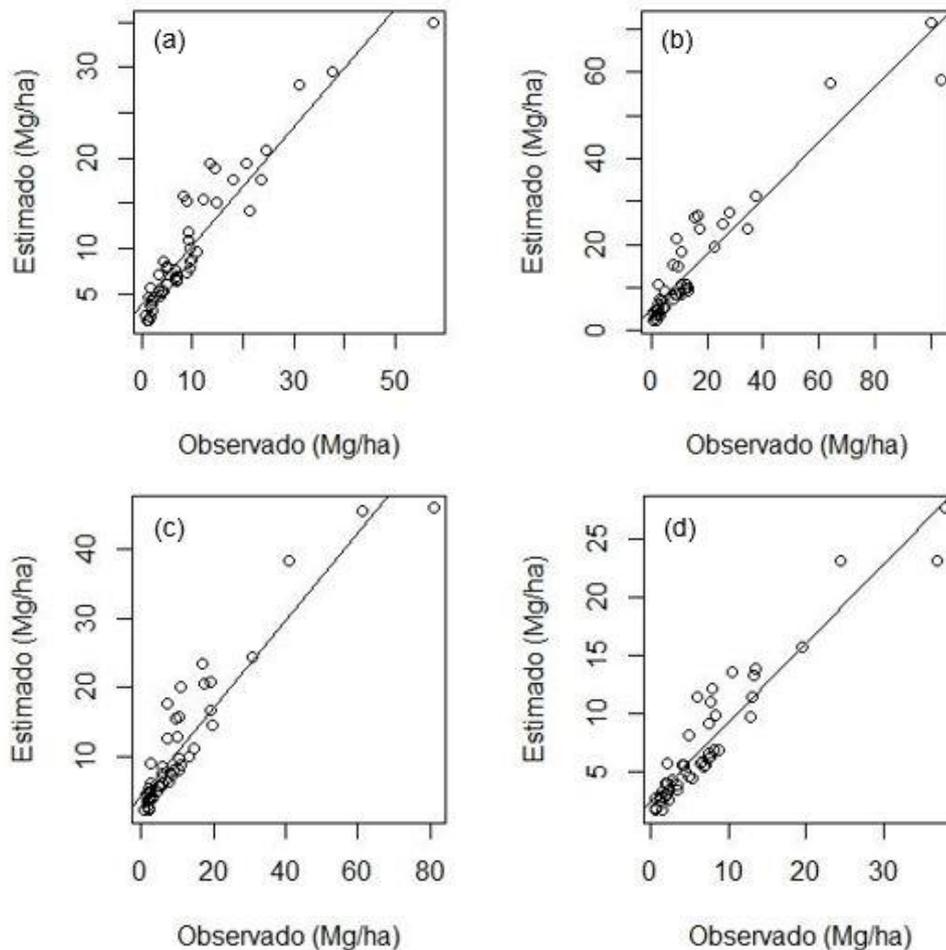
Figura 21 - Biomassa acima do solo observada e estimada pelo método Random Forest, da parcela SET, utilizando as Equações 1 (a), 2 (b), 3 (c) e 4 (d)



Fonte: Autora (2023)

Na parcela PET, os modelos ajustados pelo RF mostraram maior precisão comparados aos da área SET, por apresentar RMSE de  $4,59 \text{ Mg ha}^{-1}$ ,  $9,50 \text{ Mg ha}^{-1}$ ,  $6,70 \text{ Mg ha}^{-1}$  e  $3,08 \text{ Mg ha}^{-1}$ , e MAE de  $2,76 \text{ Mg ha}^{-1}$ ,  $5,18 \text{ Mg ha}^{-1}$ ,  $3,71 \text{ Mg ha}^{-1}$  e  $1,96 \text{ Mg ha}^{-1}$ , para os modelos que aplicaram as Equações 1, 2, 3 e 4, respectivamente (Tabela 8). Esse melhor ajuste da área de PET é evidente nos gráficos de dispersão apresentados na Figura 22. As biomassas totais também foram muito próximas aos observados, variando de  $7,04 \text{ Mg ha}^{-1}$  (com o uso da Equação 4) a  $13,65 \text{ Mg ha}^{-1}$  (utilizando a Equação 2).

Figura 22 - Biomassa acima do solo observada e estimada pelo método Random Forest, da parcela PET, utilizando as Equações 1 (a), 2 (b), 3 (c) e 4 (d)

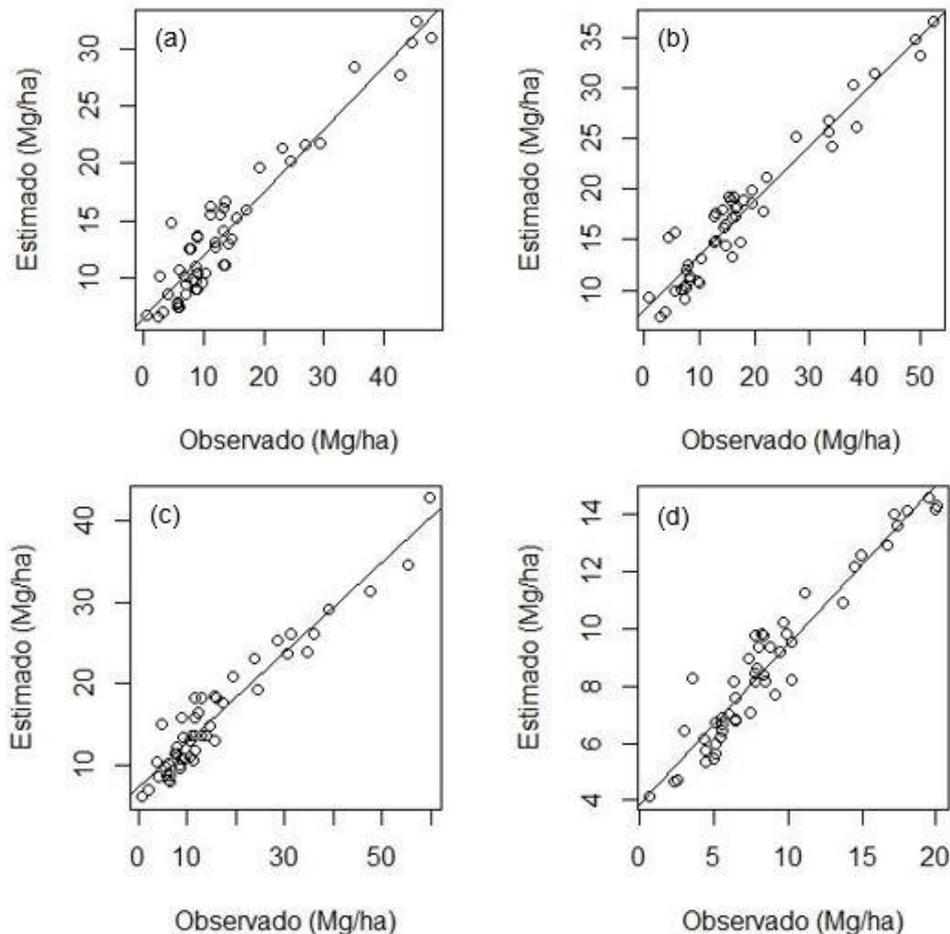


Fonte: Autora (2023)

As estimativas de C da parcela SET, representadas na Figura 23, se mostraram mais precisas, em relação às de AGB, o que pode ser verificado nos valores menores de erros dos modelos ajustados pelo RF gerados a partir das Equações 1, 2, 3 e 4, com RMSE de  $5,55 \text{ Mg ha}^{-1}$ ,  $6,13 \text{ Mg ha}^{-1}$ ,  $6,21 \text{ Mg ha}^{-1}$  e  $2,29$

Mg ha<sup>-1</sup>, e MAE de 3,92 Mg ha<sup>-1</sup>, 4,56 Mg ha<sup>-1</sup>, 4,33 Mg ha<sup>-1</sup> e 1,75 Mg ha<sup>-1</sup>, respectivamente (Tabela 9). Os totais de carbono estimados nessa parcela variaram entre 8,80 Mg ha<sup>-1</sup> (a partir da Equação 4) e 17,81 Mg ha<sup>-1</sup> (a partir da Equação 2).

Figura 23 - Carbono observado e estimado pelo método Random Forest, da parcela SET, utilizando as Equações 1 (a), 2 (b), 3 (c) e 4 (d)



Fonte: Autora (2023)

Tabela 9 - Valores de carbono estimados nas parcelas PET e SET e as estatísticas dos modelos ajustados pelo Random Forest

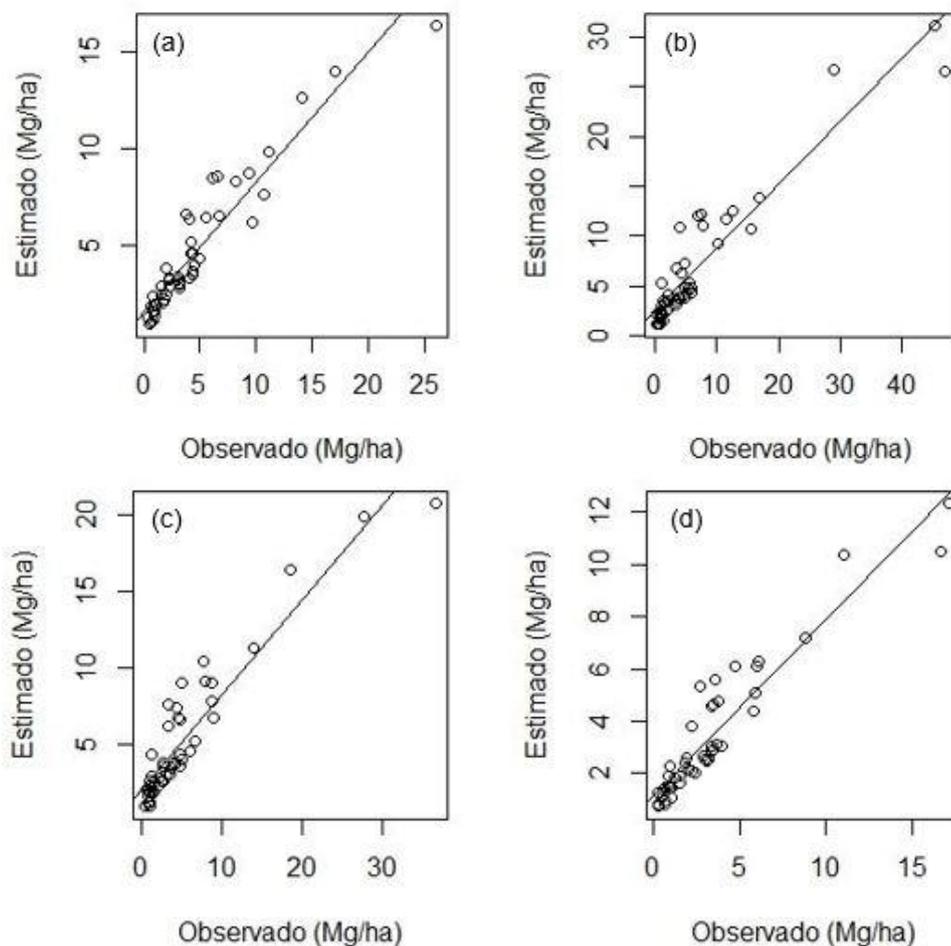
Parcela	Equação utilizada	C	RMSE	MAE	R <sup>2</sup>
SET	1	13,99	5,55	3,92	0,91
	2	17,81	6,13	4,56	0,92
	3	16,17	6,21	4,33	0,92
	4	8,80	2,29	1,75	0,92
PET	1	4,33	2,03	1,28	0,88
	2	6,14	4,30	2,29	0,88
	3	4,74	3,12	1,68	0,85
	4	3,17	1,43	0,92	0,89

Onde: C - carbono (Mg ha<sup>-1</sup>); R<sup>2</sup> - coeficiente de determinação; RMSE - raiz quadrada do erro médio (Mg ha<sup>-1</sup>); MAE - erro médio absoluto (Mg ha<sup>-1</sup>).

Tendo em vista que o porte dos indivíduos da parcela PET foram menores, em relação aos da SET, com altura média de 4,6 m e DAP médio de 9,0 cm (Tabela 2), os totais de carbono estimados pelo RF na área de PET foram de 3,17 Mg ha<sup>-1</sup> a 6,14 Mg ha<sup>-1</sup>, com performance superior às estimativas da respectiva AGB, demonstrada pelos reduzidos valores de RMSE, que variaram entre 1,43 Mg ha<sup>-1</sup> (resultante da Equação 4) e 4,30 Mg ha<sup>-1</sup> (derivado da Equação 2) e de MAE, que foram entre 0,92 Mg ha<sup>-1</sup> (com o uso da Equação 4) a 2,29 Mg ha<sup>-1</sup> (resultante da Equação 2) (Tabela 9). Na Figura 24, pode-se verificar maior precisão na estimativa de C da parcela PET.

Assim como na regressão linear *stepwise*, percebeu-se que os modelos preditivos de AGB e C desenvolvidos pelo RF, a partir da Equação 4, obtiveram melhores desempenhos que os demais, o que pode estar associada às características similares da área na qual foi desenvolvida a equação alométrica (DALLA LANA, 2017).

Figura 24 - Carbono observado e estimado pelo método Random Forest, da parcela PET, utilizando as Equações 1 (a), 2 (b), 3 (c) e 4 (d)



Fonte: Autora (2023)

Diante do exposto, as predições geradas pelo RF foram superiores aos da regressão linear *stepwise*, o que pode estar relacionada à capacidade dos métodos de aprendizado de máquina para avaliar possível não linearidade e interações elevadas de variáveis, bastante frequente em padrões ecológicos, diferentemente da grande parte dos tradicionais modelos estatísticos que, pela praticidade, presumem linearidade, baixas interações e normalização da distribuição dos dados (RYO; RILLIG, 2017). Outra diferença está nos objetivos fundamentais: os modelos lineares tradicionais são orientados pela teoria (teste de hipóteses) e os modelos de aprendizado de máquina são por dados (busca de informações), o que pode conferir uma desvantagem por não poder inferir significância estatística (RYO; RILLIG, 2017).

Na literatura, constam estudos que obtiveram melhores resultados quando empregados os métodos de aprendizado de máquinas. Isso pode ser observado no estudo de Lu et al. (2020), que estimaram AGB em plantação de *Robinia pseudoacacia* no Delta do Rio Amarelo na China, por meio de modelos de regressão linear múltipla e de RF, obtendo, desse modo, precisões de  $R^2$  entre 0,7 e 0,77, RMSE entre 7,5 e 10,05 Mg ha<sup>-1</sup>, e RMSEr entre 12,1 e 22,9%, em comparação com  $R^2$  entre 0,91 e 0,95, RMSE entre 3,99 e 4,65 Mg ha<sup>-1</sup> e RMSEr entre 6,5 e 10,6%, respectivamente. Dentro desse intervalo de precisão, os estudos de Silva et al. (2017b), realizado em plantações de pinheiros, e de Silva et al. (2019), feito no Cerrado, encontraram, respectivamente, os seguintes resultados:  $R^2 = 0,93$ , RMSE = 5,71 Mg ha<sup>-1</sup> e RMSEr = 12,64%; e  $R^2$  de 0,96 a 0,97 e RMSEr de 16,92 a 20,49. Desempenhos inferiores foram encontrados no estudo de Torre-Tojal et al. (2022), que obtiveram, de florestas de pinheiros, modelos, utilizando dados de baixa densidade (0,5 pulsos m<sup>-2</sup>), com  $R^2$  maior que 0,7 e no trabalho de Marchesan et al. (2020), que estimaram AGB de floresta amazônica, usando dados de alta densidade (37,5 pulsos m<sup>-2</sup>) exibindo pseudo- $R^2 = 0,69$  e RMSE = 47,05 Mg ha<sup>-1</sup>.

No geral, as precisões dos modelos de regressão linear múltipla e de aprendizado de máquina tiveram influência de alguns fatores, que foram levantados e apontados por estudos anteriores, sobre a predição de AGB. Dois desses fatores são o tamanho e o número das parcelas instaladas em campo. No presente estudo, apesar do número de parcelas estudadas ser até superior aos adotados em estudos

relativo à biomassa da caatinga (BARRETO et al., 2018; BRAND et al., 2015; LANA et al., 2018), o tamanho das parcelas foi menor em relação a esses estudos, os quais empregaram a dimensão de 20 x 20 m (400 m<sup>2</sup>). Fassnacht, Latifi e Harting (2018), Næsset et al. (2015) e Bouvier et al. (2019) ratificaram que os erros preditivos reduzem com o aumento do tamanho das parcelas.

Outro fator apontado na literatura, podendo ser uma possível causa de elevação dos erros e redução da precisão dos modelos preditivos gerados no presente estudo, é a precisão da posição das parcelas. Os desempenhos baixos notados nos modelos gerados para a parcela SET podem estar associados a esse fator, visto que, para essa área, os pontos das coordenadas geográficas foram de baixa precisão, uma vez que foi necessário fazer pequenos ajustes para obter a área total de 0,5 ha, diferentemente da parcela PET, que apresentou, com as coordenadas plotadas, uma área mais ajustada. Bouvier et al. (2019) constataram um aumento de erro de cerca de 16% e 22% nos casos de adição de erros médios de 5 m e 10 m, respectivamente, na medição das coordenadas geográficas do centro da parcela. Gobakken e Næsset (2009) e Frazer et al. (2011) relataram que os erros planimétricos associados às parcelas e/ou dados LiDAR produzem erro de co-registro, ou seja, uma sobreposição espacial incorreta entre esses, o que compromete a precisão preditiva dos modelos. O impacto do erro de co-registro pode ser maior em povoamentos heterogêneos e complexos (FRAZER et al., 2011; BOUVIER et al., 2019).

Outro ponto que é importante destacar como um dos fatores plausíveis na contribuição de menor precisão preditiva dos modelos produzidos neste estudo, é o diâmetro do fuste mínimo adotado, que foi menor em relação aos escolhidos em estudos sobre biomassa da caatinga (BARRETO et al., 2018; BRAND et al., 2015; DALLA LANA et al., 2018; OLIVEIRA, 2019), os quais incluíram indivíduos com DAP maior ou igual a 1,9 ou 2,0 cm. Os indivíduos de menor porte são predominantes na Caatinga, a qual é caracterizada pela vegetação arbustivo-arbórea, o que os tornam relevantes na estimativa de AGB.

Tais fatores, citados anteriormente, que podem ter influenciado no desempenho dos modelos preditivos de AGB, e outros parâmetros foram estudados por Bouvier et al. (2019), os quais classificaram em quatro categorias: principais fontes de erro, fontes intermediárias de erro, fontes menores de erro e fontes insignificantes de erro. O número de parcelas instaladas em campo, a dimensão das

mesmas e a precisão da posição das parcelas foram indicados como principais fontes de erro. Já o limite mínimo de DAP adotado e equações alométricas foram categorizados como fontes intermediárias. Enquanto que a densidade de pulsos foi considerada como uma fonte de menor erro, juntamente com a precisão de medição de DAP. Destaca-se, que esse estudo foi realizado em uma área dominada por povoamentos monoespecíficos de pinheiros.

Além do estudo de Bouvier et al. (2019), outras investigações também constataram que a baixa densidade de pontos dos dados LiDAR, em um determinado intervalo de pulsos por metro quadrado, não interfere, expressivamente, na precisão das estimativas dos parâmetros florestais. Ahmed et al. (2015) obtiveram altas precisões de predições de altura do dossel, utilizando dados de ALS com densidade de 0,7 pontos  $m^{-2}$  de uma área composta por espécies de coníferas, demonstrado pelos valores de  $R^2$  entre 0,79 e 0,88, e RMSE de 2,39 m a 3,52 m, aplicando o algoritmo Random Forest, e  $R^2$  de 0,56 a 0,69, e RMSE entre 3,75 m e 4,66 m. Com a mesma densidade de pontos (0,5 pontos  $m^{-2}$ ) do presente estudo, Torre-Tojal et al. (2022) desenvolveram modelos pelo RF para estimar AGB de uma área composta, em grande parte, por pinheiros, exibindo  $R^2$  maior que 0,7 e superestimativa de 16 a 18% da biomassa de campo.

Além desses fatores que foram padronizados nas duas parcelas, exceto a precisão da posição das parcelas, existem outros pontos que foram diferentes nas duas parcelas, o que podem ter influenciado na diferença da precisão da estimativa de AGB e C. Uma delas é a composição florística das parcelas, referindo-se, especificamente, à presença de espécies de Cactaceae. Esses indivíduos pertencentes a essa família vegetal possuem estruturas bem diferentes das espécies lenhosas, o que contribui para heterogeneidade da vegetação, dificultando, dessa forma, a abrangência dessa diversidade de formas na modelagem de AGB e C das áreas de estudo. Foram encontradas, na parcela SET, 14 cactáceas (13 indivíduos *Cereus jamacaru* e 1 *Pilosocereus gounellei*), obtendo precisões de estimativa inferiores às da parcela PET, na qual foram registrados apenas 3 indivíduos cactáceos (*Pilosocereus gounellei*).

Uma outra questão que pode justificar a divergência de precisão de estimativa entre as duas parcelas está relacionada à característica caducifolia da Caatinga, que apresenta uma reação rápida à alteração na disponibilidade hídrica do solo, observada no início do período chuvoso, quando surgem folhas nas plantas, devido

à interrupção da dormência do crescimento vegetal (MACHADO et al., 1997). Tendo em vista essa relação estreita entre a vegetação e a disponibilidade hídrica, é indispensável ressaltar a possível influência dos acumulados de precipitação dos meses, que antecederam a coleta de dados ALS e de medição direta, na estimativa de AGB e C. Dessa forma, em Serra Talhada, nos meses anteriores a coleta de dados LiDAR (abril/2014 a agosto/2014), acumulou-se 247,8 mm, e nos meses que antecederam a obtenção dos dados de campo (entre novembro/2016 e março/2017), foram acumulados 194,3 mm, resultando em uma diferença de 53,5 mm. Um cenário mais favorável foi observado em Petrolina, na qual a estiagem de chuva dos anos analisados promoveu a redução da diferença dos acumulados de chuva dos quatro meses antecedentes aos meses de aquisição dos dados, que foi de 13,6 mm, o que impacta em menor intensidade na produção de biomassa vegetal.

#### 4.4 CONCLUSÕES

O uso de dados LiDAR aerotransportado em conjunto com os dados alométricos das plantas medidas em campo possibilitou verificar as limitações e potencialidades da aplicação dessa tecnologia de sensoriamento remoto na estimativa da biomassa acima do solo e do carbono em floresta tropical sazonalmente seca do Brasil, a Caatinga, que apresenta uma grande variedade de espécies vegetais com características estruturais que as colocam em uma posição bem diferenciada quando comparada a outros tipos vegetacionais analisados por grande parte dos estudos com ALS.

A estimativa de biomassa acima do solo (AGB) e do carbono (C) da Caatinga, com o uso do LiDAR aéreo, apresentou melhores resultados pela técnica de aprendizado de máquina (*machine learning*) *Random forest* em comparação à regressão linear múltipla de *stepwise*, por capturar grande parte das relações complexas entre as variáveis da estatística de altura do dossel analisadas. Dentre as variáveis preditoras mais recomendadas para modelagem da AGB e C em áreas de Caatinga se destacam Elev.P10, Elev.P90 e Elev.P95. Este estudo demonstra, dessa forma, a viabilidade do uso do LiDAR aerotransportado na Caatinga com alta precisão de predição de AGB e C, utilizando RF.

Diante disso, é sugerido, para o estudo com dados ALS, maior precisão das posições geográficas das parcelas analisadas e da equação alométrica aplicada para calcular a biomassa e o carbono de campo; a adoção de áreas com menor heterogeneidade da vegetação; e a coleta dos dados de LiDAR e de medição direta das variáveis dendrométricas em um mesmo período do ano. Os modelos preditivos de AGB e C propostos neste estudo são aplicáveis em vegetações com aspectos semelhantes às das áreas investigadas.

## REFERÊNCIAS

- AHMED, O.; FRANKLIN, S.; WULDER, M.; WHITE, J. Characterizing stand-level forest canopy cover and height using landsat time series, samples of airborne LiDAR, and the random forest algorithm, **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. 101, p. 89–101, 2015.
- ALMEIDA, C. T.; GALVÃO, L. S.; ARAGÃO, L. E. O.; OMETTO, J. P. H. B.; JACON, A. D.; PEREIRA, F. R. S.; SATO, L. Y.; LOPES, A. P.; GRAÇAS, P. M. L. A.; SILVA, C. V. J.; FERREIRA-FERREIRA, J.; LONGO, M. Combining LiDAR and hyperspectral data for aboveground biomass modelling in the Brazilian Amazon using different regression algorithms. **Remote Sensing of Environment**, v. 232, 2019.
- ALMEIDA, A.; GONÇALVES, F.; SILVA, G.; SOUZA, R.; TREUHAFT, R.; SANTOS, W.; LOUREIRO, D.; FERNANDES, M. Estimating structure and biomass of a secondary Atlantic Forest in Brazil using Fourier transforms of vertical profiles derived from UAV photogrammetry points clouds. **Remote Sensing**, v. 12, n. 21, p. 1-25, 2020.
- ALVARES, C. A.; STAPE, J. L.; SENTELHAS, P. C.; GONÇALVES, J. L. M.; SPAROVEK, G. Köppen's climate classification map for Brazil. **Meteorologische Zeitschrift**, v. 22, n. 6, p. 711-728, 2013.
- AMORIM, I.L.; SAMPAIO, E. V. S.B.; ARAÚJO, E. L. Flora e estrutura da vegetação arbustivo-arbórea de uma área da caatinga do Seridó, RN, Brasil. **Acta Botanica Brasilica**, v. 19, n. 3, p. 615-623, 2005.
- ANDERSEN, H.; REUTEBUCH, S. E.; MCGAUGHEY, R. J.; D'OLIVEIRA, M. V. N.; KELLER, M. Monitoring selective logging in western Amazonia with repeat LiDAR flights. **Remote Sensing of Environment**, v. 154, p. 157-165, 2014.
- BARROS, B. C. **Volumetria, calorimetria e fixação de carbono em florestas plantadas com espécies exóticas e nativas usadas como fonte energética no polo gesseiro do Araripe-PE**. 2009, 65 f. Dissertação (Mestrado em Ciências Florestais) – Universidade Federal Rural de Pernambuco. Recife, 2009.
- BISPO, P. C.; RODRÍGUEZ-VEIGA, P.; ZIMBRES, B.; MIRANDA, S. C.; CEZARE, C. H. G.; FLEMING, S.; BALDACCHINO, F.; LOUIS, V.; RAINS, D.; GARCIA, M.; ESPÍRITO-SANTO, F. D. B.; ROITMAN, I.; PACHECO-PASCAGAZA, A. M.; GOU, Y.; ROBERTS, J.; BARRET, K.; FERREIRA, L. G.; SHIMBO, J. Z.; ALENCAR, A.; BUSTAMANTE, M.; WOODHOUSE, I. H.; SANO, E. E.; OMETTO, J. P.; TANSEY, K.; BALZTER, H. Woody aboveground biomass mapping of the Brazilian Savanna with a multi-sensor and machine learning approach. **Remote Sensing**, v. 12, n. 17, 2020.
- BORRA, S.; DI CIACCIO, A. Measuring the prediction error. A comparison of cross-validation, bootstrap and covariance penalty methods. **Computational Statistics & Data Analysis**, v. 54, n. 12, p. 2976-2989, 2010.

BOUVIER, M.; DURRIEU, S.; FOURNIER, R. A.; SAINT-GEOURS, N.; GUYON, D.; GRAU, E.; BOISSIEU, F. Influence of sampling design parameters on biomass predictions derived from airborne LiDAR data. **Canadian Journal of Remote Sensing**, v. 45, n. 5, p. 650-672, 2019.

BREIMAN, L. Random forest. **Machine Learning**, v. 45, p. 5-32, 2001.

BREUSCH, T. S.; PAGAN, A. R. A simple test for heteroscedasticity and random coefficient variation. **Econometrica**, v. 47, n. 5, p. 1287-1294, 1979.

CARVALHO, S. P. C.; RODRIGUEZ, L. C. E.; SILVA, L. D.; CARVALHO, L. M. T.; CALEGARIO, N.; LIMA, M. P.; SILVA, C. A.; MENDONÇA, A. R.; NICOLETTI, M. F. Predição do volume de árvores integrando LiDAR e geoestatística. **Scientia Forestalis**, v. 43, n. 107, p. 627-637, 2015.

CARVALHO JÚNIOR, W.; CALDERANO FILHO, B.; CHAGAS, C. S.; BHERING, S. B.; PEREIRA, N. R.; PINHEIRO, H. S. K. Regressão linear múltipla modelo Random Forest para estimar a densidade do solo em áreas montanhosas. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, v. 51, n. 9, p. 1428-1437, 2016.

COMPANHIA DE PESQUISA DE RECURSOS MINERAIS – CPRM. **Projeto cadastro de fontes de abastecimento por água subterrânea do estado de Pernambuco**: Diagnóstico do município de Serra Talhada. Recife: CPRM/PRODEEM, 2005a.

COMPANHIA DE PESQUISA DE RECURSOS MINERAIS – CPRM. **Projeto cadastro de fontes de abastecimento por água subterrânea do estado de Pernambuco**: Diagnóstico do município de Petrolina. Recife: CPRM/PRODEEM, 2005b.

COSENZA, D. N.; SOARES, V. P.; LEITE, H. G.; GLERIANI, J. M.; AMARAL, C. H.; GRIPP JÚNIOR, J.; SILVA, A. A. L.; SOARES, P.; TOMÉ, M. Airborne laser scanning applied to Eucalyptus stand inventory at individual tree level. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, v. 53, n. 12, p. 1373-1382, 2018.

COSTA, M. B. T.; SILVA, C. A.; BROADBENT, E. N.; LEITE, R. V.; MOHAN, M.; LIESENBEG, V.; STODDART, J.; AMARAL, C. H.; ALMEIDA, D. R. A.; SILVA, A. L.; GOYA, L. R. R. Y.; CORDEIRO, V. A.; REX, F.; HIRSCH, A.; MARCATTI, G. E.; CARDIL, A.; MENDONÇA, B. A. F.; HAMAMURA, C.; DALLA CORTE, A. P.; MATRICARDI, E. A. T.; HUDAK, A. T.; ZAMBRANO, A. M. A.; VALBUENA, R.; FARIA, B. L.; SILVA, C. H. L.; ARAGÃO, L.; FERREIRA, M. E.; LIANG, J.; CARVALHO, S. P. C.; KLAUBERG, C. Beyond trees: Mapping total aboveground biomass density in the Brazilian savanna using high-density UAV-LiDAR data. **Forest Ecology and Management**, v. 491, 2021.

DALAGNOL, R.; PHILLIPS, O. L.; GLOOR, E.; GALVÃO, L. S.; WAGNER, F. H.; LOCKS, C. J.; ARAGÃO, L. E. O. C. Quantifying canopy tree loss and gap recovery in tropical forests under low-intensity logging using VHR satellite imagery and airborne LiDAR. **Remote Sensing**, v. 11, n. 7, p. 1-20, 2019.

DALLA LANA, D. M. **Carbono em vegetação lenhosa da Caatinga e viabilidade econômica de manejo**. 2017, 141 f. Tese (Doutorado em Ciências Florestais) – Universidade Federal Rural de Pernambuco. Recife, 2017.

DALLA LANA, D. M.; FERREIRA, R.L. C.; SILVA, J. A. A.; DUDA, G. P.; CESPEDES, G. H. G. Carbon content in shrub-tree species of the caatinga. **Floresta e Ambiente**, v. 26, n. 2, p. 1-11, 2019.

D'OLIVEIRA, M. V. N.; REUTEBUCH, S. E.; MCGAUGHEY, R. J.; ANDERSEN, H. Estimating forest biomass and identifying low-intensity logging areas using airborne scanning LiDAR in antimary state forest, Acre state, Western Brazilian Amazon. **Remote Sensing of Environment**, v. 124, p. 479-491, 2012.

ENE, L. T.; NÆSSET, E.; GOBAKKEN, T. Simulation based assessment of sampling strategies for large-area biomass estimation using wall-to-wall and partial coverage airborne laser scanning surveys. **Remote Sensing of Environment**, v. 176, p. 328-340, 2016.

ENE, L. T.; GOBAKKEN, T.; ANDERSEN, H.; NÆSSET, E.; COOK, B. D.; MORTON, D. C.; BABCOCK, C.; NELSON, R. Large-area hybrid estimation of aboveground biomass in interior alaska using airborne laser scanning data. **Remote Sensing of Environment**, v. 204, p. 741–755, 2018.

FERRAZ, E. M. N.; RODAL, M. J. N.; SAMPAIO, E. V. S. B.; PEREIRA, R. C. A. Composição florística em trechos de vegetação de caatinga e brejo de altitudena região Vale do Pajeú, Pernambuco. **Brazilian Journal of Botany**, v. 21, n. 1, p. 7-15, 1998.

FERRAZ, A.; SAATCHI, S.; MALLET, C.; MEYER, V. LiDAR detection of individual tree size in tropical forests. **Remote Sensing of Environment**, v. 183, p. 318-333, 2016.

FIGUEIREDO, E. O.; D'OLIVEIRA, M. V. N.; BRAZ, E. M.; PAPA, D. A.; FEARNSIDE, P. M. LiDAR-based estimation of bole biomass for precision management of na Amazonia forest: Comparisons of ground-based and remotely sensed estimates. **Remote Sensing of Environment**, v. 187, p. 281-293, 2016.

FORESTPLOTS.NET. **Database**. Disponível em: [www.forestplots.net](http://www.forestplots.net). Acesso em: 10 ago. 2020.

FORESTPLOTS.NET et al. Taking the pulse of Earth's tropical forests using networks of highly distributed plots. **Biological Conservation**, v. 260, p.1-25, 2021.

GAO, L.; CHAI, G.; ZHANG, X. Above-ground biomass estimation of plantation with different tree species using airborne LiDAR and hyperspectral data. **Remote Sensing**, v. 14, n. 11, p. 1-18, 2022.

GAO, L.; ZHANG, X. Above-ground biomass estimation of plantation with complex forest stand structure using multiple features from airborne laser scanning point cloud data. **Forests**, v. 12, n. 12, p. 1-19, 2021.

GLEASON, C. J.; IM, J. Forest biomass estimation from airborne LiDAR data using machine learning approaches. **Remote Sensing of Environment**, v. 125, p. 80-91, 2012.

GOBAKKEN, T.; NÆSSET, E. Assessing effects of laser point density on biophysical atand properties derived from airborne laser scanner data in mature forest. In: ISPRS WORKSHOP ON LASER SCANNING AND SILVILASER, 36, 2007, Espoo. **Anais...** Espoo: IAPRS. 2007.

GOERNDT, M. E.; MONLEON, V. J.; TEMESGEN, H. Relating forest atributes with area and tree-based light detection and ranging metrics for western Oregon. **Western Journal of Applied Forestry**, v. 25, n. 3, p. 105-111, 2010.

GOMES, L. F.; BRITES, R. S.; LOCKS, C. J.; ANJOS, R. R. Estimativas das alterações na biomassa florestal utilizando LiDAR em área de manejo florestal sustentável na Amazônia sul-ocidental. **Anuário do Instituto de Geociências**, v. 43, n. 3, p. 260-268, 2020.

GREGÓRIO, L. S.; FERREIRA, M. R. F. Aplicações de monitoramento ambiental por meio de novos sensores de alta resolução. **Revista Técnica de Biodiversidade e Qualidade Ambiental**, 2018. Disponível em: <http://www.ibram.df.gov.br/wp-content/uploads/2018/03/Revista-Biodiversidade.pdf>. Acesso em: 18 nov. 2022.

IBGE - INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. **Manual técnico da vegetação brasileira**. Rio de Janeiro: IBGE, 1991. Disponível em: <https://biblioteca.ibge.gov.br/visualizacao/livros/liv23267.pdf>. Acesso em: 10 mai. 2022.

IBGE - INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. **Mapa de cobertura e uso da terra do Brasil**, Rio de Janeiro: IBGE, 2014.

IBGE - INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. **Malha municipal digital**, Rio de Janeiro: IBGE, 2015.

IBGE - INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. **Divisão regional do Brasil em regiões geográficas imediatas e intermediárias**. Rio de Janeiro: IBGE, 2017.

JATOBÁ, L.; SILVA, A. F.; GALVÍNIO, J. D. A dinâmica climática do semiárido em Petrolina – PE. **Revista Brasileira de Geografia Física**, v. 10, n. 1, p. 136-149, 2017.

LATIFI, H.; NOTHDURFT, A.; KOCH, B. Non-parametric prediction and mapping of standing timber volume and biomass in a temperate forest: application of multiple optical/LiDAR-derived predictors. **Forestry**, v. 83, n. 4, p. 395–407, 2010.

LEAL, I. R.; DA SILVA, J. M. C.; TABARELLI, M.; LACHER, T. E. Changing the course of biodiversity conservation in the Caatinga of Northeastern Brazil. **Conservation Biology**, v. 19, p. 701–706, 2005.

LI, A.; DHAKAL, S.; GLENN, N. F.; SPAETE, L.; SHINNEMAN, D. J.; PILLIOD, D. S.; ARKLE, R. S.; MCILROY, S. K. LiDAR aboveground vegetation biomass estimates in shrublands: Prediction, Uncertainties and application to coarser scales. **Remoting Sensing**, v. 9, p. 1-19, 2017.

LIM, K. S.; TREITZ, P. M. Estimation of above ground forest biomass from airborne discrete return laser scanner data using canopy-based quantile estimators. **Scandinavian Journal of Forest Research**, v.19, p. 558-570, 2004.

LIMA JÚNIOR, C.; ACCIOLY, L. J. O.; GIONGO, V.; LIMA, R. L. F. A.; SAMPAIO, E. V. S. B.; MENEZES, R. S. C. Estimativa de biomassa lenhosa da caatinga com uso de equações alométricas e índice de vegetação. **Scientia Forestalis**, v. 42, n. 102, p. 289-298, 2014.

LOPEZ-GONZALEZ, G., LEWIS, S.L., BURKITT, M. AND PHILLIPS, O.L. ForestPlots.net: a web application and research tool to manage and analyse tropical forest plot data. **Journal of Vegetation Science**, v. 22, p. 610–613, 2011.

LU, J.; WANG, H.; QIN, S.; CAO, L.; PU, R.; LI, G.; SU, J. Estimation of aboveground biomass of Robinia pseudoacacia forest in the Yellow River Delta based on UAV and backpack LiDAR point clouds. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v. 86, p. 1-13, 2020.

MAPBIOMAS. **Relatório anual de desmatamento 2021**. São Paulo, 2022a. 126 p. Disponível em: [s http://alerta.mapbiomas.org](http://alerta.mapbiomas.org). Acesso em: 16 ago. 2022.

MAPBIOMAS. **Destaques do desmatamento anual da cobertura e uso da terra na Caatinga**. Coleção 7. 2022b. Disponível em: [https://mapbiomas-br-site.s3.amazonaws.com/MapBiomias\\_Caatinga\\_2022\\_10.10.pdf](https://mapbiomas-br-site.s3.amazonaws.com/MapBiomias_Caatinga_2022_10.10.pdf). Acesso em: 16 nov. 2022.

MARTINS-NETO, R. P.; TOMMASELLI, A. M. G.; IMAI, N. N.; DAVID, H. C.; MILTIADOU, M.; HONKAVAARA, E. Identification of significant LiDAR metrics and comparison of machine learning approaches for estimating stand and diversity variables in heterogeneous Brazilian Atlantic Forest. **Remote Sensing**, v.13, n. 13, p. 1-23, 2021.

MATA, M, V, M; HOELZEMANN, J. J.; SOUSA NETO, E. R.; AGUIAR, A. P. D.; VIEIRA, R. M. S. P.; ASSIS, T.; OMETTO, J. P. Emissões de CO2 provenientes do uso e mudanças no uso da terra no bioma Caatinga no Nordeste brasileiro. **Revista Brasileira de Geografia Física**, v. 8, n. 1, p. 144-155, 2015.

MCGAUGHEY, R. J. **FUSION/LDV**: Software for LiDAR data analysis and visualization. Seattle: United States Department of Agriculture, Forest Service, 2014. Disponível em: [http://forsys.cfr.washington.edu/software/fusion/FUSION\\_manual.pdf](http://forsys.cfr.washington.edu/software/fusion/FUSION_manual.pdf). Acesso em: 20 jun. 2022.

MCGAUGHEY, R. J. **FUSION/LDV LiDAR analysis and visualization software**. 2020. Disponível em: [http://forsys.cfr.washington.edu/FUSION/fusion\\_overview.html](http://forsys.cfr.washington.edu/FUSION/fusion_overview.html). Acesso em: 20 jun. 2022.

MEDEIROS, R. M.; HOLANDA, R. M.; VIANA, M. A.; SILVA, V. P. Climate classification in Köppen model for the state of Pernambuco – Brazil. **Revista de Geografia (Recife)**, v. 35, n. 3, p. 219-234, 2018.

MLENEK, D. C.; DALLA CORTE, A. P.; SANTOS, D. R.; SANQUETA, C. R. Revisão sistemática da literatura sobre detecção de árvores utilizando dados de sensoriamento remoto. **BIOFIX Scientific Journal**, v. 5, n. 1, p. 71-79, 2020.

MONTGOMERY, D. C.; PECK, E. A.; VINING, G. G. **Introduction to linear regression analysis**. John Wiley & Sons, Hoboken, 2015.

MOONLIGHT, P.; BANDA-R, K.; PHILLIPS, O. L.; DEXTER, K. G.; PENNINGTON, R. T.; BAKER, T. R.; LIMA, H. C.; FAJARDO, H. C.; GONZÁLEZ-M., R.; LINARES-PALOMINO, R.; LLOYD, J.; NASCIMENTO, M.; PRADO, D.; QUINTANA, C.; RIINA, R.; RODRÍGUEZ M., G. M.; VILLELA, D. M.; AQUINO, A. C. M. M.; ARROYO, L.; BEZERRA, C.; BRUNELLO, A. T.; BRIENEN, R.; CARDOSO, D.; CHAO, K. J.; COUTINHO, I. A. C.; CUNHA, J.; DOMINGUES, T.; ESPIRITO SANTO, M. M.; FELDPAUSCH, T. R.; FERNANDES, M. F.; GOODWIN, Z. A.; JIMÉNEZ, E. M.; LEVESLEY, A.; LOPEZ-TOLEDO, L.; MARIMON, B.; MIATTO, R. C.; MIZUSHIMA, M.; MONTEAGUDO, A.; MOURA, M. S. B.; MURAKAMI, A.; NEVES, D.; CHEQUÍN, R. N.; OLIVEIRA, T. C. S.; OLIVEIRA, E. A.; QUEIROZ, L. P.; PILON, A.; RAMOS, D. M.; REYNEL, C.; RODRIGUES, P. M. S.; SANTOS, R.; SÄRKINEN, T.; SILVA, V. F.; SOUZA, R. M. S.; VASQUEZ, R.; VEENENDAAL, E. **DryFlor** – Manual de campo para estabelecimento e remediação de parcela. 2020. Disponível em: [http://www.dryflor.info/files/Protocol\\_v1.1\\_Portuguese\\_clean.pdf](http://www.dryflor.info/files/Protocol_v1.1_Portuguese_clean.pdf). Acesso em: 15 mai. 2022.

NÆSSET, E. Estimating timber volume of forest stands using airborne laser scanner data. **Remote Sensing of Environment**, v. 61, n. 2, p. 246-253, 1997.

NÆSSET, E.; BJERKNES, K. O. Estimating tree heights and number of stems in young forest stands using airborne laser scanner data. **Remote Sensing of Environmental**, v. 78, p. 328-340, 2001.

OLIVEIRA, S. B. P.; MARTINS, E. S. P. R.; CARVALHO, M. S. B. D. S.; SIFEDINE, A.; FERRAZ, B. Uso de sensoriamento remoto para mapeamento de áreas susceptíveis à desertificação na região semiárida do Brasil. **Ciência & Trópico**, v. 41, p. 67-96, 2017.

OLIVEIRA, C. P. **Biomassa e carbono por meio de inventário convencional e LiDAR em Floresta seca no nordeste do Brasil**. 2019, 106 f. Tese (Doutorado em Ciências Florestais) – Universidade Federal Rural de Pernambuco. Recife, 2019.

OLIVEIRA, C. P.; FERREIRA, R. L. C.; SILVA, J. A. A.; LIMA, R. B.; SILVA, E. A.; SILVA, A. F.; LUCENA, J. D. S.; SANTOS, N. A. T.; LOPES, I. J. C.; PESSOA, M. M.

L.; MELO, C. L. S. M. Modeling and spatialization of biomass and carbon stock using LiDAR metrics in tropical dry forest, Brazil. **Forest**, v. 12, n. 473, p. 1-17, 2021.

OMETTO, J. P.; KALABA, F. K.; ANSHARI, G. Z.; CHACÓN, N.; FARRELL, A.; HALIM, S. A.; NEUFELDT, S. A.; SUKUMAR, R. CrossChapter Paper 7: Tropical Forests. 2022. In: **Climate Change 2022: Impacts, Adaptation and Vulnerability. Contribution of Working Group II to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change** [H.-O. Pörtner, D.C. Roberts, M. Tignor, E.S. Poloczanska, K. Mintenbeck, A. Alegría, M. Craig, S. Langsdorf, S. Lösschke, V. Möller, A. Okem, B. Rama (eds.)]. Cambridge University Press, Cambridge, UK e Nova Iorque, EUA, p. 2369–2410. Disponível em: [https://www.ipcc.ch/report/ar6/wg2/downloads/report/IPCC\\_AR6\\_WGII\\_CCP7.pdf](https://www.ipcc.ch/report/ar6/wg2/downloads/report/IPCC_AR6_WGII_CCP7.pdf). Acesso em: 11 nov. 2022.

PEREIRA, P. C.; SILVA, T. G. F.; ZOLNIER, S.; MORAIS, J. E. F.; SANTOS, D. C. Morfogênese da palma forrageira irrigada por gotejamento. **Revista Caatinga**, v. 28, n. 3, p. 184-195, 2015.

PERNAMBUCO. **Pernambuco tridimensional**, 2016. Disponível em: <<http://pe3d.pe.gov.br/mapa.php>>. Acesso em: 03 ago. 2018.

PERNAMBUCO. **Relatório final de atividades executadas** – Bloco V. Consórcio Águas de Pernambuco, Pernambuco. 2017.

QIN, S.; NIE, S.; GUAN, Y.; ZHANG, D.; WANG, C.; ZHANG, X. Forest emissions reduction assessment using airborne LiDAR for biomass estimation. **Resources, Conservation & Recycling**, v. 181, p. 1-9, 2022.

QUINTÃO, J. M. B.; CANTINHO, R. Z.; ALBUQUERQUE, E. R. G. M.; MARACAHIPES, L.; BUSTAMANTE, M. M. C. Mudanças do uso e cobertura da terra no Brasil, emissões de GEE e políticas em curso. **Ciência e Cultura**, v. 73, n. 1, p. 18-24, 2021.

R DEVELOPMENT CORE TEAM. **R: A Language and Environment for Statistical Computing**. R Foundation for Statistical Computing. 2015. Disponível em: <http://www.Rproject.org>. Acesso em: 20 out. 2020.

R PROJECT. **What is R?** s.d. Disponível em: <https://www.r-project.org/about.html>. Acesso em: 20 out. 2020.

RITO, K. F.; ARROYO-RODRÍGUEZ, V.; QUEIROZ, R. T.; LEAL, I. R.; TABARELLI, M. Precipitation mediates the effect of human disturbance on the Brazilian Caatinga vegetation. **Journal of Ecology**, v. 105, p. 828-838, 2017.

SAMPAIO, E. V. S. B.; SILVA, G. Biomass equation for brazilian semiarid caatinga plants. **Acta Bot. Bras.**, v. 19, n. 4, p. 935-943, 2005.

SAMPAIO, E. V. S. B.; COSTA, T. L. Estoques e fluxos de carbono no semiárido nordestino: Estimativas preliminares. **Revista Brasileira de Geografia**, v. 6, p. 1275-1291, 2011.

SCOLFORO, H. F.; SCOLFORO, J. R. S.; MELLO, C. R.; MELLO, J. M.; FERRAZ FILHO, A. C. Spatial distribution of aboveground carbon stock of the arboreal vegetation in Brazilian biomes of savanna, Atlantic Forest and semi-arid woodland. **Plos One**, v. 10, n. 6, p. 1-20, 2015.

SHAO, G.; SHAO, G.; GALLION, J.; SAUNDERS, M. R.; FRANKENBERGER, J. R.; SONGLIN, F. Improving LiDAR-based aboveground biomass estimation of temperate hardwood forests with varying site productivity. **Remote Sensing of Environment**, v. 204, p. 872–882, 2018.

SHAPIRO, S. S.; WILK, M. B. An analysis of variance test for normality. **Biometrika**, v. 52, n. 3/4, p. 591-611, 1965.

SILVA, L. G.; GALVÍNCIO, J. D. Análise comparativa da variação nos índices NDVI e SAVI no sítio PELD – 22, em Petrolina – PE, na primeira década do século XXI. **Revista Brasileira de Geografia Física**, v. 5, n. 6, p. 1446-1456, 2012.

SILVA, C. A.; KLAUBERG, C.; CARVALHO, S. P. C.; HUDAK, A. T.; RODRIGUEZ, L. C. E. Mapping aboveground carbon stocks using LiDAR data in *Eucalyptus* spp. Plantations in the state of São Paulo, Brazil. **Scientia Forestalis**, v. 42, n. 104, p. 591-604, 2014.

SILVA, C. A.; KLAUBERG, C.; HUDAK, A. T.; VIERLING, L. A.; LIESENBERG, V.; CARVALHO, S. P. C.; RODRIGUEZ, L. C. E. A principal component approach for predicting the stem volume in *Eucalyptus* plantations in Brazil using airborne LiDAR data. **Forestry**, v. 89, n. 4, p. 422-433, 2016.

SILVA, C. A.; KLAUBERG, C.; HENTZ, A. M. K.; CARVALHO, S. P. C.; CORTE, A. P. D. Predição da biomassa aérea em plantações de *Pinus taeda* L. por meio de dados LiDAR aerotransportado. **Scientia Forestalis**, v. 45, n. 115, p. 527-539, 2017a.

SILVA, C. A.; HUDAK, A. T.; KLAUBER, C.; VIERLING, L. A.; GONZALEZ-BENECKE, C.; CARVALHO, S. P. C.; RODRIGUEZ, L. C. E.; CARDIL, A. Combined effect of pulse density and grid cell size on predicting and mapping aboveground carbon in fast-growing *Eucalyptus* forest plantation using airborne LiDAR data. **Carbon Balance and Management**, v. 12, n. 13, p. 1-16, 2017b.

SILVA, J. P. M.; SILVA, M. L. M.; SILVA, E. F.; SILVA, G. F.; MENDONÇA, A. R.; CABACINHA, C. D.; ARAÚJO, E. F.; SANTOS, J. S.; VIEIRA, G. C.; ALMEIDA, M. N. F.; FERNANDES, M. R. M. Computational techniques applied to volume and biomass estimation of trees in Brazilian savanna. **Journal of Environmental Management**, v. 249, p. 1-12, 2019a.

SILVA, C. V. S.; SILVA, J. L. B.; MOURA, G. B. A.; LOPES, P. M. O.; NASCIMENTO, C. R.; SILVA, L. C. Monitoramento da cobertura vegetal por sensoriamento remoto no semiárido brasileiro através de índices de vegetação. **Nativa**, v. 7, n. 6, p. 708-717, 2019b.

SILVA, D. A. O.; LOPES, P. M. O.; MOURA, G. B. A.; SILVA, E. F. F.; SILVA, J. L. B.; BEZERRA, A. C. Evolução espaço-temporal do risco de degradação da cobertura vegetal de Petrolina – PE. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v. 34, n. 1, p. 89-99, 2019c.

STROBL, C.; MALLEY, J.; TUTZ, G. An introduction to recursive partitioning: Rationale, application, and characteristics of classification and regression trees, bagging, and random forests. **Psychological Methods**, v. 14, n. 4, p. 323-348, 2009.

TORRE-TOJAL, L.; BASTARRIKA, A.; BOYANO, A.; LOPEZ-GUEDE, J. M.; GRAÑA, M. Above-ground biomass estimation from LiDAR data using random forest algorithms. **Journal of Computational Science**, v. 58, p. 1-14, 2022.

WOODS, M.; LIM, K.; TREITZ, P. Predicting forest stand variables from LiDAR data in the Great Lakes – St. Lawrence forest of Ontario. **The Forestry Chronicle**, v. 84, n. 6, p. 827-839, 2008.

ZHANG, Z.; CAO, L.; SHE, G. Estimating forest structural parameters using canopy metrics derived from airborne LiDAR data in subtropical forest. **Remote Sensing**, v.9, n. 940, p. 1-26, 2017.

ZIMBRES, B.; SHIMBO, J.; BUSTAMANTE, M.; LEVICK, S.; MIRANDA, S.; ROITMAN, I.; SILV´ERIO, D.; GOMES, L.; FAGG, C.; ALENCAR, A. Savanna vegetation structure in the Brazilian Cerrado allows for the accurate estimation of aboveground biomass using terrestrial laser scanning. **Forest Ecology and Management**, v. 458, 2020.

ZIMBRES, B.; RODRÍGUEZ-VEIGA, P.; SHIMBO, J. Z.; BISPO, P. C.; BALZTER, H.; BUSTAMANTE, M.; ROITMAN, I.; HAIDAR, R.; MIRANDA, S.; GOMES, L.; CARVALHO, F. A.; LENZA, E.; MARACAHIPES-SANTOS, L.; ABADIA, A. C.; PRADO JÚNIOR, J. A.; MACHADO, E. L. M.; GONZAGA, A. P. D.; TERRA, M. C. N. S.; MELLO, J. M.; SCOLFORO, J. R. S.; PINTO, J, R. R.; ALENCAR, A. Mapping the stock and spatial distribution of aboveground woody biomass in the native vegetation of the Brazilian Cerrado biome. **Forest Ecology and Management**, v. 499, 2021.

## 5 ARTIGO 2 - ESTIMATIVA DE ATRIBUTOS FLORESTAIS E BIOMASSA ACIMA DO SOLO A PARTIR DE DADOS LIDAR TERRESTRE EM FLORESTA TROPICAL SAZONALMENTE SECA

### 5.1 INTRODUÇÃO

Na biosfera terrestre, grande parte de carbono está armazenada nas florestas, que exercem papel fundamental no ciclo do carbono e na conservação da biodiversidade (DIXON et al., 1994; PAN et al., 2011; YRTTIMAA et al., 2019). As árvores, que interagem essencialmente com o clima, contribuem na funcionalidade do ecossistema florestal e na prestação de serviços ecossistêmicos (CROWTHER et al., 2015; ASNER et al., 2017; YRTTIMAA et al., 2019). Dessa forma, os processos ecossistêmicos podem ser compreendidos, de modo indireto, a partir da análise da estrutura da vegetação e suas relações com o ambiente, tendo sido apontados como indicadores para inúmeros padrões e processos naturais (VILÀ et al., 2013; JENKINS, 2015; FROIDEVAUX et al., 2016; BLAKEY et al., 2017; ZIMBRES et al., 2020).

Para avaliar a estrutura da vegetação são realizados inventários florestais, que são fontes de medidas dos parâmetros estruturais da floresta, fornecendo uma base para adquirir a quantidade, a qualidade e a estrutura da vegetação, bem como determinar a biomassa, o volume do tronco, os índices associados a biodiversidade e as alterações dos mesmos (LIU et al., 2018; YE et al., 2020). O indivíduo vegetal é a unidade de medida básica para o inventário florestal, tendo o fuste como a parte relevante, que a partir desta obtém-se a posição dos indivíduos, alturas, diâmetro à altura do peito (DAP), área da copa, volume do fuste, entre outros (YE et al., 2020).

A técnica convencional de obtenção dos parâmetros florestais é baseada em medição manual das árvores em campo, com o uso de ferramentas simples, porém é uma prática trabalhosa, demorada e até subjetiva (ou seja, sujeito a tendência do operador) (AIJAZI et al., 2017). Com o avanço das tecnologias de sensoriamento remoto ocorreu um movimento em direção à automação total ou parcial das medições (AIJAZI et al., 2017), que podem promover estimativas rápidas e de alta precisão da estrutura da vegetação (ZIMBRES et al., 2020).

A varredura a laser, também conhecida como LiDAR (*Light Detection and Ranging*), é uma das técnicas mais recentes do sensoriamento remoto, sendo a mais promissora para inventário florestal e estimativa de biomassa (BARBOSA; BROADBENT; BITENCOURT, 2014; SRINIVASAN et al., 2015; BEYENE et al., 2020). A varredura a laser terrestre (*Terrestrial Laser Scanning* - TLS) oferece uma aferição rápida, não destrutiva e automatizada e apresenta capacidade de medir detalhes em escala milimétrica (LIANG et al., 2016). Ao longo das duas últimas décadas revelaram notáveis progressos da técnica de TLS para digitalizar a arquitetura das árvores, permitindo uma reconstrução tridimensional sem precedentes de indivíduos e povoamentos florestais, por meio de pontos georreferenciados (LIANG et al., 2018; YRTTIMAA et al., 2019; CALDERS et al., 2020; WANG et al., 2021; ALVITES et al., 2021). De longe, o TLS fornece as medidas mais precisas em nível de indivíduos arbóreos (WANG et al., 2021). Entretanto, comumente, tal técnica robusta tem sido empregada em nível de parcelas amostrais de pequena dimensão (LIN et al., 2021).

Em comparação à varredura a laser aéreo (ALS), também bastante aplicada para fins florestais, o TLS apresenta maior eficiência na medição de atributos abaixo do dossel, como densidade do sub-bosque, diâmetro e volume do fuste, sobretudo em vegetação de estrutura mais complexa (CÔTÉ; FOURNIER; EGLI, 2011; DASSOT et al., 2012; AIJAZI et al., 2017; ZIMBRES et al., 2020). Assim, o LiDAR terrestre tem sido implementado com êxito na área da silvicultura (WATT; DONOGHUE, 2005; BEYENE et al., 2020), onde o TLS demonstrou ser mais preciso na análise de atributos florestais em relação às florestas naturais (LIANG et al., 2018; ALVITES et al., 2021). Em vista disso, é possível observar na literatura que o maior número das investigações trata de uma única espécie, plantação, florestas decíduas e coníferas, e em menor proporção em florestas tropicais (BEYENE et al., 2020).

A vegetação de caatinga se inclui dentre as florestas tropicais sazonalmente seca, e apresenta grande diversidade de paisagens, constituída por uma ampla variação estrutural e florística, o que a caracteriza como um bioma heterogêneo (SILVA; CRUZ, 2018). Constituída por inúmeras espécies de plantas extremamente adaptadas às condições de elevada disponibilidade de energia, temperaturas elevadas e baixa disponibilidade de água pluvial, na caatinga se verificam comunidades vegetais com estrutura ímpar. São árvores que se entrelaçam;

múltiplos troncos com pequenos diâmetros; copas que se sobrepõem em várias camadas; folhas pequenas, subdivididas em vários folíolos, algumas em forma de espinhos; e com porte baixo quando comparadas com outras árvores tropicais; que apresentam diversos arbustos no sub-bosque. Essas características tornam ainda mais difícil a realização de um levantamento florístico e estrutural das plantas da caatinga.

As aplicações do LiDAR terrestre tem sido realizada em diversas tipologias florestais, porém seu potencial para retratar e obter medições da estrutura florestal, assim como de estimar a biomassa e o carbono acima do solo, tem sido pouco explorado na caatinga. Os únicos registros do uso do LiDAR terrestre na caatinga focam no uso de modelagem 3D para identificação de quatro espécies vegetais (BARMPOUTIS et al., 2020), quando foram realizados escaneamento de indivíduos da caatinga em campo e em ambiente fechado; e na disponibilização de nuvens de pontos registradas e escaneamentos brutos para estudos em nível de planta e de parcela em áreas de Petrolina e da Reserva de Serra das Almas (MOURA et al., 2021).

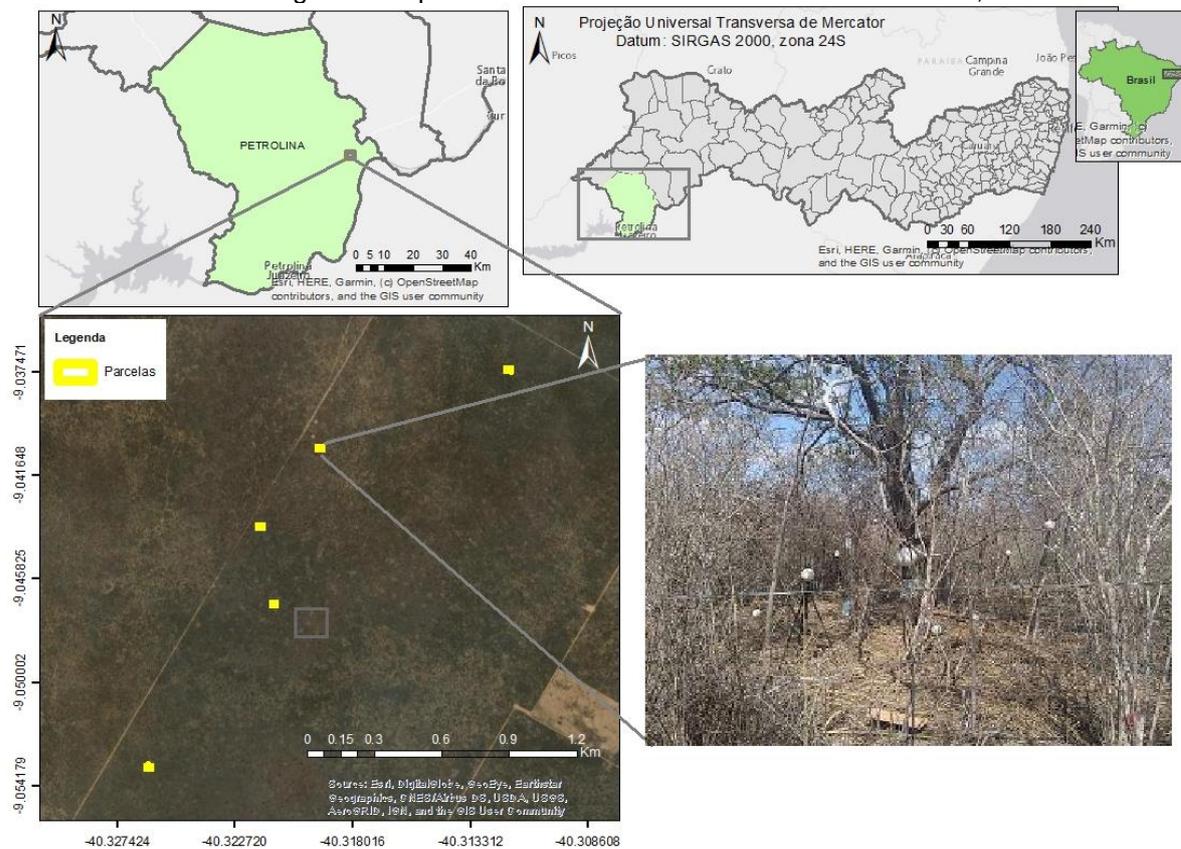
Dessa forma, o objetivo deste trabalho foi analisar a predição de variáveis florestais, como número de indivíduos, altura total, diâmetro de fuste e biomassa acima do solo (AGB) da vegetação de caatinga a partir de dados de LiDAR terrestre, dando evidências sobre as possibilidades de seu uso para obtenção de atributos florestais em áreas de floresta tropical sazonalmente seca do Brasil.

## 5.2 MATERIAL E MÉTODOS

### 5.2.1 Delimitação e caracterização da área de estudo

As varreduras a laser terrestre foram realizadas na área da Reserva Legal da Embrapa Semiárido, localizada no município de Petrolina, Pernambuco (Figura 1). A área de estudo é constituída por vegetação nativa de caatinga, do tipo hiperxerófila, com presença de floresta caducifólia, de porte arbustivo-arbóreo (CPRM, 2005).

Figura 1 - Localização das áreas de estudo, com destaque para as parcelas permanentes do ForestPlots e a climatologia da temperatura e chuva em Petrolina e Serra Talhada, Pernambuco.

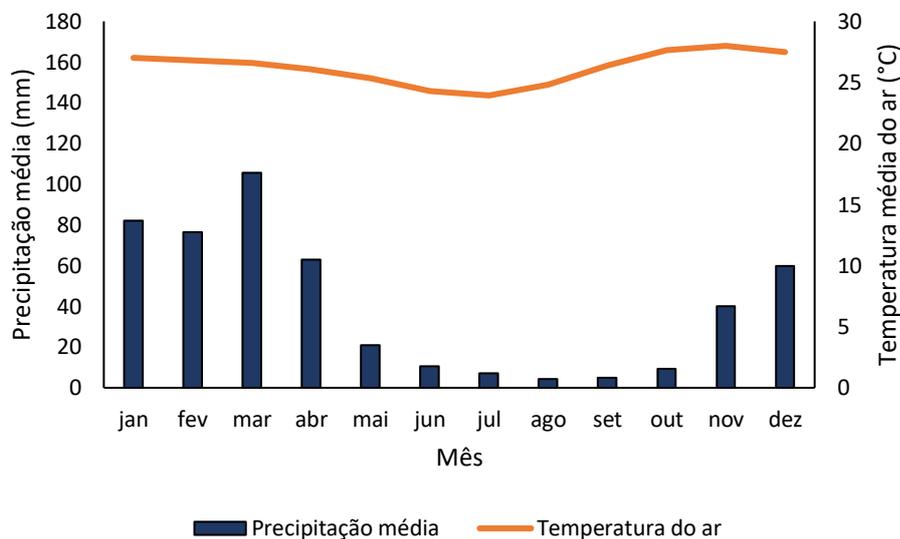


Fonte: Autora (2023)

De acordo com os dados meteorológicos da Embrapa Semiárido, a temperatura média anual do ar é de 26,2°C, atingindo maiores valores entre os meses de outubro e novembro (27,7°C e 28°C, respectivamente), enquanto as mínimas ocorrem entre junho e julho (com médias de 24,3°C e 23,9°C, respectivamente) (TEIXEIRA, 2009; TEIXEIRA et al., 2013). A precipitação média

anual é de 484,4 mm, com quadrimestre mais chuvoso entre janeiro e abril, e logo período seco, que se estende principalmente entre maio e outubro (Figura 2).

Figura 2 – Médias mensais de precipitação e de temperatura do município de Petrolina, Pernambuco.



Fonte: Embrapa Semiárido. Elaborado pela Autora (2023).

Foram demarcadas cinco parcelas (Figura 1) de 10 x 10 m (100 m<sup>2</sup>), nas seguintes coordenadas centrais: 9°03'11,8"S, 40°19'34,4"O a 383 m de altitude acima do nível médio do mar (NMM); 9°02'48,5"S, 40°19'16,4"O a 390 m (NMM); 9°02'37,2"S, 40°19'18,1"O a 384 m (NMM); 9°02'25,8"S, 40°19'09,5"O a 384 m (NMM); e 9°02'14,9"S, 40°18'42,1"O a 378 m (NMM) (Figura 1).

### 5.2.2 Inventário florestal em campo

Nas cinco parcelas foram contabilizados 179 indivíduos lenhosos, de 14 espécies, 14 gêneros e 7 famílias (Tabela 1), com diâmetro do caule  $\geq 3$  cm ao nível do solo. Foram medidos altura total da planta; e a circunferência do tronco ao nível do solo e nas alturas de 40 cm e 130 cm acima do solo, entre dezembro de 2018 e maio de 2020, com o uso de varas graduadas para medição de altura total dos indivíduos e de trena para aferição de circunferência dos caules. Para estimativa do diâmetro do tronco, dividiu-se o valor da circunferência por pi ( $\pi = 3,14$ ).

Tabela 1 – Espécies e número de indivíduos observados nas cinco parcelas de Petrolina.

Nome científico	Nome vernacular	Nº
<i>Bauhinia cheilantha</i> (Bong.) Steud	Pata de vaca	16
<i>Cnidocolus quercifolius</i> Pohl	Favela	5
<i>Commiphora leptophloeos</i> (Mart.) J.B. Gillett	Umburana	12
<i>Croton</i> sp.	-	27
<i>Handroanthus spongiosus</i> (Rizzini) S. Grose	Sete-cascas	58
<i>Jacaratia corumbensis</i> Kuntze	Mamão de veado	1
<i>Jatropha mollissima</i> (Pohl) Baill.	Pinhão	1
<i>Manihot carthagenensis</i> (Jacq.) Müll. Arg.	Maniçoba	13
<i>Mimosa tenuiflora</i> (Willd.) Poir.	Jurema preta	6
<i>Cenostigma microphyllum</i> (Mart. ex G.Don) Gagnon & G.P.Lewis	Catingueira	16
<i>Pseudobombax grandiflorum</i> (Cav.) A. Robyns	Embiriçu	2
<i>Sapium glandulosum</i> (L.) Morong.	Burra leiteira	13
<i>Schinopsis brasiliensis</i> Engl.	Baraúna	1
<i>Senegalia piauhiensis</i> (Benth.) Seigler	Jurema rama de boi	8
<b>Total</b>		<b>179</b>

Fonte: Autora (2023)

### 5.2.3 Escaneamento com o laser terrestre – TLS

Nas cinco parcelas demarcadas foram distribuídas esferas de poliestireno brancas que funcionaram como referência no pareamento das varreduras para formação de imagens tridimensionais, manipuladas no software Faro Scene. Desse modo, as esferas foram posicionadas em locais que possibilitaram a sua visualização em diversos pontos da parcela (Figura 3). Portanto, as varreduras foram realizadas em pontos, em torno da parcela, onde a visualização era de maior número de esferas. Dependendo do número de esferas observadas em cada varredura, havia variação no número de varredura em cada parcela, de modo que foram realizadas entre 7 e 9 escaneamentos em cada parcela.

Figura 3 – Posicionamento do equipamento de varredura a laser terrestre, Faro Focus 3D, e das esferas de referência em período seco (a) e úmido (b) nas parcelas de caatinga, Petrolina, Pernambuco.



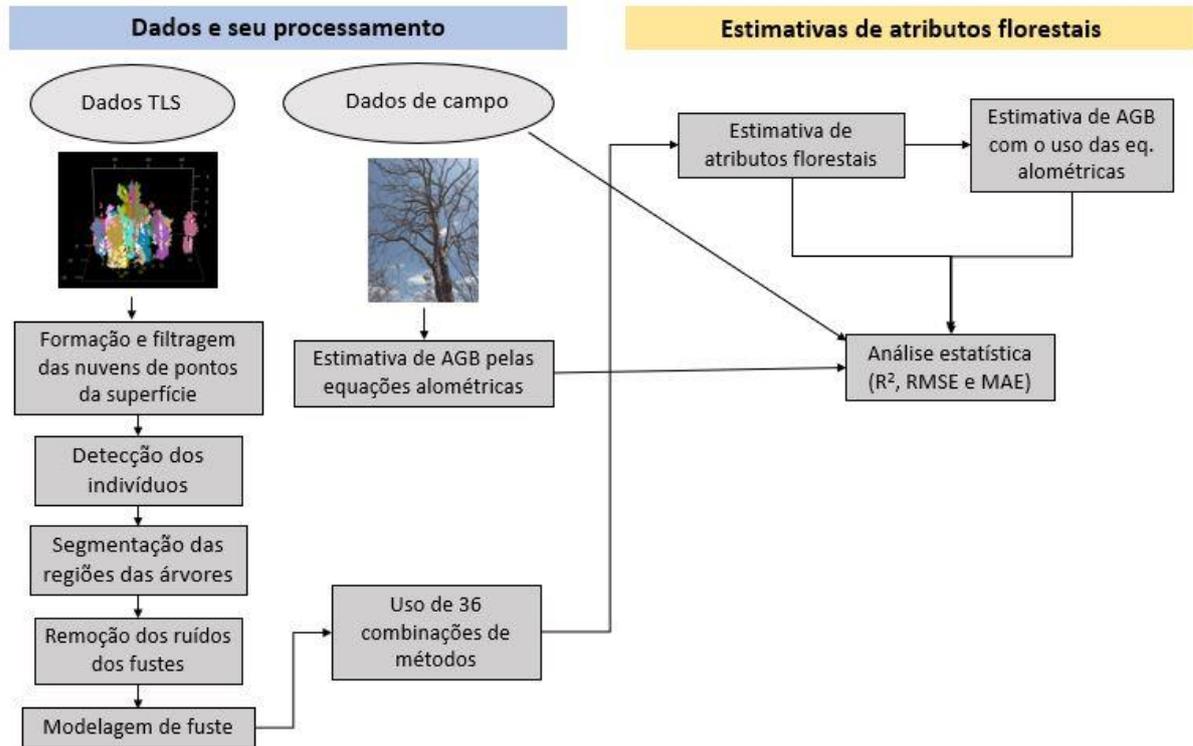
Fonte: Autora (2023)

O scanner utilizado foi o modelo *Faro Laser Scanner Focus 3D X 130 HDR*, cujos produtos dos escaneamentos, após processados, são nuvens de pontos no formato *xyzi*. O sensor foi instalado em um tripé em duas alturas diferentes, aproximadamente, 1,0 e 1,5 m acima da superfície do solo. O sistema *Faro Laser Scanner Focus 3D X 130 HDR* possui transmissor óptico que emite laser de comprimento de onda de 1.550 nm, com divergência do feixe de 0,19 mrad (0,011°) e diâmetro do feixe típico na saída de 2,25 mm. A velocidade de medição é de até 976.000 pontos  $s^{-1}$ , em campo de visão máximo de 360° horizontal e 300° vertical, com uma resolução angular de 0,009°, e velocidade máxima da varredura vertical de 5.820 rpm (97 Hz). As varreduras realizadas nas 5 parcelas foram feitas em velocidade de medição de 122.000 pontos  $s^{-1}$  e em campo de visão de 60° a 300° horizontal e -60° a 90° vertical.

Em virtude da característica caducifólia, foram realizadas as varreduras sazonalmente, dessa forma, capturando as duas condições da floresta: com e sem folhas (Figura 3). As varreduras a laser foram realizadas entre dezembro de 2018 e maio de 2020, e para este estudo foram utilizadas as nuvens de pontos obtidas nos meses de abril, julho e outubro de 2019 e maio de 2020, que apresentaram bons registros para uso em todos ou na maior parte dos algoritmos analisados na estimativa dos dados florestais.

Na Figura 4 apresenta-se um resumo das etapas realizadas no processamento de dados TLS em conjunto com os dados de campo para obtenção dos dados estruturais, da biomassa acima do solo (AGB) e do carbono (C) das áreas de caatinga.

Figura 4 - Fluxograma dos métodos aplicados no processamento dos dados LiDAR terrestre e de campo para estimativa de variáveis florestais, da biomassa acima do solo (AGB) e do carbono (C) em áreas de caatinga, Petrolina, PE.



Fonte: Autora (2023)

#### 5.2.4 Processamento dos dados TLS

A manipulação dos scans (varreduras) para criação de nuvens de pontos tridimensional foi feita no programa do próprio scanner, Faro Scene. Por meio deste, foram realizadas três etapas: processamento, registro dos scans e aperfeiçoamento da nuvem de pontos. No processamento foram empregados filtros para redução de ruídos como “pontos escuros” e “pontos dispersos”, e também foi realizada a colorização dos scans. Na etapa registro dos scans, foram identificadas, de forma automática e manual, as esferas de referências para posicionar os scans e construir a nuvem 3D (Figura 5). Por fim, com a nuvem formada, foram excluídos pontos fora

dos limites das parcelas, para, então, exportar a nuvem de pontos a ser utilizada nas análises seguintes.

Figura 5 - União das varreduras para formação de imagem 3D de uma parcela no software Scene (a) e a imagem 3D elaborada (b) para uma área de caatinga, Petrolina, PE.



Fonte: Autora (2023).

### 5.2.5 Estimativa de biomassa e variáveis florestais a partir dos dados TLS

As variáveis dendrométricas obtidas a partir dos dados TLS foram: altura total dos indivíduos e diâmetros dos fustes a 40 cm, a 130 cm e ao nível do solo. Os dados TLS foram convertidos para o formato las, por meio do comando *asciimport* do programa Fusion/LDV (MCGAUGHEY, 2014).

O processamento dos dados foi realizado no software R (R DEVELOPMENT CORE TEAM, 2015), utilizando as funções do pacote TreeLS (CONTO, 2020). Inicialmente, as nuvens de pontos foram normalizadas, aplicando a função *tlsNormalize*, em seguida foi feita a reamostragem da nuvem, para reduzir a densidade de pontos, utilizando a função *tlsSample* com o algoritmo *smp.voxelize*, que realiza a amostragem aleatória pontual, por voxel (pixel tridimensional) em uma determinada resolução espacial (CONTO, 2020).

Com o produto da reamostragem, foi mapeada a ocorrência de indivíduos vegetais, usando três algoritmos diferentes: *map.Hough*, *map.eigen.knn* e *map.eigen.voxel*. O algoritmo *map.Hough* aplica uma versão adaptada do método Transformada de Hough (método de extração de parâmetros, que utiliza características de imagem local para acumular evidências para todos os exemplos de modelos possíveis (ILLINGWORTH; KITTLER, 1987)) para buscar círculos em camadas de nuvens de pontos discretizadas (dados que sofreram transformação de

atributos contínuos em categóricos, simplificando-os (GARCIA et al., 2013)), empilhadas e paralelas dentro dos limites de altura estabelecidos na descrição da função (CONTO, 2020). São formadas as zonas de probabilidade pelo agrupamento de pixels, nos quais se encontram diversas intersecções de círculos com mesmo raio, estimando, desse modo, o centro do círculo (CONTO, 2020). As zonas de probabilidade perfiladas em vertical representam as regiões de ocorrência de árvore (CONTO, 2020).

O *map.eigen.knn* determina métricas para cada ponto com base nos seus vizinhos mais próximos (KNN). Dependendo dos parâmetros de métricas dos pontos, os pontos são excluídos e agrupados para configurar regiões dos indivíduos arbustivo-arbóreos. Os agrupamentos são feitos em função do diâmetro máximo previsto. Já o algoritmo *map.eigen.voxel* seleciona pontos pertencentes a voxels com aspectos específicos. As métricas de pontos são calculadas para cada voxel. Da mesma forma que o *map.eigen.knn* executa, dependendo dos parâmetros de métricas dos voxels, são excluídos os pontos e, posteriormente, reunidos, representando as áreas dos indivíduos (CONTO, 2020). Nesses dois métodos, as métricas, referentes à orientação do objeto, são calculadas baseadas nos vetores normais aproximadas obtidas dos vetores próprios.

Posteriormente, foi feita a classificação das regiões de árvores, aplicando a função *treePoints*, a qual identifica os indivíduos, de acordo com as coordenadas dos dados, denominando-os (TreeIDs), bem como segmenta a região da árvore, utilizando o algoritmo *trp.crop*, que confere pontos a um TreeID no interior de círculos ou quadrados de área fixa no posicionamento identificado.

Com os indivíduos identificados e segmentados, foram classificados os pontos dos fustes de árvores, empregando a função *stemPoints* com método de remoção de ruídos dos troncos. Foram analisados três métodos, que foram os mesmos usados no mapeamento de árvores (transformada de Hough, knn e voxel) denominados, especificamente, de *stm.Hough*, *stm.eigen.knn* e *stm.eigen.voxel*.

Os algoritmos de *stemPoints*, que selecionam pontos baseadas nas métricas de decomposição própria (knn ou voxel), geram estimativa dos raios dos segmentos de fuste por meio da intersecção dos vetores normais dos pontos. Todo ponto do fuste apresenta um raio que representa a distância entre o ponto e o voxel com mais intersecções dos vetores normais em relação a seu vetor. A média dos raios de todos os pontos de um segmento de fuste é o raio do segmento (CONTO, 2020).

Para obter os dados dendrométricos e o número de indivíduos, utilizou-se a função *tlsInventory*, que forneceu estimativas de diâmetros de tronco, altura total de indivíduos e demais dados de inventário florestal. Nessa função, um dos argumentos utilizados foi *dh*, no qual foram adicionados os valores da altura para estimar os diâmetros do fuste. Outro argumento empregado foi *d\_method*, onde usou-se a função *shapeFit*, que ajusta as formas de cilindro (3D) ou círculo (2D) para estimar os diâmetros, na qual foram especificados os argumentos *shape* e *algorithm*. Foram analisadas as *shapes* de círculo e cilindro, e os algoritmos Ransac e Irls, os quais são métodos robustos de modelagem do tronco por estimar os parâmetros da forma (*shape*) em conjunto de pontos com ruídos (CONTO, 2020).

Conforme Conto (2020), o Algoritmo Ransac (*Random Sample Consensus – Consenso de amostra aleatória*) realiza reamostragem de dados com número de repetições necessárias para obter um subconjunto constituído por apenas inliers, pelo menos uma vez. Ainda segundo Conto (2020), o algoritmo Irls (*Iterative Reweighted Least Squares – Mínimos quadrados reponderados iterativamente*) confere, automaticamente, outliers mediante reexame iterativo, e posteriormente, efetua uma otimização Nelder-Mead de somas de distância quadrada para definir os melhores parâmetros de círculo ou cilindro para uma dada nuvem de pontos.

No total, foram analisadas trinta e seis combinações de métodos, que compreendem algoritmos de mapeamento das árvores/arbustos (Hough, knn e voxel), de remoção de ruídos dos troncos (Hough, knn e voxel) e de modelagem de tronco (Ransac e irls), bem como as formas de círculos e cilindros para estimar diâmetros ao nível do solo (DNS), a 40 cm (D40) e 130 cm (DAP) do solo, altura total e número de indivíduos. O Quadro 1 apresenta essas combinações e os seus respectivos códigos utilizados. Em cada código, adicionou-se um ponto e um número, de 1 a 3, que corresponde, respectivamente, aos diâmetros ao nível do solo (DNS), a 40 cm (D40) e a 130 cm (D130) do solo.

A biomassa foi estimada aplicando equação alométrica de acordo com os diâmetros do fuste, utilizando as variáveis estimadas a partir dos dados TLS. Para o DNS foi empregada a equação de Sampaio e Silva (2005); para o D40 foi adaptada a equação de Oliveira (2019) e para o DAP utilizou-se a equação de Dalla Lana (2017) (Quadro 2).

Quadro 1 - Combinações de métodos para estimativa de diâmetros de tronco, altura e número de indivíduos

Mapeamento			Remoção de ruídos			Modelagem de tronco		Forma		Combinação
Hough	Knn	voxel	Hough	Knn	voxel	Ransac	Irls	Círculo	Cilindro	
x			x			x		x		C1
x				x		x		x		C2
x					x	x		x		C3
	x		x			x		x		C4
	x			x		x		x		C5
	x				x	x		x		C6
		x	x			x		x		C7
		x		x		x		x		C8
		x			x	x		x		C9
x			x			x			x	C10
x				x		x			x	C11
x					x	x			x	C12
	x		x			x			x	C13
	x			x		x			x	C14
	x				x	x			x	C15
		x	x			x			x	C16
		x		x		x			x	C17
		x			x	x			x	C18
x			x				x	x		C19
x				x			x	x		C20
x					x		x	x		C21
	x		x				x	x		C22
	x			x			x	x		C23
	x				x		x	x		C24
		x	x				x	x		C25
		x		x			x	x		C26
		x			x		x	x		C27
x			x				x		x	C28
x				x			x		x	C29
x					x		x		x	C30
	x		x				x		x	C31
	x			x			x		x	C32
	x				x		x		x	C33
		x	x				x		x	C34
		x		x			x		x	C35
		x			x		x		x	C36

Fonte: Autora (2023)

Quadro 2 - Equações alométricas utilizadas para estimativa de biomassa a partir de dados TLS

Diâmetro do fuste	Autor	Equação
DNS	Sampaio e Silva (2005)	$AGB = 0,0292 \times (DNS \times Ht)^{1,6371}$
D40	Oliveira (2019)	$AGB = \exp(-3,5336 + 1,9126 \times \ln(D40) + 1,2438 \times \ln(Ht))$
DAP	Dalla Lana (2017)	$AGB = \exp(-1,2884 + 1,6102 \times \ln(DAP) + 0,4343 \times \ln(Ht))$

Fonte: Autora (2023)

### 5.2.6 Análise estatística

A precisão dos dados florestais estimados a partir dos dados TLS foi avaliada por meio de comparações dos seguintes índices estatísticos: coeficiente de determinação ( $R^2$ ) (Equação 1), raiz do erro quadrático médio (RMSE) (Equação 2) e erro médio absoluto (MAE) (Equação 3).

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y} - \bar{y})^2}{\sum_{i=1}^n (y - \bar{y})^2} \quad (\text{Equação 1})$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y} - y)^2}{n}} \quad (\text{Equação 2})$$

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |\hat{y} - y|}{n} \quad (\text{Equação 3})$$

em que  $\hat{y}$  é AGB estimada;  $y$  é AGB observada;  $\bar{y}$  é a média amostral de AGB observada;  $n$  é tamanho da amostra.

No ambiente R, foram calculados RMSE, MAE e  $R^2$  dos dados estimados e observados, com o uso da função *defaultSummary*, pertencente ao pacote *caret*.

## 5.3 RESULTADOS E DISCUSSÃO

### 5.3.1 Caracterização florestal da área de estudo

Nas cinco parcelas, entre os 179 indivíduos registrados durante o período da realização do inventário florestal, dois feneceram, e um deles está em regeneração. As famílias encontradas foram Anacardiaceae, Bignoniaceae, Burseraceae, Caricaceae, Fabaceae, Malvaceae e Euphorbiaceae, sendo esta última com maior número de espécies (*C. quercifolius*, *Croton sp.*, *J. mollissima*, *M. carthagenensis* e *S. glandulosum*) e maior número de representantes (59 indivíduos). Esta família também se destacou nos estudos de Rodal, Martins e Sampaio (2008), Barbosa et al. (2012) e Calixto Júnior e Drumond (2014) realizados na caatinga pernambucana.

A espécie *C. microphyllum* foi a única que ocorreu em todas as parcelas, com frequência relativa de 13,5%, totalizando 16 indivíduos. Também tiveram alta frequência, ocorrendo em quatro parcelas, as espécies *Croton sp.*, *M. carthagenensis*, *S. glandulosum* e *H. spongiosus*, com frequência relativa de 10,8%. A espécie *H. spongiosus* (Sete-cascas) destacou-se com maior número de indivíduos na área total (58 indivíduos), representada pela densidade relativa de 32,4%, desse modo, elevando o seu valor de importância (16,9%) e o valor de cobertura (20%).

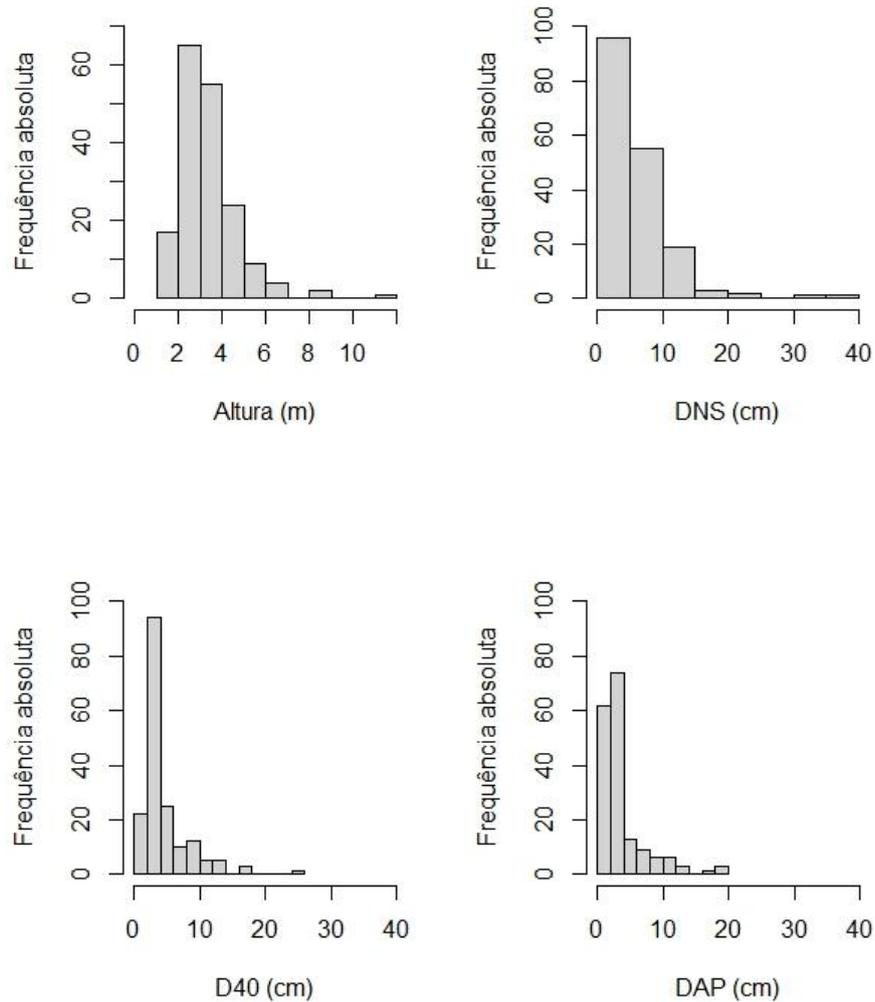
Por meio das medições dos atributos das árvores/arbustos, constatou-se que a área de estudo é constituída por indivíduos de baixo porte, com média de 3,4 m de altura (Tabela 2), havendo maior frequência na faixa de 2 a 4 m (Figura 6). O DAP médio estreito, de 3,7 cm, ratifica a baixa estatura da vegetação, bem como as maiores frequências dos indivíduos nas classes de menores diâmetros do fuste.

Tabela 2 - Dados dendrométricos registrados nas cinco parcelas de Petrolina

Nº ind.	Ht		DNS		D40		DAP	
	$\bar{X}$	DP	$\bar{X}$	DP	$\bar{X}$	DP	$\bar{X}$	DP
179	3,4	1,4	6,3	4,8	4,6	3,6	3,7	3,5

Nº ind.: número de indivíduos vegetais; Ht: altura total (m); DNS: diâmetro ao nível do solo (cm); D40: diâmetro a 40 cm do solo (cm); DAP: diâmetro a altura do peito (cm); DP: desvio padrão

Figura 6 - Histogramas de frequências de altura total, de diâmetro ao nível do solo, de diâmetro a 40 cm e a 130 cm do solo observadas em campo em área de caatinga, Petrolina, PE.



Fonte: Autora (2023)

### 5.3.2 Estimativas de dados florestais a partir dos dados TLS

Por meio do mapeamento de ocorrência de arbustos/árvores, foi realizada a detecção de indivíduos utilizando três camadas horizontais com altura de 40 cm e 130 cm acima do solo, e do nível do solo, as mesmas alturas usadas para estimar os três tipos de diâmetros dos fustes dos vegetais. Portanto, resultaram três valores diferentes de números de indivíduos por combinação. No geral, foram obtidos valores de métricas de erros significativos, com RMSE de 18,35 a 31,26 e MAE de 11,4 a 30,6 (Tabela 3).

Tabela 3 - Estatística da estimativa do número de indivíduos arbustivo-arbóreos com base nos dados laser scanning terrestre (TLS) em caatinga, Petrolina, Pernambuco.

Combinação	RMSE			R <sup>2</sup>			MAE		
	DNS	D40	DAP	DNS	D40	DAP	DNS	D40	DAP
C1	27,87	27,93	27,10	0,18	0,40	0,11	26,80	26,80	26,20
C2	27,99	27,31	27,27	0,07	0,09	0,15	27,20	26,40	26,40
C3	28,53	27,53	27,73	0,01	0,00	0,20	27,80	26,80	26,80
C4	22,03	21,27	20,82	0,41	0,49	0,47	15,50	14,50	14,00
C5	19,89	18,69	18,99	0,25	0,18	0,22	13,20	11,60	12,60
C6	19,34	18,92	18,35	0,05	0,05	0,18	12,80	13,60	11,40
C7	29,28	28,96	28,62	0,00	0,00	0,00	27,20	26,80	26,20
C8	26,06	26,55	26,00	0,04	0,03	0,04	23,25	24,50	22,75
C9	26,71	26,22	26,16	0,03	0,04	0,04	24,00	24,00	23,75
C10	28,04	28,23	27,50	0,23	0,38	0,14	27,00	27,20	26,60
C11	28,81	27,54	28,01	0,31	0,42	0,55	28,00	26,60	27,00
C12	28,63	28,27	28,21	0,00	0,05	0,23	28,00	27,60	27,20
C13	22,27	22,10	20,70	0,38	0,46	0,35	15,75	15,25	14,50
C14	20,68	18,72	19,43	0,22	0,15	0,24	14,60	12,00	12,80
C15	20,29	18,45	18,60	0,04	0,10	0,11	15,20	11,60	12,00
C16	29,45	29,48	28,78	0,01	0,00	0,00	27,00	28,00	26,20
C17	26,11	26,42	26,60	0,04	0,03	0,03	23,50	24,00	23,00
C18	26,29	26,27	26,03	0,03	0,03	0,04	23,25	23,00	23,00
C19	28,54	28,42	27,46	0,36	0,29	0,14	27,20	27,40	26,60
C20	29,04	27,92	28,49	0,18	0,45	0,05	28,20	27,00	27,80
C21	30,10	29,13	28,39	0,00	0,30	0,36	29,60	28,40	27,40
C22	21,99	21,81	20,71	0,58	0,45	0,40	15,75	15,00	14,50
C23	20,76	20,07	21,35	0,22	0,24	0,13	14,60	14,40	17,60
C24	21,69	20,89	20,88	0,05	0,16	0,09	17,60	17,20	16,60
C25	29,09	28,80	28,82	0,00	0,00	0,00	26,20	25,60	26,00
C26	26,29	26,58	26,69	0,03	0,04	0,04	23,25	23,75	24,25
C27	26,61	26,26	26,06	0,03	0,05	0,04	23,25	23,00	23,25
C28	28,25	28,12	27,63	0,33	0,37	0,07	27,00	27,00	26,80
C29	29,36	28,43	28,09	0,17	0,30	0,11	28,60	27,60	27,20
C30	31,26	28,43	28,14	0,04	0,05	0,24	30,60	27,60	27,20
C31	22,83	21,90	20,19	0,41	0,32	0,48	16,25	16,00	13,25
C32	21,29	19,91	19,15	0,16	0,20	0,10	15,40	12,40	13,40
C33	22,46	19,83	19,94	0,01	0,03	0,11	19,00	13,60	13,40
C34	29,30	28,88	28,53	0,00	0,00	0,00	26,60	26,40	25,40
C35	26,37	26,03	26,52	0,04	0,04	0,03	23,75	23,00	23,00
C36	27,16	26,56	26,26	0,03	0,03	0,05	25,00	23,50	23,00

DNS: diâmetro ao nível do solo; D40: diâmetro a 40 cm do solo; DAP: diâmetro a altura do peito; RMSE: raiz quadrada do erro médio;  $R^2$ : coeficiente de determinação; MAE: erro médio absoluto.

De acordo com a estatística apresentada na Tabela 3, notou-se que o método knn apresentou melhores resultados na detecção de indivíduos, destacando as combinações C5, C6, C14 e C15, que obtiveram menores valores das métricas de erro, dentre as 36 combinações analisadas, com RMSE variando de 18,35 a 20,68 e MAE de 11,40 a 15,20. Entretanto, os coeficientes de determinação dessas combinações foram baixos, entre 0,04 e 0,25. Já a combinação C22, que utilizou também o método knn, apresentou o maior valor de  $R^2$  (entre 0,40 e 0,58) com RMSE (de 20,71 a 21,99) e MAE (de 14,50 a 15,75) próximos aos das quatro combinações anteriores, o que confirmou a acurácia superior do método knn em relação ao Hough e voxel na identificação de indivíduos na vegetação estudada.

Dentre as combinações, que aplicaram knn para mapeamento, as que foram associadas com as técnicas knn e voxel, para remoção de ruídos de troncos, tiveram menores valores de RMSE e MAE, o que pode ser visto nas combinações C5, C6, C14 e C15, com diferença pequena em relação à associação com a técnica Hough, que resultou em  $R^2$  maior em relação aos outros dois métodos.

Todas as combinações dos métodos utilizados resultaram em subestimativas dos valores totais de indivíduos nas 5 parcelas, que podem ser notadas nos histogramas de frequência referente aos diâmetros dos troncos e a altura total, apresentadas na Figura 6. A quantidade de indivíduos estimados pelas associações de métodos para a área total do estudo variou entre 27 e 132 indivíduos, correspondendo a 15 e 73,3% do total, revelando a combinação C14.2 a de maior desempenho e a C30.1 a de menor performance.

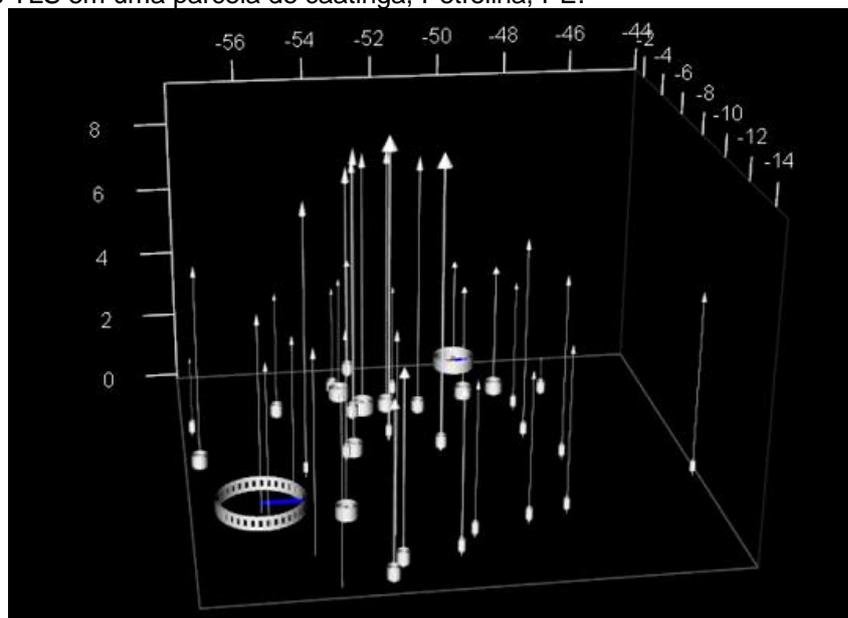
Por meio das combinações destacadas anteriormente (C5, C6, C14 e C15), a detecção a 40 cm e a 130 cm do solo demonstrou uma resposta ligeiramente superior que a DNS, com valores muito próximos de RMSE, variando de 18,4 a 18,9 para o nível de altura a 40 cm, 18,3 a 19,4 para o nível de 130 cm do solo e, 19,3 a 20,7 para o nível do solo. Igualmente foi verificado nos valores de MAE (Tabela 3).

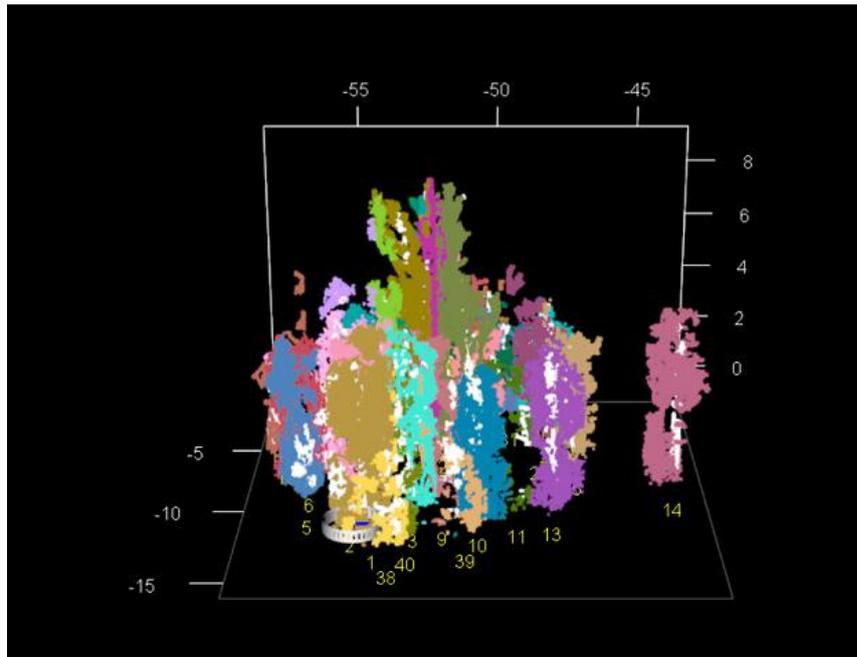
A presença de indivíduos de formação vegetal arbustiva, que apresentam múltiplos fustes, com estreita proximidade entre eles pode ter colaborado para a baixa estimativa de ocorrência de indivíduos na área, uma vez que a varredura capta o perfil vertical da vegetação, para identificar os indivíduos por meio dos fustes. Segundo Liang et al. (2016), a taxa de detecção reduz conforme a densidade de

fuste aumenta. O mesmo afirma que em áreas florestais com densidade de caules superior a  $1.000 \text{ fustes ha}^{-1}$ , a taxa de detecção é cerca de 70%. Outro fator que pode ter interferido na detecção das árvores é a presença de pequenos galhos e sombreamentos de outros indivíduos, o que impede a varredura integral dos fustes (BUCK et al., 2019). A subestimativa de detecção automática de árvores tem sido comum nos estudos com uso do TLS (LIANG; HYYPPÄ, 2013; OLOFSSON; HOLMGREN; OLSSON, 2014; MENGESHA; HAWKINS; NIEUWENHUIS, 2015; BEYENE et al., 2020; ALVITES et al., 2021).

Além das subestimativas do número de indivíduos visualizadas nos histogramas, neles, pode-se verificar também uma superestimativa dos diâmetros de fuste estudados, ao comparar os valores máximos medidos em campo com os estimados (Figuras 7, 8, 9 e 10). Na Figura 7, pode-se notar um exemplo de superestimativa de diâmetro de fuste de um indivíduo arbustivo.

Figura 7 - Indivíduos vegetais identificados e mapeados, com altura e diâmetro de fuste estimados a partir de dados TLS em uma parcela de caatinga, Petrolina, PE.



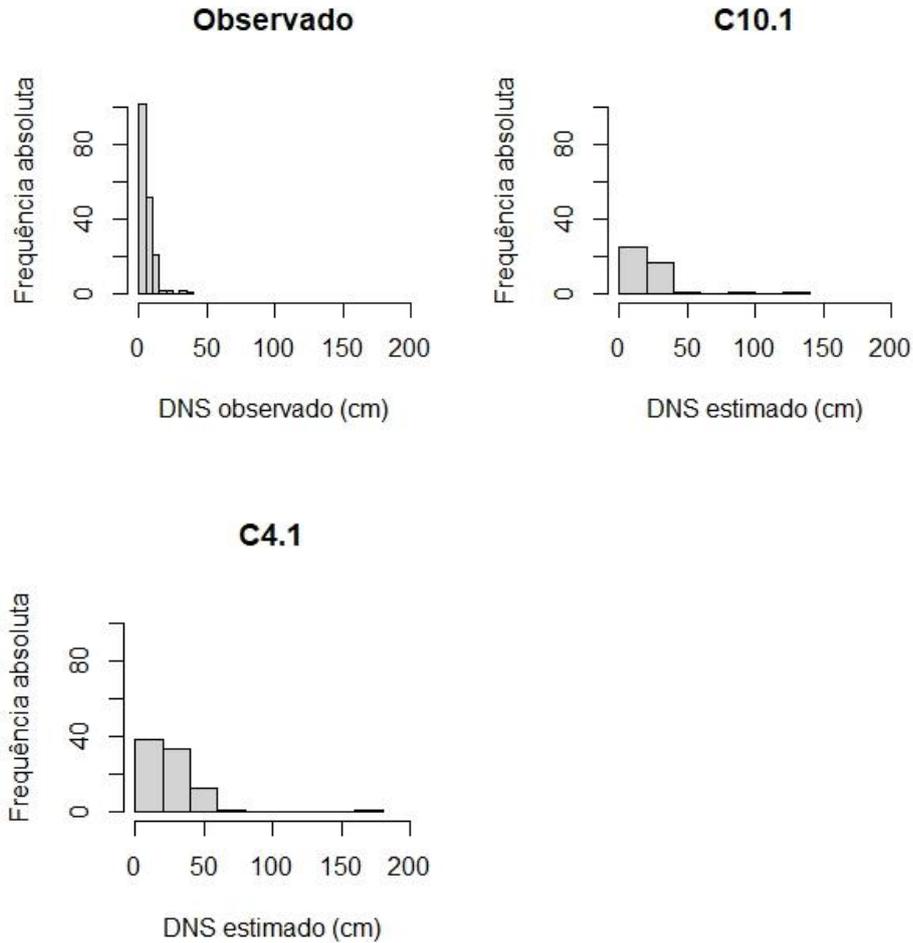


Fonte: Autora (2023)

Entre os valores superestimados dos diâmetros das três categorias (DNS, D40 e DAP) foram identificados valores discrepantes (por exemplo > 2000 cm), os quais foram excluídos do estudo, visto que, de acordo com os autores do pacote TreeLS, os valores muito elevados podem estar associados à baixa densidade de pontos nas áreas dos fustes, onde foi aferido o diâmetro, o que promove erros nas medições.

Para o diâmetro ao nível do solo, o intervalo de valores registrados em campo foram de 2,1 a 36 cm, com média de 6,38 cm, diferente dos valores estimados com melhores resultados, que foram de 1,7 a 177,5 cm, com média de 26,12 cm, resultante da combinação C4.1, e de 1,15 a 124,84 cm, com média de 23,44 cm, obtida pela combinação C10.1. Entretanto, ambas exibiram uma concentração maior nas duas primeiras classes diamétricas, similar ao que é visto nos dados observados em campo (Figura 8).

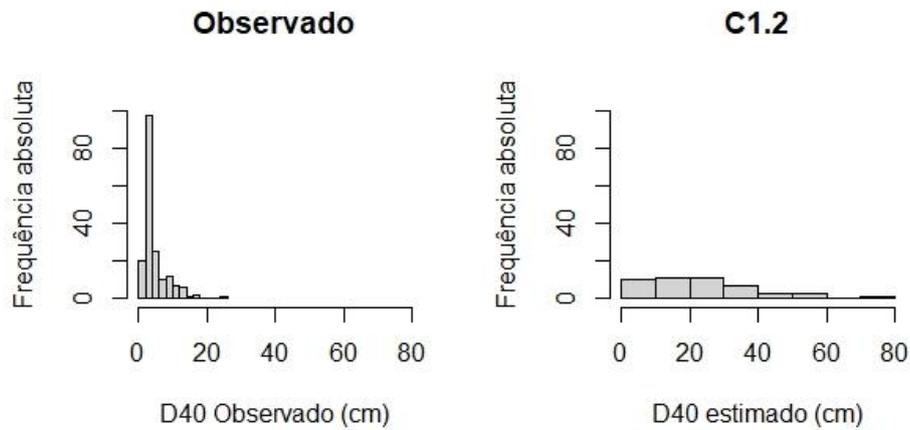
Figura 8 - Distribuição da frequência por classe de diâmetro ao nível do solo dos indivíduos medidos em campo (a) e estimados a partir de dados TLS pelas combinações de algoritmos C10.1 (b) e C4.1 nas cinco parcelas de caatinga, Petrolina, PE.



Fonte: Autora (2023)

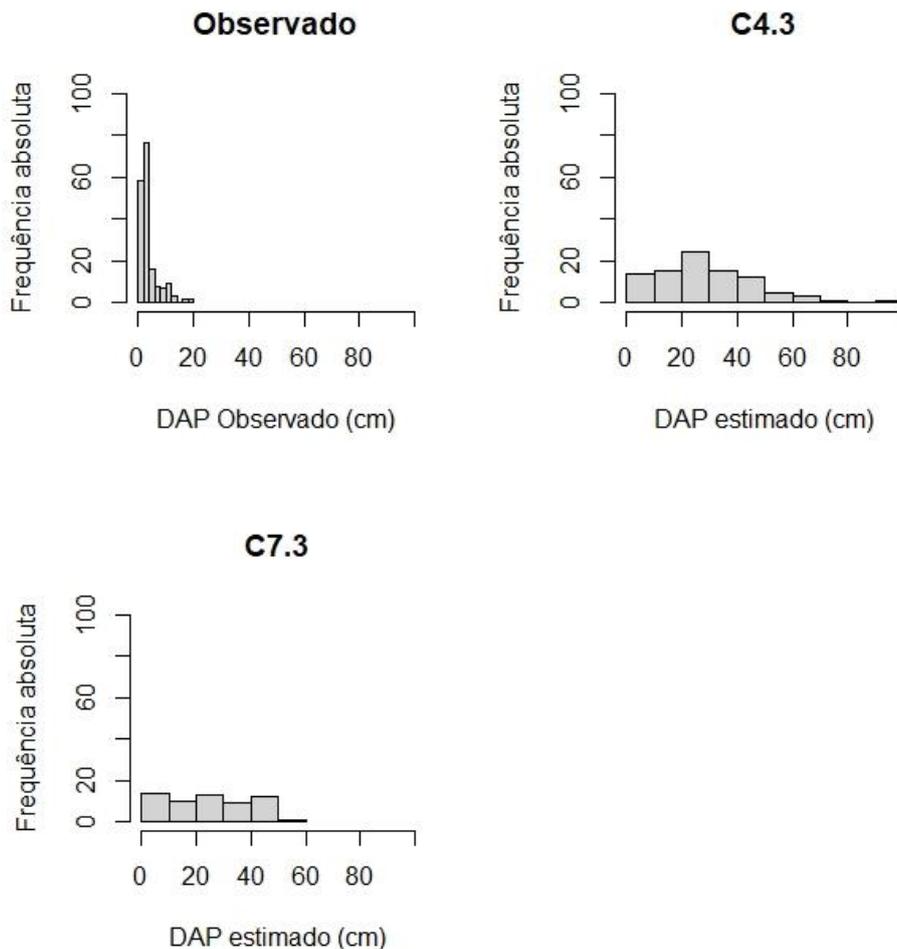
Foram observados valores menores no diâmetro a 40 cm do solo, com intervalo de 1,30 a 25 cm, com média de 4,73 cm. Sua estimativa, mediante melhor combinação para esse diâmetro (C1.2) variou entre 2,79 e 73,45 cm, com média de 24,10 cm (Figura 9). Os valores de DAP também foram superestimados, ao comparar os DAP medidos, que foram de 0,6 a 19 cm, com média de 3,9 cm, com os valores estimados obtidos pelas melhores combinações (C7.3: de 2,29 a 52,3 cm, com média de 24,58 cm; C4.3: 2,85 e 96,77 cm, com média de 29,09 cm) (Figura 10).

Figura 9 - Distribuição da frequência por classe de diâmetro a 40 cm do solo dos indivíduos medidos em campo e estimados a partir de dados TLS pela combinação de algoritmos C1.2



Fonte: Autora (2023)

Figura 10 - Distribuição da frequência por classe de diâmetro a altura do peito dos indivíduos medidos em campo e estimados a partir de dados TLS pelas combinações de algoritmos C4.3 e C7.3 nas cinco parcelas



Fonte: Autora (2023)

Na Tabela 4, estão apresentados, em números, os desempenhos das combinações de métodos de estimativa dos diâmetros de fuste. As combinações C10.1, C1.2, e C4.3 exibiram os menores valores de RMSE (16,2 cm, 21,3 cm e 23,8 cm) e de MAE (14,5 cm, 20,6 cm e 23,1 cm) na sua categoria de diâmetro, já as combinações C4.1 e C.3, que também obtiveram valores mais baixos de RMSE (20,5 cm e 25,1 cm) e de MAE (20,1 cm e 24,2 cm), apresentaram  $R^2$  maior (0,68 e 0,47) em comparação aos das outras combinações, que tiveram RMSE e MAE reduzido.

Tabela 4 - Estatística de estimativa dos diâmetros do fuste dos indivíduos arbustivo-arbóreos com base nos dados TLS

Combinação	RMSE			$R^2$			MAE		
	DNS	D40	DAP	DNS	D40	DAP	DNS	D40	DAP
C1	17,10	21,27	27,51	0,00	0,51	0,002	16,74	20,63	26,97
C2	56,28	65,44	70,36	0,08	0,02	0,02	55,69	65,33	69,98
C3	66,65	75,40	66,86	0,72	0,09	0,42	65,52	73,54	63,51
C4	20,48	28,66	23,80	0,68	0,62	0,05	20,09	27,98	23,11
C5	54,00	57,19	60,51	0,89	0,11	0,20	52,23	56,15	58,54
C6	69,92	68,09	87,26	0,05	0,19	0,24	69,17	67,78	84,43
C7	22,65	23,44	25,09	0,11	0,59	0,47	21,36	21,22	24,18
C8	40,55	65,25	60,79	0,74	0,38	0,78	37,42	63,09	60,55
C9	82,25	70,90	73,10	0,06	0,38	0,74	78,44	70,61	71,34
C10	16,22	21,53	29,83	0,003	0,24	0,04	14,45	20,23	28,62
C11	38,26	33,66	45,14	0,02	0,02	0,04	31,45	32,50	44,58
C12	43,83	61,37	45,95	0,36	0,33	0,02	40,60	60,97	44,50
C13	24,48	26,90	25,29	0,58	0,02	0,34	24,27	25,41	25,25
C14	40,64	42,69	46,82	0,88	0,26	0,63	39,37	41,86	45,46
C15	44,84	52,46	49,06	0,35	0,04	0,02	43,96	52,10	48,30
C16	28,60	33,79	41,44	0,05	0,04	0,29	28,18	31,27	35,74
C17	31,24	67,19	42,32	0,17	0,09	0,09	26,75	63,75	41,41
C18	72,38	48,56	57,92	0,09	0,10	0,86	65,89	48,05	52,46
C19	27,57	28,19	31,15	0,50	0,14	0,01	25,47	27,94	30,50
C20	61,85	82,32	77,42	0,03	0,01	0,27	57,74	81,54	75,90
C21	96,43	110,67	94,41	0,07	0,72	0,00	94,85	108,06	92,79
C22	32,45	36,80	34,25	0,33	0,83	0,04	30,33	35,73	33,58
C23	59,18	77,87	81,71	0,03	0,21	0,43	56,29	76,77	75,73
C24	85,08	94,35	107,82	0,73	0,32	0,28	84,83	94,01	103,90
C25	31,88	30,92	31,90	0,57	0,62	0,27	29,66	28,12	30,63
C26	53,75	75,10	71,62	0,08	0,80	0,69	52,21	73,43	70,67
C27	99,52	91,22	89,01	0,18	0,87	0,75	98,49	90,28	85,94
C28	24,70	33,67	30,17	0,35	0,001	0,02	22,05	31,75	29,51

C29	24,04	49,87	56,83	0,13	0,26	0,23	23,37	48,07	54,53
C30	60,69	65,15	54,14	0,27	0,41	0,50	57,46	64,69	52,47
C31	18,02	29,33	31,11	0,02	0,72	0,77	16,91	28,56	30,76
C32	68,76	44,00	53,81	0,40	0,02	0,42	58,06	43,44	52,16
C33	82,24	56,86	56,54	0,29	0,00	0,30	77,92	56,56	55,46
C34	131,68	33,27	28,32	0,92	0,51	0,19	72,98	31,89	26,97
C35	27,21	68,32	48,50	0,03	0,58	0,93	25,43	65,61	46,96
C36	41,97	56,71	93,71	0,19	0,07	0,46	39,99	55,90	82,03

DNS: diâmetro ao nível do solo (cm); D40: diâmetro a 40 cm do solo (cm); DAP: diâmetro a altura do peito (cm); RMSE: raiz quadrada do erro médio (cm); R<sup>2</sup>: coeficiente de determinação; MAE: erro médio absoluto (cm).

Todas essas combinações destacadas, anteriormente, têm em comum, em sua composição, os métodos de Hough para remoção de ruídos de tronco e Ransac para modelagem de tronco, e em grande parte (exceto a C10.1) utilizaram a forma circular na predição de diâmetro. No entanto, a maioria das combinações (77,8% das combinações baseadas no DNS e DAP, e 72,2% baseadas no D40), que utilizaram a forma cilíndrica apresentaram valores menores de RMSE e MAE, em relação às combinações com o uso da forma de círculo.

A superioridade do método Ransac sobre Irls na estimativa de diâmetros dos fustes da vegetação estudada foi revelada pelos valores inferiores de RMSE e MAE exibidos pela maior parte das combinações (77,8% para estimativa de DNS, 94,4% para D40 e 100% para DAP), que aplicaram Ransac, em comparação às combinações com Irls. Schnabel, Wahl e Klein (2007), Burt et al. (2019) e Ye et al. (2020) ratificaram a robustez do algoritmo Ransac como método de ajuste, ao verificar a sua alta capacidade de resistir a erros grosseiros, na presença de muitos *outliers* e elevada taxa de ruídos.

Notou-se também, que o método Hough foi determinante para obtenção de melhores performance, em comparação a knn e voxel. O voxel, como método de remoção de ruído, apresentou, dentre as outras duas técnicas, a menor precisão de estimativa de diâmetro, expressado pelos maiores valores de RMSE e MAE. A técnica irls obteve bons desempenhos na estimativa ao estar associado com o método Hough. Esses resultados foram convergentes aos do estudo de Conto et al. (2017), que encontrou um desempenho superior do método de Transformada de Hough na remoção de ruído, e a combinação desta com o método Ransac e a forma circular apresentou melhor precisão de detecção de fuste, alcançando 3,02 cm de RMSE e 1,22 cm de MAE. Liu et al. (2018) obtiveram estimativas de DAP, utilizando

o método transformada de Hough, com maior precisão, variando de 1,17 a 1,22 cm de RMSE.

Os valores de RMSE e de MAE tiveram intervalos, respectivamente, de 16,2 a 131,7 cm e entre 14,5 e 98,5 cm para o DNS, de 21,3 a 110,7 cm e entre 20,2 a 108,1 cm para D40, e 23,8 a 107,8 cm e entre 23,1 a 103,9 cm para DAP. Confrontando esses valores, foi verificado que os menores valores das métricas de erro foram do DNS (69,4% das combinações), seguido do D40 (16,7%) e DAP (13,9%), o que ratifica que os diâmetros em porções mais baixas dos caules são estimados com maior precisão, em virtude da menor distância do sensor laser e menor oclusão por galhos (CONTO et al., 2017; LIANG et al., 2019). Comumente, a estrutura do indivíduo vegetal ocluída por ramificações é registrada de modo truncado e incompleto nas nuvens de pontos de TLS (LIANG et al., 2016).

Watt e Donoghue (2005) também corroboraram que a obstrução da passagem dos feixes de laser é um fator relevante que influencia na precisão das estimativas de DAP e altura total dos indivíduos, dessa forma, à medida que a densidade das árvores e a frequência de ramificação intensificam, a quantidade de dados úteis contido nas nuvens de pontos reduz.

Em vista disso, a predição dos diâmetros do fuste pode ter sido comprometida, por ter muitos indivíduos multifustes na área de estudo, que é caracterizada pela baixa estatura (altura média de 3,5 m) das plantas, com altura da copa extensa (média de 2,4 m, o que correspondente a 68,6% da altura média do indivíduo).

É importante ressaltar, que grande parte dos estudos utilizando dados TLS são em florestas boreais, com espécies de pinheiros e abetos, e também de vegetação com carvalhos e eucaliptos (RAUMONEN et al., 2013; LIANG et al., 2014; OLOFSSON; HOLMGREN; OLSSON, 2014; KANKARE et al., 2015; BREDE et al., 2017; CONTO et al., 2017; OVELAND et al., 2017; ALVITES et al., 2021; WITZMANN et al., 2022), os quais possuem troncos de diâmetros e portes maiores, em comparação às espécies da Caatinga, o que contribui na maior precisão das estimativas de diâmetros de fuste.

No estudo de Olofsson, Holmgren e Olsson (2014), realizado em floresta hemiboreal, utilizaram-se algoritmos Ransac e transformada de Hough para estimativa de diâmetro de fuste, o que resultou em valores baixos de RMSE, entre 2,4 e 7,5 cm, apresentando maior precisão para pinheiros, com RMSE igual a 2,4 cm

e MAE de 0,6 cm, e menor para espécies decíduas, com RMSE de 7,5 cm e MAE de 2,5 cm. Wang et al. (2016), aplicando também um método com base em Ransac, obtiveram um valor menor de RMSE, 1,9 cm, na estimativa de DAP de fuste, apesar das condições se apresentarem adversas, por se tratar de uma área com terreno declivoso, o que gera caules sinuosos, e por conter subosque denso. Resultados superiores foram encontrados por Ye et al. (2020), obtendo 1,14 cm de RMSE e acurácia relativa média de 95,2%, os quais aplicaram um método aprimorado de extração de fustes baseado em Ransac, e um algoritmo de elipse de mínimos quadrados para estimativa de DAP de árvores das espécies de pinheiros, abetos e de caducifólias.

Liang et al. (2014) empregaram o método, que identifica pontos de fuste baseado na planicidade e na direção normal (decomposição própria), o que constitui diversos cilindros sobrepostos ao longo do fuste. Por meio deste, foi obtida uma alta precisão com 0,82 cm de RMSE e 0,06 cm de MAE, em vegetação composta por pinheiros e abetos. Também em vegetação com abetos foram obtidos valores de RMSE ainda menores (RMSE=0,31 cm, RMSE relativo=2,1%) no estudo de Aijazi et al. (2017), que aplicaram um método proposto pelos autores, baseado na segmentação do solo, agrupamento de células de modelo digital de elevação (MDE) para formar superaglomerados, e segmentação de árvore, usando um método baseado em super-voxel.

Outro atributo florestal analisado neste estudo foi a altura total dos indivíduos. A média observada em campo foi de 3,5 m, com variações entre 1,4 m a 11,6 m. Todas as combinações superestimaram a altura total média, compreendendo uma faixa de 4,5 a 6,5 m. A superestimação da altura total das árvores foi também constatada por Aijazi et al. (2017), apresentando RMSE de 1,64 m e RMSE relativo de 8,6%, os quais apontaram a oclusão de partes mais elevada do fuste pela copa como fator causador da interferência na aferição por laser. Segundo Alvites et al. (2021), apesar de diversos recursos possibilitarem a predição automática de atributos das árvores a partir de dados TLS, grande parte apresenta falha nas árvores de pequeno porte, por não realizar pré-processamento de dados e por não efetuar a distinção entre madeira e folha.

A variável altura foi a que apresentou os menores valores de RMSE e MAE entre os demais atributos analisados (Tabela 5). Assim como na predição dos diâmetros, as combinações contendo Hough, para remoção de ruído de tronco

revelaram maiores precisões entre outras combinações. Além deste, o método irls para modelagem de tronco demonstrou robustez ao estimar ao nível do solo e a 130 cm do solo, demonstrada pela combinação C22, que promoveu os menores valores de RMSE e MAE (solo: 1,13 m e 1,05 m; a 130cm: 1,25 m e 1,24 m, respectivamente), cuja a distribuição de frequência está expressa na Figura 11. Resultados superiores na predição a 40 cm do solo foram revelados pela combinação C31, que também é composta pelos métodos Hough e Irls), com RMSE de 1,2 m e MAE de 1 m. Valor semelhante de RMSE foi encontrado no estudo de Liu et al. (2018) (0,54 para espécie de pinheiro e 1,23 para espécie de faia), que também aplicaram o método de Hough para estimativa de altura.

Figura 11 - Distribuição da frequência por classe de altura total dos indivíduos medidos em campo (a) e estimados a partir de dados TLS pela combinação de algoritmos C22.1 (b) nas cinco parcelas de caatinga, Petrolina, PE.

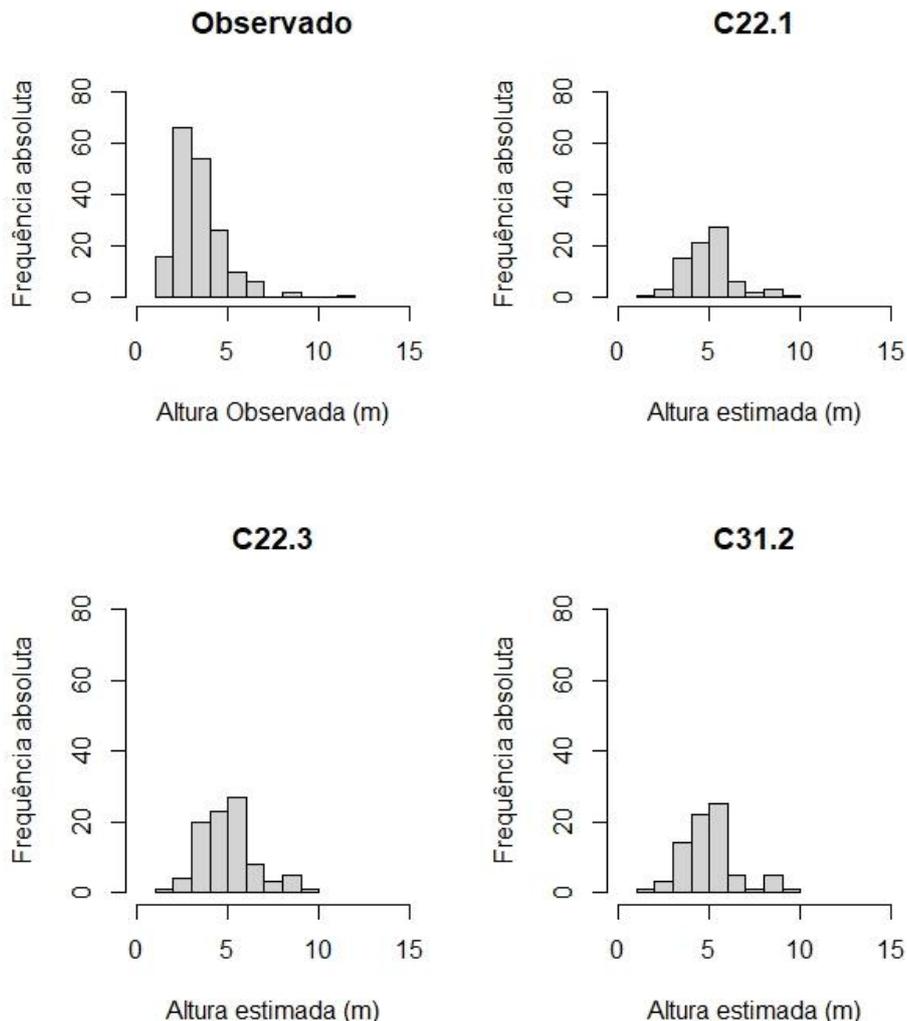


Tabela 5 - Estatística de estimativa de altura total com base nos diâmetros dos fustes dos indivíduos arbustivo-arbóreos a partir dos dados TLS

Combinação	RMSE			R <sup>2</sup>			MAE		
	DNS	D40	DAP	DNS	D40	DAP	DNS	D40	DAP
C1	2,54	2,55	2,53	0,01	0,13	0,08	2,20	2,06	2,15
C2	2,50	2,47	2,46	0,14	0,05	0,10	1,97	2,08	2,11
C3	2,39	2,47	2,52	0,20	0,05	0,12	1,94	2,08	2,07
C4	1,20	1,21	1,33	0,92	0,90	0,95	1,11	1,14	1,33
C5	2,35	2,28	2,31	0,02	0,06	0,01	1,83	1,76	1,92
C6	2,23	2,30	2,48	0,06	0,00	0,00	1,71	1,88	2,00
C7	1,85	1,84	1,85	0,28	0,29	0,30	1,61	1,58	1,57
C8	2,06	2,12	2,08	0,00	0,01	0,00	1,92	1,99	1,95
C9	1,32	3,25	2,08	0,67	0,02	0,00	1,18	2,88	1,94
C10	2,54	2,70	2,51	0,01	0,09	0,15	2,20	2,13	1,98
C11	2,67	2,47	2,41	0,11	0,17	0,20	2,03	1,97	1,91
C12	2,45	2,39	2,50	0,17	0,19	0,11	1,97	1,94	2,08
C13	1,21	1,17	1,27	0,95	0,92	0,98	1,11	1,07	1,27
C14	2,37	2,23	2,28	0,02	0,06	0,01	1,82	1,72	1,96
C15	2,36	2,22	2,45	0,08	0,00	0,00	1,80	1,86	1,99
C16	1,85	1,86	1,85	0,29	0,31	0,31	1,59	1,60	1,57
C17	2,06	2,06	3,55	0,00	0,00	0,15	1,92	1,93	2,80
C18	2,05	2,12	2,08	0,00	0,01	0,00	1,91	1,99	1,95
C19	2,53	2,56	2,54	0,10	0,16	0,08	2,10	2,06	2,15
C20	2,56	2,42	2,44	0,15	0,18	0,01	2,02	1,92	2,02
C21	2,14	2,18	2,41	0,17	0,15	0,14	1,85	1,78	1,93
C22	1,13	1,19	1,25	0,85	0,92	0,97	1,05	1,05	1,24
C23	2,38	2,34	2,21	0,03	0,05	0,03	1,89	1,79	1,89
C24	2,36	2,38	2,43	0,07	0,00	0,00	1,79	1,99	1,98
C25	1,87	1,86	1,85	0,28	0,32	0,30	1,64	1,60	1,57
C26	2,05	2,14	2,16	0,00	0,01	0,01	1,90	2,01	2,04
C27	1,31	2,08	2,06	0,67	0,00	0,00	1,18	1,95	1,92
C28	2,50	2,54	2,50	0,16	0,13	0,15	1,95	2,05	1,97
C29	2,91	2,34	2,48	0,03	0,22	0,11	2,51	1,90	2,16
C30	2,46	2,58	2,65	0,27	0,11	0,14	2,00	2,28	2,03
C31	1,19	1,16	1,27	0,87	0,88	0,99	1,05	1,03	1,27
C32	2,36	2,42	2,20	0,01	0,01	0,04	1,83	1,90	1,88
C33	2,41	2,30	2,42	0,04	0,00	0,00	1,78	1,91	1,99
C34	1,84	1,86	1,84	0,27	0,29	0,30	1,59	1,60	1,57
C35	1,96	2,05	2,15	0,10	0,00	0,02	1,79	1,91	2,03
C36	3,59	2,14	2,06	0,10	0,02	0,00	2,86	2,01	1,92

DNS: diâmetro ao nível do solo; D40: diâmetro a 40 cm do solo; DAP: diâmetro a altura do peito; RMSE: raiz quadrada do erro médio (m); R<sup>2</sup>: coeficiente de determinação; MAE: erro médio absoluto (m).

Na estimativa indireta da biomassa acima do solo das parcelas, verificou-se uma superestimativa em todas as combinações feitas, em consequência, sobretudo,

da superestimativa obtida dos diâmetros dos fustes, que são variáveis explicativas da equação alométrica de biomassa. Então, a partir dos totais de AGB, usando as estimativas de diâmetro e altura dos indivíduos, percebeu-se que, em razão do método Hough na remoção de ruídos do tronco ter demonstrado desempenho superior ao voxel e knn, tal método foi encontrado nas combinações que foram superiores nas estimativas indiretas de AGB, principalmente, na combinação com os métodos de mapeamento de indivíduos Hough e voxel.

Comparando as combinações feitas com os métodos Ransac (C1 a C18) e irls (C19 e C36), constatou que os desempenhos dos métodos se mostraram, relativamente, equilibrados na estimativa indireta de biomassa baseado no DNS e DAP, divergente ao que foi obtido na predição usando o D40, cujos valores de RMSE e MAE, em grande parte (83,3%), foram menores com a aplicação do método Ransac.

Assim como foi verificado na predição de diâmetros, a maioria das combinações (83,3% com base no DNS e DAP, e 72,2% baseado no D40) que empregaram a forma de cilindro obtiveram valores de RMSE e MAE abaixo das combinações com a forma de círculo, o que demonstra um desempenho melhor com a forma cilíndrica.

De acordo com os desempenhos das combinações, que estão apresentados na Tabela 6, foi constatado que a combinação C1, constituída pelos métodos Ransac e Hough, apresentou menores valores de RMSE (DNS:107,4 Mg ha<sup>-1</sup> e D40:149,7 Mg ha<sup>-1</sup>) e de MAE (DNS: 71,0 Mg ha<sup>-1</sup> e D40: 120,4 Mg ha<sup>-1</sup>) nas biomassas estimadas com base no DNS e D40. Para o DAP, a melhor estimativa foi obtida pela combinação C7 (RMSE: 181,6 Mg ha<sup>-1</sup> e MAE: 111,6 Mg ha<sup>-1</sup>), composta também por Ransac e Hough, porém usando voxel para a detecção de árvores. Destaca-se também uma outra combinação formada pelos métodos Ransac e Hough: a combinação C10, por ter exibido um dos mais baixos valores das métricas de erro, sendo o segundo (para D40 e DAP) e o terceiro (DNS) valor mais reduzido desses índices de erro, nas três categorias de diâmetro.

Tabela 6 - Estatística de estimativa indireta de biomassa com base nos diâmetros dos fustes dos indivíduos arbustivo-arbóreos a partir dos dados TLS em área de caatinga, Petrolina, PE.

Combinação	RMSE			R <sup>2</sup>			MAE		
	DNS	D40	DAP	DNS	D40	DAP	DNS	D40	DAP
C1	107,35	149,72	213,61	0,21	0,63	0,07	71,01	120,37	160,84
C2	861,83	1659,12	799,22	0,43	0,52	0,00	640,32	1314,91	648,38
C3	840,81	1718,87	568,89	0,50	0,28	0,39	641,98	1419,44	507,52
C4	305,21	628,33	353,76	0,35	0,01	0,21	214,29	510,80	300,52
C5	2049,40	4043,89	1397,89	0,31	0,55	0,14	1478,65	3092,50	1215,08
C6	2548,76	3588,02	2192,62	0,30	0,73	0,00	1896,49	2971,24	2024,95
C7	234,55	319,08	181,61	0,56	0,25	0,13	114,43	178,59	111,55
C8	1250,77	1905,94	1042,09	0,69	0,79	0,09	762,12	1219,34	740,66
C9	1410,91	1841,08	1513,39	0,77	0,82	0,36	802,66	1237,12	1025,35
C10	156,61	180,92	200,88	0,21	0,65	0,15	95,10	135,24	161,62
C11	410,24	543,29	397,57	0,06	0,63	0,02	309,06	407,33	343,13
C12	422,64	944,91	472,13	0,24	0,51	0,09	275,60	838,91	363,62
C13	502,73	791,89	380,44	0,46	0,00	0,36	412,60	599,32	315,73
C14	1259,40	2274,73	1082,17	0,37	0,38	0,00	915,10	1849,36	893,46
C15	1262,46	2186,34	1323,91	0,36	0,48	0,00	919,70	1825,44	1114,27
C16	349,02	582,35	374,80	0,34	0,11	0,13	201,31	373,63	224,96
C17	622,84	1245,51	616,34	0,57	0,77	0,16	407,45	851,38	382,86
C18	650,26	1060,52	949,56	0,82	0,84	0,24	386,65	637,71	590,83
C19	312,61	200,38	242,39	0,35	0,58	0,06	186,18	173,53	183,38
C20	1004,17	1999,44	778,82	0,29	0,90	0,20	652,11	1631,01	674,41
C21	932,61	1813,45	908,88	0,22	0,32	0,04	755,37	1610,52	835,71
C22	573,40	905,31	585,53	0,33	0,38	0,13	407,04	690,93	495,69
C23	2491,37	4475,15	1423,44	0,26	0,48	0,00	1846,32	3733,79	1223,94
C24	2935,91	4303,34	2103,57	0,45	0,88	0,00	2153,33	3553,86	1939,24
C25	699,12	597,44	636,90	0,60	0,29	0,08	319,05	313,45	324,47
C26	1608,55	2513,17	795,73	0,73	0,81	0,13	942,08	1530,18	565,97
C27	2126,48	2161,74	1664,75	0,79	0,81	0,20	1215,64	1452,35	1055,04
C28	126,29	409,28	215,19	0,63	0,05	0,08	90,23	310,41	173,29
C29	249,22	931,97	573,76	0,01	0,64	0,21	186,03	654,17	468,04
C30	375,26	1111,60	532,26	0,75	0,69	0,13	282,46	958,55	404,21
C31	306,39	666,18	498,62	0,02	0,29	0,30	250,71	500,01	434,38
C32	1473,01	1518,12	1030,82	0,54	0,79	0,00	1062,80	1163,15	926,67
C33	839,20	959,83	1053,99	0,00	0,10	0,01	735,14	878,01	948,26
C34	357,08	603,09	292,09	0,57	0,08	0,03	178,01	389,93	189,82
C35	545,82	1584,42	495,29	0,75	0,80	0,15	309,40	1029,24	318,88
C36	631,09	1161,12	773,19	0,72	0,81	0,40	383,05	748,45	572,30

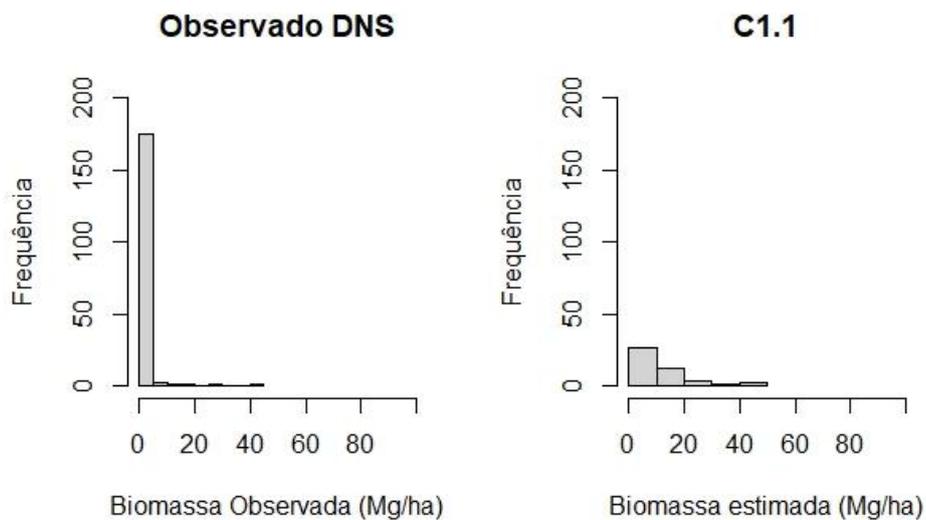
DNS: diâmetro ao nível do solo; D40: diâmetro a 40 cm do solo; DAP: diâmetro a altura do peito; RMSE: raiz quadrada do erro médio ( $\text{Mg ha}^{-1}$ ); R<sup>2</sup>: coeficiente de determinação; MAE: erro médio absoluto ( $\text{Mg ha}^{-1}$ ),

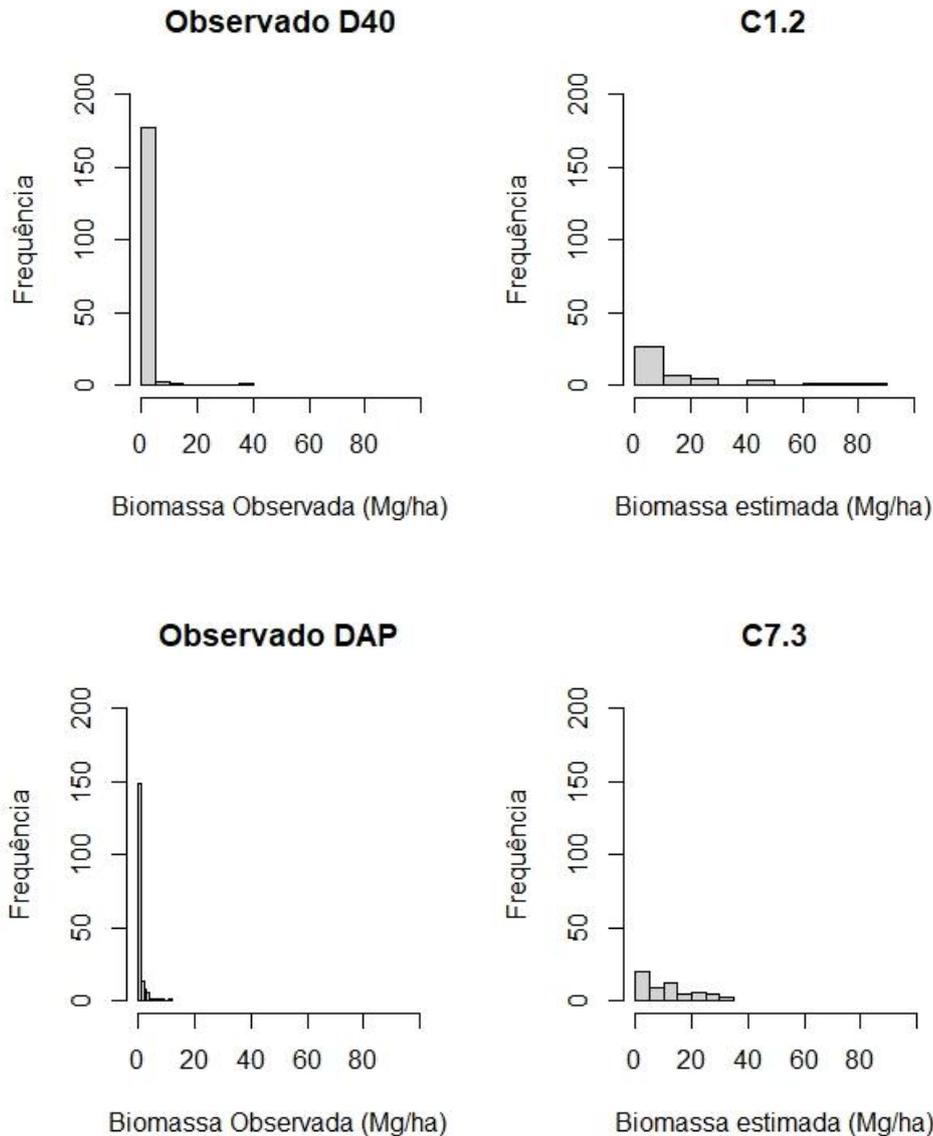
Na comparação das estimativas obtidas pelos três diâmetros, constatou-se que DNS e DAP exibiram melhores precisões, em relação ao D40. As estimativas

baseadas no DNS foram superiores em 41,6% e 61,1% das combinações, tendo em vista os menores valores de RMSE e de MAE, respectivamente. Já as estimativas baseadas no DAP foram melhores em 55,6% e 36,1% das combinações, considerando RMSE e MAE, respectivamente.

Em termos de valor absoluto de AGB, percebeu-se uma semelhança nos intervalos de biomassa medida a partir de dados de campo e de biomassa estimada pela combinação C1.1, que foram de 0,02 Mg ha<sup>-1</sup> a 44,6 Mg ha<sup>-1</sup>, e 0,02 Mg ha<sup>-1</sup> a 49,8 Mg ha<sup>-1</sup>, respectivamente (Figura 12). Contudo, as médias dos observados e estimados apresentaram valores bastante distantes, os quais foram, respectivamente, de 1,2 Mg ha<sup>-1</sup> e de 11,8 Mg ha<sup>-1</sup> dos indivíduos, e 42 Mg ha<sup>-1</sup> e 108,3 Mg ha<sup>-1</sup> das áreas.

Figura 12 - Distribuição da frequência por classe de biomassa dos indivíduos medidos em campo (Observado DNS, D40 e DAP) e estimadas indiretamente a partir de dados TLS pelas combinações C1.1, C1.2 e C7.3 nas cinco parcelas de caatinga, Petrolina, PE.





Fonte: Autora (2023)

Em um intervalo mais amplo, as previsões de AGB baseadas no D40 dos indivíduos, obtida pela mesma combinação (C1), foram de 0,3 Mg ha<sup>-1</sup> a 89,5, Mg ha<sup>-1</sup>, com média de 16,1 Mg ha<sup>-1</sup>, o que foi divergente aos dados observados baseados no D40 (AGB de 0,01 Mg ha<sup>-1</sup> a 39,6 Mg ha<sup>-1</sup>, média de 0,81 Mg ha<sup>-1</sup>). Em se tratando do nível de povoamento, também foram conferidos valores elevados dos estimados (AGB de 36,1 Mg ha<sup>-1</sup> a 276,3 Mg ha<sup>-1</sup> e média de 148,4 Mg ha<sup>-1</sup>) em relação aos dos observados (intervalo de 17,2 Mg ha<sup>-1</sup> a 49 Mg ha<sup>-1</sup> e média de 29,4 Mg ha<sup>-1</sup>).

Por meio da combinação C7.3, a que demonstrou melhor desempenho entre as combinações para estimativa de AGB baseada no DAP, obteve-se estimativas de biomassa de indivíduos de 0,18 Mg ha<sup>-1</sup> a 33,2 Mg ha<sup>-1</sup>, com média de 11,1 Mg ha<sup>-1</sup>, o que foram maiores aos verificados nos dados observados com base no DAP, os quais consistiram em um intervalo de 0,02 Mg ha<sup>-1</sup> a 11,6 Mg ha<sup>-1</sup>, com média de 0,7 Mg ha<sup>-1</sup>. Igualmente foi verificado na dimensão área, uma superestimativa dos valores da média e dos intervalos de AGB (observados: média de 25,8 Mg ha<sup>-1</sup> e AGB de 19,1 Mg ha<sup>-1</sup> a 33,6 Mg ha<sup>-1</sup>; estimados: média de 130,8 Mg ha<sup>-1</sup> e AGB de 19,8 Mg ha<sup>-1</sup> a 416,8 Mg ha<sup>-1</sup>).

Os valores de AGB obtidos no presente estudo estão compreendidos no intervalo previsto para a vegetação de caatinga, de 2 Mg ha<sup>-1</sup> a 160 Mg ha<sup>-1</sup> (SAMPAIO; FREITAS, 2008). Valores semelhantes de AGB média observada neste estudo foram encontrados na literatura. Sampaio e Costa (2011) apresentaram uma média de 40 Mg ha<sup>-1</sup> de AGB no semiárido do nordeste brasileiro, um valor próximo da biomassa observada com base no DNS (42 Mg ha<sup>-1</sup>). O valor de AGB observada com base no DAP (25,8 Mg ha<sup>-1</sup>) foi próxima da média de AGB encontrada por Oliveira et al. (2021) (24,9 Mg ha<sup>-1</sup>) e dos valores obtidos por Dalla Lana (2017) (27,1 Mg ha<sup>-1</sup> a 31 Mg ha<sup>-1</sup>), ambos estudos realizados na caatinga de Pernambuco.

## 5.4 CONCLUSÕES

O uso do LiDAR terrestre contribuiu para a compreensão da aplicabilidade e potencial do uso dessa tecnologia nas predições de atributos florestais e da biomassa acima do solo (AGB) da caatinga, que é, atualmente, uma investigação inédita na literatura. Dessa forma, os desafios do uso da tecnologia foram inerentes em todas as etapas da pesquisa. Desde a definição de estratégias de escaneamento, altura do equipamento, posição do mesmo no campo, distribuição de esferas sinalizadoras, quantidades de escaneamentos, qualidade e frequência dos lasers, dentre outros aspectos foram aplicados. Após o sucesso com o registro e exportação das nuvens de pontos, diversas combinações de métodos que envolvem filtros e eliminação de ruídos, identificação de indivíduos de plantas, estimativa de diâmetros e de altura, e determinação da AGB foram experimentados. Apesar das limitações expressas pela baixa precisão da predição de número de indivíduos e de diâmetro dos fustes, obtidas pelas combinações dos métodos utilizados, é possível perceber, no geral, uma superioridade do método Ransac para modelagem dos fustes, bem como do Hough para remoção de ruídos.

Tendo em vista o método adotado para estimar variáveis florestais e suas limitações observadas no presente estudo, bem como as diferentes fitofisionomias existentes no Bioma Caatinga, é recomendado para o estudo com dados TLS na Caatinga, realizar varreduras a laser terrestre em áreas com baixa densidade de fustes e/ou baixa frequência de indivíduos arbustivos. Estudos mais refinados, visando detalhamento estrutural, em nível de indivíduo, devem ser realizados com escaneamento mais restrito à planta, no mínimo quatro vezes ao redor do indivíduo, além de adotar um método para estimativa direta de AGB pelos dados de LiDAR terrestre, como por exemplo, pacotes em linguagem de programação R ou Python que estimam o volume de acordo com a nuvem de pontos.

As dificuldades para escaneamento de áreas extensas de caatinga aumentam com o tamanho da área. A densidade e a variedade de espécies, além dos componentes arbustivos e presenças de cactáceas de pequeno porte são importantes bloqueios à passagem dos lasers, e dificultam sua chegada e retorno a árvores maiores; e por outro lado, representam um importante estoque de carbono que também precisa ser contabilizado.

Validações de métodos e pacotes de modelagem 3D precisam ser realizadas para as plantas da caatinga muito mais do que para áreas de cultivos florestais e florestas nativas formadas de poucas espécies. A tecnologia para estimativa da biomassa vegetal por sensoriamento remoto tem avançado muito, e precisa representar da melhor forma possível a vegetação de caatinga.

## REFERÊNCIAS

- AIJAZI, A. K.; CHECCHIN, P.; MALATERRE, L.; TRASSOUDAIN, L. Automatic detection and parameter estimation of trees for forest inventory applications using 3D terrestrial LiDAR. **Remote Sensing**, v. 9, n. 946, p. 1-24, 2017.
- ALVITES, C.; SANTOPUOLI, G.; HOLLAUS, M.; PFEIFER, N.; MAESANO, M.; MORESI, F. V.; MARCHETTI, M.; LASSERRE, B. Terrestrial Laser Scanning for Quantifying Timber Assortments from Standing Trees in a Mixed and Multi-Layered Mediterranean Forest. **Remote Sensing**, v. 13, n. 21, 2021.
- ASNER, G. P.; MARTIN, R. E.; KNAPP, D. E.; TUPAYACHI, R.; ANDERSON, C. B.; SINCA, F.; VAUGHN, N. R.; LLACTAYO, W. FOREST CONSERVATION, Airborne laser-guided imaging spectroscopy to map forest trait diversity and guide conservation. **Science**, v. 355, p. 385–388, 2017.
- BARBOSA, M. D.; MARAGON, L. C.; FELICIANO, A. L. P.; FREIRE, F. J.; DUARTE, G. M. T. Florística e fitossociologia de espécies arbóreas e arbustivas em uma área de caatinga em Arcoverde, PE, Brasil. **Revista Árvore**, v. 36, n. 5, p. 851-858, 2012.
- BARBOSA, J. M.; BROADBENT, E. N.; BITENCOURT, M. D. Remote sensing of aboveground biomass in tropical secondary forests: a review. **International Journal of Forestry Research**, v. 2014, p. 1–14, 2014.
- BARMPOUTIS, P.; STATHAKI, T.; LLOYD, J.; MOURA, M. S. B. **Tropical tree species 3D modelling and classification based on LiDAR technology**. In: VOULODIMOS, A.; DOULAMIS, A. (Ed.). Recent advances in 3D imaging, modeling, and reconstruction. Persilvânia: IGI Global, 2020. Disponível em: [https://www.bdpa.cnptia.embrapa.br/consulta/busca?b=ad&id=1130505&biblioteca=vazio&busca=magna%20e%20laser&qFacets=\(magna%20e%20laser\)%20%20AND%20%20\(\(biblioteca:%22CPATSA%22\)%20AND%20\(autoria:%22MOURA,%20M.%20S.%20B.%20de%22%20OR%20autoria:%22BARMPOUTIS,%20P.%22\)\)&sort=&paginacao=t&paginaAtual=1](https://www.bdpa.cnptia.embrapa.br/consulta/busca?b=ad&id=1130505&biblioteca=vazio&busca=magna%20e%20laser&qFacets=(magna%20e%20laser)%20%20AND%20%20((biblioteca:%22CPATSA%22)%20AND%20(autoria:%22MOURA,%20M.%20S.%20B.%20de%22%20OR%20autoria:%22BARMPOUTIS,%20P.%22))&sort=&paginacao=t&paginaAtual=1). Acesso em: 26 fev. 2023.
- BEYENE, S. M.; HUSSIN, Y. A.; KLOSSTERMAN, H. E.; ISMAIL, M. H. Forest Inventory and Aboveground Biomass Estimation with Terrestrial LiDAR in the Tropical Forest of Malaysia. **Canadian Journal of Remote Sensing**, v. 46, n. 2, p. 130-145, 2020.
- BLAKEY, R. V.; LAW, B. S.; KINGSFORD, R. T.; STOKLOSA, J. Terrestrial laser scanning reveals below-canopy bat trait relationships with forest structure. **Remote Sensing Environment**, v. 198, p. 40–51, 2017.
- BREDE, B.; LAU, A.; BARTHOLOMEUS, H. M.; KOOISTRA, L. Comparing RIEGL RiCOPTER UAV LiDAR Derived Canopy Height and DBH with Terrestrial LiDAR. **Sensors**, v. 17, n. 10, 2017.
- BUCK, A. L. B.; LINGNAU, C.; PÉLLICO NETTO, S.; MACHADO, A. M. L.; MARTINS-NETO, R. P. Stem modelling of Eucalyptus by terrestrial laser scanning, **Floresta e Ambiente**, v. 26, n. 4, 2019.

BURT, A.; DISNEY, M.; CALDERS, K. Extracting individual trees from LiDAR points clouds using treeseg. **Methods in Ecology and Evolution**, v. 10, n. 3, p. 438-445, 2019.

CALDERS, K.; ADAMS, J.; ARMSTON, J.; BARTHOLOMEUS, H.; BAUWENS, S.; BENTLEY, L. P.; CHAVE, J.; DANSON, F. M.; DEMOL, M.; DISNEY, M.; GAULTON, R.; KRISHNA, S. M.; LEVICK, S. R.; SAARINEN, N.; SCHAAF, C.; STOVALL, A.; TERRY, L.; WILKES, P.; VERBEECK, H. Terrestrial laser scanning in forest ecology: Expanding the Horizon. **Remote Sensing of Environment**, v. 251, 2020.

CALIXTO JÚNIOR, J. T.; DRUMOND, M. A. Estudo comparativo da estrutura fitossociológica de dois fragmentos de caatinga em níveis diferentes de conservação. **Pesquisa Florestal Brasileira**, v. 34, n. 80, p. 1-11, 2014.

CONTO, T.; OLOFSSON, K.; GORGENS, E. B.; RODRIGUEZ, L. C. E.; ALMEIDA, G. Performance of stem denoising and stem modelling algorithms on single tree point clouds from terrestrial laser scanning. **Computers and Electronics in Agriculture**, v. 143, p. 165-176, 2017.

CONTO, T. **TreeLS**: Terrestrial point cloud processing of forest data. R package version 2.0.2, 2020. Disponível em: <https://CRAN.R-project.org/package=TreeLS>. Acesso em: 20 mai. 2022.

CÔTÉ, J. F.; FOURNIER, R. A.; EGLI, R. An architectural model of trees to estimate forest structural attributes using terrestrial LiDAR. **Environmental Modelling & Software**, v. 26, p. 761–777, 2011.

CPRM – Serviço Geológico do Brasil. **Projeto cadastro de fontes de abastecimento por água subterrânea** – Diagnóstico do município de Petrolina. Recife: CPRM/PRODEEM, 2005. Disponível em: [https://rigeo.cprm.gov.br/bitstream/doc/16562/1/Rel\\_Petrolina.pdf](https://rigeo.cprm.gov.br/bitstream/doc/16562/1/Rel_Petrolina.pdf). Acesso em: 10 mai. 2022.

CROWTHER, T. W.; GLICK, H. B.; COVEY, K. R.; BETTIGOLE, C.; MAYNARD, D. S.; THOMAS, S. M.; SMITH, J. R.; HINTLER, G.; DUGUID, M. C.; AMATULLI, G.; et al. Mapping tree density at a global scale. **Nature**, v. 525, p. 201–213, 2015.

DASSOT, M.; COLIN, A.; SANTENOISE, P.; FOURNIER, M.; CONSTANT, T. Terrestrial laser scanning for measuring the solid wood volume, including branches, of adult standing trees in the forest environment. **Computers and Electronics in Agriculture**, v. 89, p. 86–93, 2012.

DIXON, R. K.; BROWN, S.; HOUGHTON, R. A.; SOLOMON, A. M.; TREXLER, M. C.; WISNIEWSKI, J. Carbon Pools and Flux of Global Forest Ecosystems. **Science**, v. 263, p. 185–190, 1994.

FROIDEVAUX, J. S. P.; ZELLWEGER, F.; BOLLMANN, K.; JONES, G.; OBRIST, M. K. From field surveys to LiDAR: shining a light on how bats respond to forest structure. **Remote Sensing of Environment**, v. 175, p. 242–250, 2016.

GALVÍNCIO, J. D.; POPESCU, S. C. Measuring individual tree height and crown diameter for mangrove trees with airborne LiDAR data. **IJAEMS**, v. 2. n. 5, p. 431-443, 2016.

GARCIA, S.; JULIÁN, L.; SÁEZ, J. A.; LÓPEZ, V.; HERRERA, F. A survey of discretization techniques: Taxonomy and empirical analysis in supervised learning. **IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering**, v. 25, n. 4, p. 734-750, 2013.

ILLINGWORTH, J.; KITTLER, J. The adaptive hough transform. **IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence**, v. 9, n. 5, p. 690-698, 1987.

JENKINS, D. G. Estimating ecological production from biomass. **Ecosphere**, v. 6, p. 1–31, 2015.

KANGAS, A.; MALTAMO, M. **Forest Inventory: Methodology and Applications**; Springer Science & Business Media: Berlin, Germany. 2006; Volume 10.

KANKARE, V.; LIANG, X.; VASTARANTA, M.; YU, X.; HOLOPAINEN, M.; HYYPPÄ, J. Diameter distribution estimation with laser scanning based multisource single tree inventory. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. 108, p. 161-171, 2015.

LIANG, X.; HYYPPÄ, J. Automatic Stem Mapping by Merging Several Terrestrial Laser Scans at the Feature and Decision Levels. **Sensors**, v. 13, p. 1614-1634, 2013.

LIANG, X.; KUKKO, A.; KAARTINEN, H.; HYYPPÄ, J.; YU, X.; JAAKKOLA, A.; WANG, Y. Possibilities of a Personal Laser Scanning System for Forest Mapping and Ecosystem Services. **Sensors**, v. 14, p. 1228-1248, 2014.

LIANG, X. L.; KANKARE, V.; HYYPPÄ, J.; WANG, Y. S.; KUKKO, A.; HAGGREN, H.; YU, X. W.; KAARTINEN, H.; JAAKKOLA, A.; GUAN, F. Y.; et al. Terrestrial laser scanning in forest inventories, **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. 115, p. 63–77, 2016.

LIANG, X. L.; HYYPPÄ, J.; KAARTINEN, H.; LEHTOMAKI, M.; PYORALA, J.; PFEIFER, N.; HOLOPAINEN, M.; BROLLY, G.; PIROTTI, F.; HACKENBERG, J.; HUANG, H.; JO, H.; KATOH, M.; LIU, L.; MOKROS, M.; MOREL, J.; OLOFSSON, K.; POVEDA-LOPEZ, J.; TROCHTA, J.; WANG, D.; et al. International benchmarking of terrestrial laser scanning approaches for forest inventories. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. 144, p. 137–179, 2018.

LIN, W.; FAN, W.; LIU, H.; XU, Y.; WU, J. Classification of Handheld Laser Scanning Tree Point Cloud Based on Different KNN Algorithms and Random Forest Algorithm. **Forests**, v. 12, n. 292, p. 1-18, 2021.

LIU, G.; WANG, J.; DONG, P.; CHEN, Y.; LIU, Z. Estimating Individual Tree Height and Diameter at Breast Height (DBH) from Terrestrial Laser Scanning (TLS) Data at Plot Level. **Forests**, v. 9, n. 7, 2018.

MCGAUGHEY, R. J. **FUSION/LDV**: Software for LiDAR data analysis and visualization, Seattle: United States Department of Agriculture. Forest Service. 2014. Disponível em: [http://forsys.cfr.washington.edu/software/fusion/FUSION\\_manual.pdf](http://forsys.cfr.washington.edu/software/fusion/FUSION_manual.pdf). Acesso em: 20 jun. 2022.

MENGESHA, T.; HAWKINS, M.; NIEUWENHUIS, M. Validation of terrestrial laser scanning data using conventional forest inventory methods. **European Journal of Forest Research**, v. 134, p. 211-222, 2015.

MOURA, M. S. B.; LLOYD, J.; CARVALHO, H. F. S.; MIRANDA, R. O. **Registered point cloud and raw scan terrestrial LiDAR data for canopy structure studies at tree and plot levels of Caatinga vegetation, Brazil, 2017-2019**. NERC EDS Environmental Information Data, 2021. Disponível em: <https://catalogue.ceh.ac.uk/documents/6a29d55e-b40e-4f8c-8dd2-5cf0e27634ac>. Acesso em: 26 fev. 2023.

OLIVEIRA, C. P. **Biomassa e carbono por meio de inventário convencional e LiDAR em Floresta seca no nordeste do Brasil**. 2019. 106 f. Tese (Doutorado em Ciências Florestais) – Universidade Federal Rural de Pernambuco, Recife, 2019.

OLOFSSON, K.; HOLMGREN, J.; OLSSON, H. Tree Stem and Height Measurements using Terrestrial Laser Scanning and the RANSAC Algorithm. **Remote Sensing**, v. 6, p. 4323-4344, 2014.

OVELAND, I.; HAUGLIN, M.; GOBAKKEN, T.; NÆSSET, E.; MAALEN-JOHANSEN, I. Automatic Estimation of Tree Position and Stem Diameter Using a Moving Terrestrial Laser Scanner. **Remote Sensing**, v. 9, n. 4, 2017.

PAN, Y. D.; BIRDSEY, R. A.; FANG, J. Y.; HOUGHTON, R.; KAUPPI, P. E.; KURZ, W. A.; PHILLIPS, O. L.; SHVIDENKO, A.; LEWIS, S. L.; CANADELL, J. G.; et al. A Large and Persistent Carbon Sink in the World's Forests. **Science**, v. 333, p. 988–993. 2011.

RAUMONEN, P.; KAASALAINEN, M.; AKERBLUM, M.; KAASALAINEN, S.; KAARTINEN, H.; VASTARANTA, M.; HOLOPAINEN, M.; DISNEY, M.; LEWIS, P. Fast Automatic Precision Tree Models from Terrestrial Laser Scanner Data. **Remote Sensing**, v. 5, p. 491-520, 2013.

RODAL, M. J. N.; MARTINS, F. R.; SAMPAIO, E. V. S. B. Levantamento quantitativo das plantas lenhosas em trechos de vegetação de caatinga em Pernambuco. **Revista Caatinga**, v. 21, n. 3, p. 192-205, 2008.

SAMPAIO, E. V. S. B.; SILVA, G. Biomass equation for brazilian semiarid caatinga plants. **Acta Bot. Bras.**, v. 19, n. 4, p. 935-943, 2005.

SCHNABEL, R.; WAHL, R.; KLEIN, R. Efficient RANSAC for point-cloud shape detection. **Computer Graphics Forum**, v. 26, n. 2, p. 214-226, 2007.

SILVA, D. V. S.; CRUZ, C. B. M. Tipologias de Caatinga: Uma revisão em apoio a mapeamentos através de sensoriamento remoto orbital e GEOBIA. **Revista do Departamento de Geografia**, v. 35, p. 113-120, 2018.

SRINIVASAN, S.; POPESCU, S. C.; ERIKSSON, M.; SHERIDAN, R. D.; KU, N. W. Terrestrial laser scanning as an effective tool to retrieve tree level height, crown width, and stem diameter. **Remote Sensing**, v. 7, n. 2, p. 1877–1896, 2015.

SOUZA, S. O.; FOLHARINI, S. O. Mapeamento do uso e ocupação da terra do município de Petrolina (PE) – Médio Vale do Rio São Francisco através do NDVI de imagem Landsat 8 (OLI). **Revista Equador**, v. 8, n. 2, p. 489-502, 2019.

TEIXEIRA, A. H. C. **Water Productivity Assessments from Field to Large Scale: A case study in the brazilian semi-arid region**. Saarbrücken, Germany: LAP Lambert Academic Publishing, 2009, p. 1–226.

TEIXEIRA, A. H. C.; SCHERER-WARREN, M.; HERNANDEZ, F. B. T.; ANDRADE, R. G.; LEIVAS, J. F. Large-scale water productivity assessments with MODIS images in a changing semi-arid environment: A brazilian case study. **Remote Sensing**, v. 5, n. 11, p. 5783-5804, 2013.

VILÀ, M.; CARRILLO-GAVILÁN, A.; VAYREDA, J.; BUGMANN, H.; FRIDMAN, J.; GRODZKI, W.; HAASE, J.; KUNSTLER, G.; SCHELHAAS, M. J.; TRASOBARES, A. Disentangling biodiversity and climatic determinants of wood production. **PLoS ONE**, v. 8, n. 2, e53530. 2013.

WANG, C.; GLENN, N. F. A linear regression method for tree canopy height estimation using airborne LiDAR data. **Canadian Journal of Remote Sensing**, v. 34, n. 2, p. 217-227, 2008.

WANG, D.; LIANG, X.; MOFACK, G.; MARTIN-DUCUP, O. Individual tree extraction from terrestrial laser scanning data via graph pathing. **Forest Ecosystems**, v. 8, n. 67, 2021.

WATT, P. J.; DONOGHUE, D. N. M. Measuring forest structure with terrestrial laser scanning. **International Journal of Remote Sensing**, v. 26, n. 7, p. 1437-1446, 2005.

WITZMANN, S.; MATITZ, L.; GOLLOB, C.; RITTER, T.; KRAßNITZER, R.; TOCKNER, A.; STAMPFER, K.; NOTHDURFT, A. Accuracy and Precision of Stem Cross-Section Modeling in 3D Point Clouds from TLS and Caliper Measurements for Basal Area Estimation. **Remote Sensing**, v. 14, n. 8, 2022.

YE, W.; QIAN, C.; TANG, J.; LIU, H.; FAN, X. Y.; LIANG, X.; ZHANG, H. Improved 3D stem mapping method and elliptic hypothesis-based DBH estimation from terrestrial laser scanning data. **Remote Sensing**, v. 12, n. 3, 2020.

YRTTIMAA, T.; SAARINEN, N.; KANKARE, V.; LIANG, X.; HYYPPÄ, J.; HOLOPAINEN, M.; VASTARANTA, M. Investigating the Feasibility of Multi-Scan

Terrestrial Laser Scanning to Characterize Tree Communities in Southern Boreal Forests. **Remote Sensing**, v. 11, n. 12, 2019.

ZHANG, Z.; CAO, L.; SHE, G. Estimating forest structural parameters using canopy metrics derived from airborne LiDAR data in subtropical forest. **Remote Sensing**, v. 9, n. 940, p. 1-26, 2017.

ZIMBRES, B.; SHIMBO, J.; BUSTAMANTE, M.; LEVICK, S.; MIRANDA, S.; ROITMAN, I.; SILVÉRIO, D.; GOMES, L.; FAGG, C.; ALENCAR, A. Savanna vegetation structure in the Brazilian Cerrado allows for the accurate estimation of aboveground biomass using terrestrial laser scanning. **Forest Ecology and Management**, v. 458, p. 1-11, 2020.

## **6 ARTIGO 3 - AVALIAÇÃO DA POTENCIALIDADE DA CAATINGA NA GERAÇÃO DE BENEFÍCIOS ECONÔMICOS MEDIANTE PAGAMENTO POR SERVIÇO AMBIENTAL DE SEQUESTRO DE CARBONO**

### **6.1 INTRODUÇÃO**

A Caatinga, que ocupa uma área de 844.453 km<sup>2</sup>, correspondendo, aproximadamente, 11% do território brasileiro (IBGE, 2004), é uma região fitogeográfica de relevância socioambiental, por ser o bioma semiárido mais biodiverso do mundo, abrigando mais de 3.150 de espécies vegetais (FEERNADES; QUEIROZ, 2018) e cerca de 1.400 espécies de vertebrados (GARDA et al., 2018), bem como a região semiárida mais populosa, com mais de 27 milhões de habitantes, representando 12% da população brasileira (SEYFFARTH; RODRIGUES, 2017; CERZINI; CASTRO, 2022).

Esse bioma ainda é predominantemente explorado por atividades meramente extrativistas para aquisição de produtos agropecuários e madeireiros (MAIA et al., 2017). A maioria da população residente na Caatinga depende diretamente da biodiversidade para sobreviver, extraíndo alimentos, remédios, forragens para os rebanhos, madeiras como recurso energético e material de construção, dentre outros (LOIOLA et al., 2012; MAIA et al., 2017). Desse modo, a biodiversidade promove um importante serviço ecossistêmico (SE) de provisão para essa população. Além do SE de provisão, os serviços de regulação, suporte e cultural têm sido comprometidos com a crescente degradação ambiental do bioma.

A transformação de paisagens naturais em paisagens alteradas pelo homem, que em várias situações acarretam a desertificação, torna as florestas tropicais sazonalmente secas em regiões fitogeográficas mais ameaçadas nos trópicos (SANTOS et al., 2011).

De acordo com o MapBiomas (2022b), entre 1985 e 2021, ocorreu uma perda de 10,5% das áreas naturais da Caatinga, correspondendo uma área de 6.010.506,3 ha. A expansão da agropecuária foi a principal causa dessa perda da vegetação nativa, o que abrange uma área de 5,7 milhões ha, representando 6,7% da área. Parte dessa perda pela agricultura e pastagem ocorreu, até mesmo, em áreas de unidade de conservação, que significou um aumento de 1,4% e 2%,

respectivamente. Em Pernambuco, entre 1985 e 2021, foi registrado um crescimento das áreas de agricultura de 2% e de pastagem de 81,5%, em detrimento da vegetação nativa, cuja perda foi de 32,3% de cobertura florestal e de 16% de vegetação savânica (MAPBIOMAS, 2022a).

Diante desse cenário, surge o Pagamento por Serviços Ambientais (PSA), como uma importante estratégia de atenuar os impasses envolvendo a conservação ambiental e o desenvolvimento econômico (OLIVEIRA; NOGUEIRA, 2021). O PSA é um instrumento econômico, que se fundamenta no princípio protetor-recebedor, recompensando aqueles que prestam serviços de proteção ambiental (POCIDONIO; TURETTA, 2012), implementando, dessa forma, uma justiça econômica, valorizando os agentes protetores ao mesmo tempo em que assegura a integridade do ecossistema (RIBEIRO, 2005; ARAÚJO, 2015).

No Brasil, Mata Atlântica e Amazônia são as regiões onde os PSA mais se destacam. No primeiro bioma, devido à ampliação das grandes áreas urbanas, houve demanda por serviços ecossistêmicos, sobretudo por conservação da água. Enquanto na Amazônia, em razão dos grandes desmatamentos florestais, tem chamado atenção para mitigação da crise climática (ELOY; COUDEL; TONI, 2013). Nos demais biomas, como a Caatinga, não se observa um número expressivo de programas de PSA. Nesse sentido, este estudo teve como objetivo avaliar a potencialidade da Caatinga na geração de benefício econômico por meio de pagamento por serviço ambiental de sequestro de carbono.

## 6.2 MATERIAL E MÉTODOS

A potencialidade da caatinga na geração de benefício econômico por meio de pagamento por serviço de sequestro de carbono foi avaliada com base em dois enfoques:

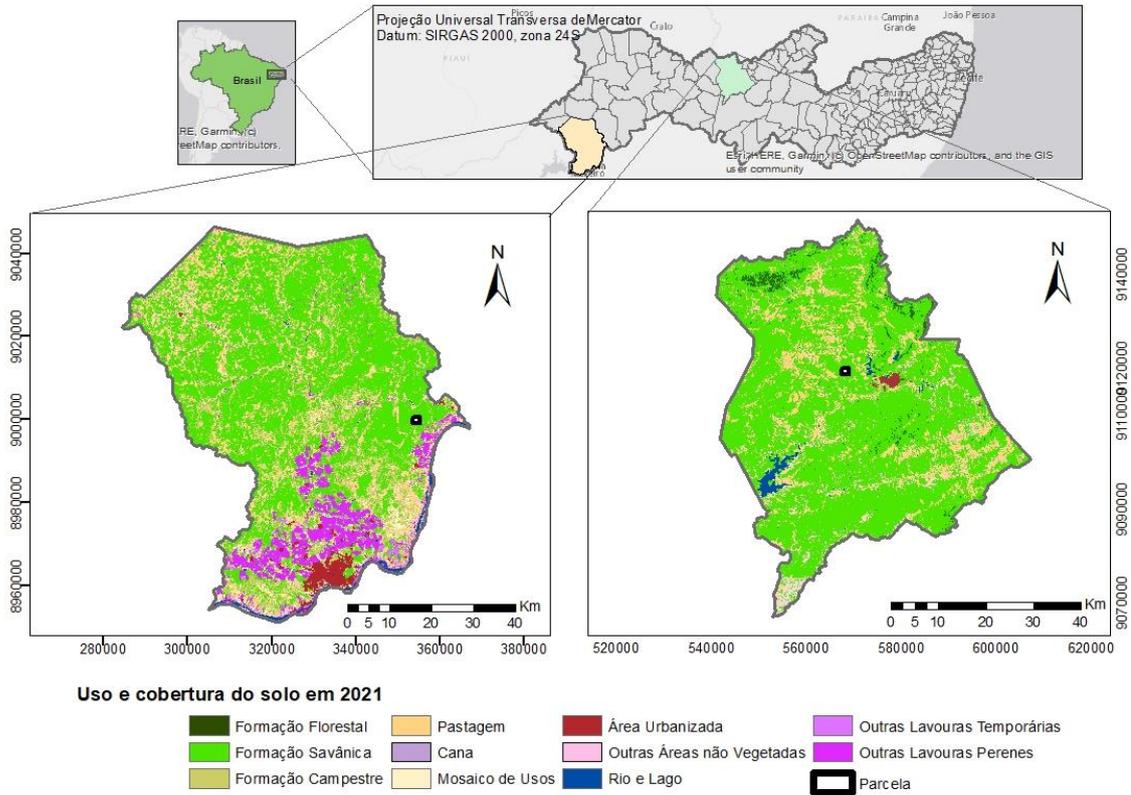
- a) pela geração de créditos de carbono em áreas da Caatinga;
- b) pelos programas de PSA de sequestro de carbono realizados nesse bioma.

### 6.2.1 Estimativa de crédito de carbono na Caatinga

O estoque de carbono foi estimado baseando-se em parcelas amostrais, pertencente ao projeto ForestPlots.net, o qual possui um banco de dados florestais de diversas partes do mundo (LOPEZ-GONZALEZ et al., 2011; FORESTPLOTS.NET et al., 2021; FORESTPLOTS.NET, s.d). Portanto, trata-se de dados secundários, de duas parcelas de 0,5 ha, uma localizada em Petrolina e a outra em Serra Talhada (Figura 1), nas quais foram aferidas a altura total e diâmetro à altura do peito (DAP) dos fustes dos indivíduos, para estimar a biomassa acima do solo (AGB), e conseqüentemente, o carbono. Foram considerados todos os indivíduos com DAP acima de 5 cm. Para a estimativa de AGB foi aplicada a equação alométrica desenvolvida por Sampaio e Silva (2005) (Equação 1), e na predição de carbono foi aplicado, no valor de AGB, o fator de 0,45, o qual representa a média dos teores de carbono verificados por Barros (2009), Sampaio e Costa (2011), Mata et al. (2015) e Dalla Lana et al. (2019).

$$AGB = 0,173 \times DAP^{2,2950} \quad (\text{Equação 1})$$

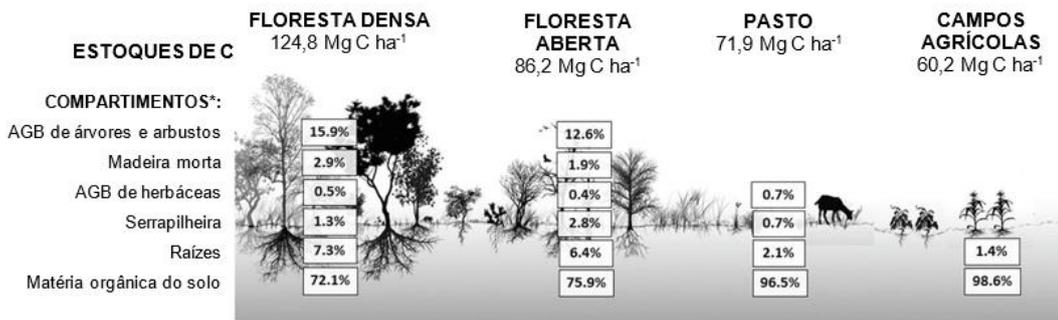
Figura 1 – Municípios da área de estudo (Petrolina e Serra Talhada) e seus usos e cobertura do solo (2021)



Fonte: MapBiomias (2022). Elaborado pela Autora (2023).

Para estimar o total de carbono, foi necessário estimar a quantidade de carbono de outros compartimentos ambientais. Para isso, adotou-se as seguintes taxas de carbono dos compartimentos ambientais da caatinga (aberta e densa) encontradas no estudo de Menezes et al. (2021): 75,9% e 72,1% na matéria orgânica do solo; 12,6% e 15,9% na biomassa acima do solo; 6,4% e 7,3% na biomassa abaixo do solo (raízes em geral); 1,9% e 2,9% na madeira morta; 2,8% e 1,3% na serrapilheira; e 0,4% e 0,5% na biomassa das herbáceas (Figura 2).

Figura 2 – Percentuais de estoques de carbono em diferentes compartimentos do ecossistema da Caatinga



Porcentagem do total de estoques de C do ecossistema em cada compartimento; AGB: biomassa acima do solo

Fonte: MENEZES et al., 2021 traduzido

Com o estoque de carbono total estimado, foi realizada a conversão dos valores de C em CO<sub>2</sub>, para obtenção do CO<sub>2</sub> equivalente, utilizando a Equação 2 (IPCC, 2003), que consiste na multiplicação do estoque de C pela razão entre os pesos moleculares do dióxido de carbono (44 g mol<sup>-1</sup>) e do carbono (12 g mol<sup>-1</sup>).

$$CO_{2eq} = C * \frac{44}{12} \quad (\text{Equação 2})$$

Em que,

CO<sub>2eq</sub>: dióxido de carbono equivalente, em Mg ha<sup>-1</sup>; e C: estoque de carbono total, em Mg ha<sup>-1</sup>.

Para valorar o serviço de sequestro de carbono atmosférico, por convenção, 1 tonelada de CO<sub>2</sub> removida na atmosfera equivale a 1 crédito de carbono. De acordo com o Decreto nº 11.075/2022, o qual estabeleceu os procedimentos para o desenvolvimento de Planos Setoriais de Mitigação das Mudanças Climáticas, bem como o Sistema Nacional de Redução de Emissões de Gases de Efeito Estufa, o crédito de carbono é um ativo financeiro comercializado internacionalmente, que certifica a retirada ou não emissão de gases de efeito estufa (GEE) na atmosfera. Foi feita uma extrapolação das estimativas de estoque de carbono para as áreas de Caatinga de Pernambuco utilizando os dados publicados pelo MapBiomass (2022), referente a área existente em 2021.

### 6.2.2 Programas de pagamento de serviço de sequestro de carbono na Caatinga de Pernambuco

Comumente, termos como compensação e retribuição são empregados no lugar do termo pagamento na expressão pagamento por serviços ambientais (PEIXOTO, 2011), visto que tais termos são conferidos em diferentes correntes acerca dos mecanismos no que se refere a como implantar os PSA. Uma indica que devem ser um pagamento para prestadores de serviços ou provedores de um bem, e a outra corrente defende que PSA deve ser compreendido como uma

compensação por um serviço prestado, assumindo os provedores com os custos (PLAZA; SANTOS, 2010). No presente estudo, foram consideradas as duas correntes para a investigação de programas de PSA.

A pesquisa por programas de PSA de sequestro de carbono na Caatinga de Pernambuco foi realizada nos sítios do Ministério do Meio Ambiente do Brasil e da Secretaria do Meio Ambiente e Sustentabilidade de Pernambuco, bem como no site de busca do Google, utilizando as expressões “programas de pagamento por serviços ambientais no Brasil”, “pagamento por serviços ambientais” e “PSA carbono”. Entre os programas levantados, foram selecionados dois que são de iniciativa pública, os quais disponibilizaram dados para análise, e que representaram âmbitos diferentes de incentivo à conservação do serviço de sequestro de carbono, que foram os gestores públicos (municipais) e a população rural. Foi necessário também fazer o levantamento das unidades de conservação (UC) situadas no bioma Caatinga do estado para respaldar a análise de um dos programas de PSA. Para isso, pesquisou-se no site do Instituto Chico Mendes de Conservação da Biodiversidade (ICMBio) e da Agência Estadual de Meio Ambiente (CPRH), que são os órgãos responsáveis pela gestão de UC.

Os dados foram inseridos em planilhas de Excel e a partir deles foram gerados tabelas e gráficos.

## 6.3 RESULTADOS E DISCUSSÃO

### 6.3.1 Estimativa de créditos de carbono nas áreas da Caatinga

Por meio da equação alométrica e do fator 0,45 sobre a AGB, obteve-se valores de carbono acima do solo de 6,13 Mg ha<sup>-1</sup> na área de Petrolina e 17,51 Mg ha<sup>-1</sup> em Serra Talhada. Baseando-se nos percentuais de estoques de C encontrados no estudo de Menezes et al. (2021), em Petrolina, foram utilizadas as taxas referentes à caatinga aberta, desse modo, haja vista que o carbono acima do solo armazena 12,6% do total de C do ecossistema, foram estimados, 36,93 Mg ha<sup>-1</sup> de carbono no solo; 3,11 Mg ha<sup>-1</sup> na biomassa abaixo do solo; 0,92 Mg ha<sup>-1</sup> na madeira morta; 1,36 Mg ha<sup>-1</sup> na serrapilheira e 0,19 Mg ha<sup>-1</sup> na biomassa das herbáceas, totalizando 48,65 Mg ha<sup>-1</sup>. Em maior quantidade foi observada em Serra Talhada, que por meio das taxas referentes à caatinga densa, foi estimado um total de estoque de carbono de 110,13 Mg ha<sup>-1</sup>, distribuído em 79,4 Mg ha<sup>-1</sup> de carbono no solo, 8,04 Mg ha<sup>-1</sup> na biomassa abaixo do solo, 3,19 Mg ha<sup>-1</sup> na madeira morta, 1,43 Mg ha<sup>-1</sup> na serrapilheira e 0,55 Mg ha<sup>-1</sup> na biomassa das herbáceas.

Na literatura, pode ser encontrada uma ampla gama de valores de carbono acima do solo da Caatinga. Valores próximos aos estimados em Serra Talhada foram relatados por Pereira et al. (2016), Menezes et al. (2021) e Schulz et al. (2018). Pereira et al. (2016) quantificaram além dos teores de carbono da biomassa acima do solo (19,27 Mg ha<sup>-1</sup>), o carbono da serrapilheira (2,62 Mg ha<sup>-1</sup>), das raízes (4,73 Mg ha<sup>-1</sup>) e da biomassa das herbáceas (0,57 Mg ha<sup>-1</sup>), atingindo um total de 27,2 Mg ha<sup>-1</sup>, com a maior parte constituída pelo carbono acima do solo. Menezes et al. (2021) revelaram valores de carbono acima do solo de 10,9 Mg ha<sup>-1</sup> em caatinga aberta e de 19,8 Mg ha<sup>-1</sup> em caatinga densa, cujas áreas apresentaram estoque total de carbono (soma dos teores de carbono das biomassas acima do solo, abaixo do solo e das herbáceas, da serrapilheira e de madeira morta) de 85,5 Mg ha<sup>-1</sup> e de 124,8 Mg ha<sup>-1</sup>, respectivamente. Ambos os estudos utilizaram as equações alométricas de Sampaio e Silva (2005) para estimar a biomassa acima do solo.

O teor de carbono acima do solo encontrado por Schulz et al. (2018) foi em média de 15,74 Mg ha<sup>-1</sup>, variando entre 12,08 Mg ha<sup>-1</sup> a 18,35 Mg ha<sup>-1</sup>, em áreas com diferentes intensidades de pastejo na Caatinga, nas quais foram percebidos impactos significativos no estoque de carbono da biomassa das herbáceas e do

solo, uma vez que há um consumo maior de gramíneas e de serrapilheiras, por algumas espécies de rebanho. O sobrepasto em conjunto com a agricultura de corte e a queima foram considerados as principais causas de desmatamento na Caatinga, na qual resta cerca de 50% da área originalmente coberta pela vegetação da Caatinga (EMBRAPA, 2007; SCHULZ et al., 2018). Em 2021, por meio do Sistema de Alerta de Desmatamento da Caatinga (SAD Caatinga), foi publicado, no Relatório Anual do Desmatamento no Brasil (MAPBIOMAS, 2022a), que, na Caatinga, ocorreu um desmatamento de 116.260 ha, representando 7% da área total, ocupando o terceiro lugar no ranking de desmatamento de biomas do Brasil.

Segundo o Relatório das Estimativas Anuais de Emissões de Gases de Efeito Estufa (MCTI, 2022), as emissões brutas da vegetação da Caatinga, que se baseiam nas taxas de desmatamento disponíveis, foram de 35,94 Tg CO<sub>2</sub>, em 2020, que na verdade, é um valor estimado para 2011 e replicado para os anos seguintes. Essa foi uma alternativa encontrada pelo MCTI para preencher as lacunas promovidas pela ausência de atualizações dos dados utilizados de desmatamento calculados pelo Projeto de Monitoramento do Desmatamento dos Biomas Brasileiros por satélite (PMDBBS). Quanto às emissões líquidas das transições de uso da terra foram de 31,38 Tg CO<sub>2</sub>, as quais computaram as taxas de remoções de CO<sub>2</sub>, que foram, por sua vez, de 3,08 Tg CO<sub>2</sub> referentes às remoções gerais e de 1,67 Tg CO<sub>2</sub> concernentes às remoções por vegetação protegida, correspondendo 54,2% das remoções gerais.

De acordo com o Inventário de Emissões de Gases de Efeito Estufa do Estado de Pernambuco, no período de 2015 a 2020, as estimativas de emissões de gases de efeito estufa (GEE) por transições do uso da terra na Caatinga variaram entre 2.349.342,71 Mg CO<sub>2eq</sub> (2020) e 3.713.674,9 Mg CO<sub>2eq</sub> (2017). Petrolina foi um dos municípios que apresentaram emissões de transição de uso da terra mais expressivas do estado, com, aproximadamente, 90.000 Mg CO<sub>2eq</sub> em 2020 e superando 150.000 Mg CO<sub>2eq</sub>, em 2019. Já em Serra Talhada, as estimativas das emissões variaram entre 60.000 Mg CO<sub>2eq</sub> (2020) e valores maiores que 120.000 Mg CO<sub>2eq</sub> (2015). O inventário também estimou as emissões de GEE provenientes das atividades da pecuária, o qual revelou um aumento de 5,59% entre 2015 e 2020 (81.965,27 Mg CO<sub>2eq</sub> e 86.544,63 Mg CO<sub>2eq</sub>, respectivamente), e uma redução de 3,05% de 2019 a 2020 (89.266,53 Mg CO<sub>2eq</sub> e 86.544,63 Mg CO<sub>2eq</sub>, respectivamente) em Petrolina. Valores menores de emissões de GEE foram

observados em Serra Talhada, na qual verificou-se uma redução de 4,91%, entre 2015 e 2020 (78.799,84 Mg CO<sub>2eq</sub> e 74.929,3 Mg CO<sub>2eq</sub>, respectivamente).

No presente estudo, foram estimados os estoques totais de carbono no valor de 178,39 Mg CO<sub>2eq</sub> ha<sup>-1</sup> na área de Petrolina e de 403,79 Mg CO<sub>2eq</sub> ha<sup>-1</sup> em Serra Talhada. Contabilizando apenas os reservatórios de carbono acima e abaixo do solo, foram obtidos, 33,89 Mg CO<sub>2eq</sub> ha<sup>-1</sup> e 93,68 Mg CO<sub>2eq</sub> ha<sup>-1</sup>, em Petrolina e em Serra Talhada, respectivamente. Comparando com os dados publicados no Inventário de estimativas de emissão de GEE em Pernambuco, constatou que os estoques de carbono acima e abaixo do solo da formação florestal e formação savânica da Caatinga (PERNAMBUCO, 2022), que totalizaram 62 Mg CO<sub>2</sub> ha<sup>-1</sup>, ficou entre os valores encontrados neste estudo.

Ao extrapolar a média dos teores de C das biomassas acima e abaixo do solo de Petrolina e de Serra Talhada (63,8 Mg CO<sub>2</sub> ha<sup>-1</sup>), foi estimado um estoque de 302,08 Tg CO<sub>2</sub>, na área total da vegetação remanescente da Caatinga em Pernambuco, no qual foi levado em conta uma área de 4.734.809 ha de vegetação constituída por formação florestal e por savana (MAPBIOMAS, 2022b). Esse total do estoque de carbono da área remanescente subiu ao considerar a média dos teores de C (291,09 Mg CO<sub>2</sub> ha<sup>-1</sup>) dos demais compartimentos ambientais, como solo, madeira morta, serrapilheira e herbáceas, atingindo um valor total de 1,38 Pg CO<sub>2</sub>.

Na literatura, foram encontradas estimativas em escala regional da Caatinga. Sampaio e Costa (2011) estimaram o estoque de carbono das biomassas aérea e subterrânea da vegetação remanescente da Caatinga, que foi de 940 Tg CO<sub>2</sub>, considerando que a área remanescente do bioma é de 400.000 km<sup>2</sup>, a biomassa é de 47 Mg ha<sup>-1</sup> e o teor de carbono de 50% da biomassa. Também foi estimado, dentro dessas condições, uma fixação de carbono na biomassa de 180 Tg ano<sup>-1</sup>. Valores muito elevados foram estimados por Schulz et al. (2018), com total de 1,23 Pg C (4,5 Pg CO<sub>2</sub>), os quais consideraram uma área de 780.000 km<sup>2</sup> da Caatinga, entretanto, mesmo considerando 400.000 km<sup>2</sup> (área remanescente da Caatinga, segundo Embrapa, 2007), foi obtido um valor alto, de 2,31 Pg CO<sub>2</sub>.

Outra comparação pertinente foi feita entre os estoques de carbono estimados na Caatinga e na Mata Atlântica, bioma também presente no território pernambucano. Baseando-se nos dados do Inventário de estimativas de emissão de GEE em Pernambuco (PERNAMBUCO, 2022), observou-se diferenças, entre os biomas, favorecendo a Mata Atlântica de 17,51 Mg CO<sub>2</sub> ha<sup>-1</sup> nos estoques da

formação florestal; 7,62 Mg CO<sub>2</sub> ha<sup>-1</sup> da formação campestre; 7,62 Mg CO<sub>2</sub> ha<sup>-1</sup> de áreas úmidas; 1,41 Mg CO<sub>2</sub> ha<sup>-1</sup> de pastagem e 3,27 Mg CO<sub>2</sub> ha<sup>-1</sup> de outras culturas temporárias. Apenas as classes de uso denominadas “outras culturas perenes” e “mosaico de agricultura e pastagem” obtiveram valores maiores na Caatinga, com 24,8 Mg CO<sub>2</sub> ha<sup>-1</sup> e 8,85 Mg CO<sub>2</sub> ha<sup>-1</sup>, com diferença de 1,28 Mg CO<sub>2</sub> ha<sup>-1</sup> e 5,64 Mg CO<sub>2</sub> ha<sup>-1</sup>, respectivamente. Quanto às emissões, a Caatinga supera a Mata Atlântica, com estimativas de emissões na ordem de 2 a quase 4 milhões de toneladas por hectares para o primeiro bioma, e emissões abaixo de 1 milhão de toneladas por hectares para o segundo (variação entre 424.563,5 Mg CO<sub>2</sub> ha<sup>-1</sup> e 931.821,12 Mg CO<sub>2</sub> ha<sup>-1</sup>).

Esses níveis de emissões de GEE mais elevados na Caatinga de Pernambuco podem ser reduzidos ou evitados por meio de adoção de mecanismos de compensação diversos. As contribuições do setor florestal à problemática do clima depende do uso de mecanismos financeiros (COSTA et al., 2017). Um deles é o mecanismo de Redução de Emissões por Desmatamento e Degradação (REDD+), que representa um instrumento econômico elaborado na esfera da Convenção-Quadro das Nações Unidas sobre Mudança do Clima (UNFCCC) (MMA, 2016). Esse instrumento consiste em incentivos econômicos, que visa mitigar as emissões de GEE gerados pelo desmatamento e pela degradação florestal, bem como compensar práticas de manejo florestal sustentável, conservação e aumento dos estoques de carbono (MACIEL; CRUZ; PAULINO, 2020). Dessa forma, projetos para REDD+ tem sido financiado por fundos públicos e em projetos de iniciativa privada do mercado voluntário de carbono (MACIEL; CRUZ; PAULINO, 2020).

O mercado de carbono pode ser do tipo regulado, originalmente criado a partir do Mecanismo de Desenvolvimento Limpo (MDL), proposto pelo Protocolo de Quioto para atingir as metas de reduções de GEE a serem cumpridas de forma obrigatória. Atualmente, as metas de Acordo de Paris são as vigentes. Esse mercado gera como crédito de carbono as chamadas CER – Reduções Certificadas de Emissões. O outro tipo de mercado é o voluntário, que se baseiam nas iniciativas de empresas, organizações não governamentais (ONG), governo público, dentre outros agentes que pretendem comercializar créditos de carbono (SOUZA; ANDRADE, 2014), as chamadas Reduções de Emissões Voluntárias (VER).

Conforme ao que foi estimado de estoque de carbono neste estudo, tendo em vista que são valores brutos sem considerar qualquer desconto de emissão de GEE

que possa estar associada ao processo de conservação, pode-se dizer que em áreas de Caatinga com aspectos semelhantes ao da parcela amostral de Petrolina, poderia gerar 178 créditos de carbono por hectare, e em maior quantidade pode ser gerado em áreas como de Serra Talhada, que seria de 403 créditos de carbono por hectare. Esses valores correspondem aos reservatórios de carbono que estão relacionados a conservação das áreas florestais. Os créditos referentes à fixação de carbono ao ano não foram estimados neste estudo, visto que foram obtidos dados de apenas uma coleta.

De acordo com o Observatório de Conhecimento e Inovação em Bioeconomia da Fundação Getúlio Vargas (FGV), o preço médio de crédito de carbono mundial, em abril de 2023, foi de US\$ 37.5. Considerando apenas o setor de floresta e uso do solo, o preço por crédito, em 2020, foi de US\$ 5.40. Nesse sentido, baseado no que foi estimado anteriormente, para Petrolina, pode-se obter US\$ 961.20 por hectare, e para Serra Talhada, US\$ 2,176.20 por hectare. A partir desses valores estimados, pode-se subsidiar planejamento de projetos de monetização do serviço de sequestro de carbono na floresta tropical sazonalmente seca de Pernambuco.

Segundo IPCC (2003), o incremento médio anual em biomassa acima e abaixo do solo em floresta tropical seca é de  $1,27 \text{ Mg ha}^{-1} \text{ ano}^{-1}$ . No estudo de Mata et al. (2015), foram estimadas médias anuais das emissões, variando de  $2,1 \text{ Mg CO}_2 \text{ ano}^{-1}$  a  $2,5 \text{ Mg CO}_2 \text{ ano}^{-1}$ , na vegetação primária da Caatinga do Rio Grande do Norte, entre 2000 e 2010, na qual foi considerada a dinâmica de corte da região.

Para uma propriedade rural se inserir no mercado de carbono, são necessários, além do levantamento da cobertura florestal, verificar a regularidade fundiária e ambiental da propriedade; a tipologia do projeto, que no caso deste estudo seria REDD+, definindo também o mercado de carbono que irá participar; caracterização da área, levando-se em conta o acesso ao local, tipo de vegetação, a sua inserção regional e às pressões das atividades antrópicas que ameaçam, de forma iminente, a integridade da área; e a taxa histórica de desmatamento recente que ocorre na localidade. É necessário também o estudo de viabilidade, que envolve as questões econômicas e de planejamento técnico de execução (SANQUETTA).

A precisão dos dados dos estoques de carbono é fundamental na estimativa das emissões de gases de efeito estufa em inventários nacionais direcionados à Convenção-Quadro das Nações Unidas sobre Mudança do Clima (UNFCCC) e aos

seus desdobramentos acerca do Acordo de Paris (SANQUETTA et al., 2020). O presente estudo realizou uma estimativa com base na equação alométrica e dados secundários, com a finalidade de trazer um entendimento geral do potencial que a Caatinga pode conquistar no mercado de carbono, que ainda é incipiente no Brasil.

Melhorias nas estimativas podem ser realizadas por meio do uso de técnicas de sensoriamento remoto para estimativa da biomassa. O estado de Pernambuco foi um dos pioneiros no Brasil a ter toda sua superfície escaneada com a tecnologia LiDAR aerotransportado, gerando importantes dados para aplicações ambientais, dentre as quais para estimativa da biomassa da vegetação. Além disso, a NASA tem disponibilizado dados da Missão GEDI (Global Ecosystem Dynamics Investigation), a partir dos quais se obtém informações da estrutura e biomassa das formações florestais e demais vegetações do globo.

### 6.3.2 Programas de PSA carbono realizadas na Caatinga de Pernambuco

Na busca pelos programas de PSA carbono no estado, foi observado que grande parte dos programas são voltados para o serviço de disponibilidade hídrica, tendo como pioneiro um programa de PSA água implantado na Mata Atlântica. Existem iniciativas de conservação e recuperação de áreas florestais, no entanto não há o benefício econômico para as pessoas que conservam essas áreas, em geral são feitas pelo próprio governo ou capacitam a comunidade local para realizar.

Os programas encontrados de PSA, que foram tratados neste estudo, não são especificamente para a Caatinga, abrangendo outros biomas como a Mata Atlântica e Amazônia. No Caatinga do estado, foram implementados os programas ICMS Ecológico, que incentiva economicamente os municípios que colaboram com a conservação ambiental, e o Programa Bolsa Verde, que tem como público-alvo a população rural.

#### 6.3.2.1 ICMS Ecológico

No Brasil, a primeira vivência de PSA é apontada por muitos como sendo o ICMS Ecológico (BRITO; MARQUES, 2017). O Imposto sobre Circulação de Mercadorias e Serviços (ICMS) é um tributo estadual, regulamentado pela Lei Complementar nº 87, de 13 de setembro de 1996, e também previsto na Constituição Federal de 1988. No seu inciso IV do art, 158, está definido um

percentual de repasse de 25% para os municípios, sendo 75% do total, no mínimo, deve ser repassado em função do Valor Adicionado Fiscal, e os demais 25% são distribuídos de acordo com as leis de cada estado (BRASIL, 1988).

Adotando uma política de incentivo à proteção ambiental, dezessete estados brasileiros incluíram critérios ambientais no repasse do ICMS para os seus entes municipais, conhecido como ICMS ecológico (ICMS-E), verde ou socioambiental. Esses critérios aplicados estão relacionados à unidade de conservação, às terras indígenas, ao saneamento ambiental, índice municipal de meio ambiente, entre outros (SILVA et al., 2020).

Por meio da Lei estadual de nº 11.899/2000, o estado de Pernambuco instituiu o ICMS socioambiental, que tem como critérios ambientais a existência de unidades de conservação e a destinação adequada dos resíduos sólidos, e os sociais incluem educação e saúde (PERNAMBUCO, 2000). Posteriormente, surgiram outros dispositivos legais (Lei nº 12.206/2002, Lei nº 1.432/2003, Lei nº 13.368/2007, Lei nº 13.931/2009, Lei nº 16.616/2019), que redefiniram os critérios de distribuição de parte do tributo destinada para os municípios e suas respectivas taxas.

Os percentuais dos critérios ambientais variaram de 2,5%, a qual foi estabelecida pela Lei nº 16.616/2019 (1,5% referentes às unidades de conservação e às iniciativas de proteção e conservação de corpos d'água, e 1% ao tratamento ou destinação ambientalmente adequada de resíduos), até 6%, estabelecida pela Lei nº 11.899/2000 (1% relativo às unidades de conservação e 5% à destinação adequada de resíduos). Nessa variação ocorrida entre 2000 e 2019, observou-se uma redução do percentual dos critérios ambientais de 3,5%, trazida, recentemente, pela Lei nº 16.616/2019.

Detalhando o percentual acerca das áreas protegidas (1%), conforme a Lei 16.616/2019, os municípios recebem o incentivo econômico por possuir unidades de conservação em seu território, baseado na taxa de conservação do município em questão, tendo em vista as áreas da UC e do município, a categoria de manejo e o nível de conservação do ecossistema protegido.

De acordo com os dados do Tribunal de Contas do Estado de Pernambuco (TCE-PE), no período de 2013 a 2021, foram observadas diferentes evoluções dos quantitativos de municípios que receberam o repasse do ICMS-E referentes às unidades de conservação (Figura 3). Nesse critério, ocorreu um discreto aumento de

24,4%, que corresponde a inclusão de 19 municípios. O número dos municípios pertencentes à região da Caatinga, que recebem o incentivo, variou entre 20 e 27, tendo o maior valor em 2021 (Figura 3).

Figura 3 - Número de municípios de Pernambuco que recebem ICMS ecológico relativo à unidade de conservação, entre 2013 e 2022



Fonte: TCE-PE

Figura 4 - Número de municípios de Pernambuco localizados no bioma Caatinga que recebem ICMS ecológico relativo à unidade de conservação



Fonte: TCE-PE

Conforme a Agência Estadual de Meio Ambiente (CPRH) e o Instituto Chico Mendes de Conservação da Biodiversidade (ICMBio), são dezoito unidades de conservação implantadas na Caatinga do estado de Pernambuco (Quadro 1), juntas totalizam 622.796,3 ha, sendo 219.128,62 ha (35,18%) constituem as UC de proteção integral e 403.667,68 ha (64,81%) as unidades de uso sustentável, distribuídas em 37 municípios de Pernambuco.

Quadro 1 - Unidades de Conservação presentes na Caatinga de Pernambuco

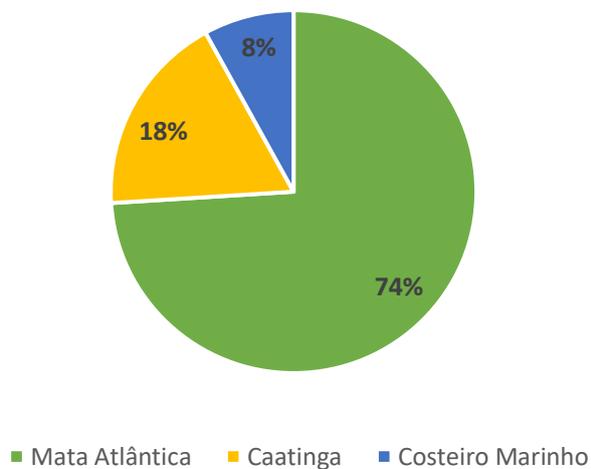
UC	Tipo	Município	Área (ha)	Diploma Legal
ESEC Serra da Canoa	Proteção integral	Floresta	7.598,71	Decreto nº 38.133, 27/04/2012
Monumento Natural Pedra do Cachorro	Proteção integral	Brejo da Madre de Deus, São Caetano e Tacaimbó	1.378,67	Decreto nº 40.576, 28/03/2014
Parque Estadual Serra Areal	Proteção integral	Petrolina	1.596,55	Decreto nº 40.550, 28/03/2014
Parque Estadual Mata da Pimenteira	Proteção integral	Serra Talhada	887,24	Decreto nº 37.823, 30/01/2012
PARNA do Catimbau	Proteção integral	Buíque, Ibimirim e Tupanatinga	62.300	Decreto s/n, 13/12/2002
RVS Cabeceiras do Capibaribe	Proteção integral	Jataúba e Poção	6.926,65	Decreto nº 49.975, 16/12/2020
RVS Mata Bitury	Proteção integral	Belo Jardim e Brejo da Madre de Deus	888,25	Decreto nº 49.977, 16/12/2020
RVS Serras Caatingueiras	Proteção integral	Cabrobó e Salgueiro	21.687,62	Decreto nº 47.558, 05/06/2019
RVS Tatu Bola	Proteção integral	Lagoa Grande, Petrolina e Santa Maria da Boa Vista	110.110,25	Decreto nº 41.546, 16/03/2015
RVS Serra do Giz	Proteção integral	Afogados da Ingazeira e Carnaíba	310,20	Decreto nº 47.557, 05/06/2019
RVS Riacho Pontal	Proteção integral	Petrolina	4.819,63	Decreto nº 40.552, 28/03/2014
REBIO de Serra Negra	Proteção integral	Floresta, Inajá e Tacaratu	624,85	Decreto nº 87.591, 20/09/1982

APA da Chapada do Araripe	Uso sustentável	Araripina, Trindade, Ouricuri, Ipubi, Exu, Santa Cruz, Bodocó, Cedro, Moreilândia, Granito e Serrita	326.643,14 (área total 972.605,18)	Decreto s/n, 04/08/1997
APA Serras e Brejos do Capibaribe	Uso sustentável	Brejo da Madre de Deus, Belo Jardim, Taquaritinga do Norte e Vertentes	73.781,65	Decreto nº 49.976, 16/12/2020
FLONA de Negreiros	Uso sustentável	Serrita e Parnamirim	3.004,56	Decreto n/s, 11/10/2007
RPPN Karawa-tá	Uso sustentável	Gravatá	100,58	Portaria conjunta CPRH/SECTMA nº 001/2009
RPPN Pedra do Cachorro	Uso sustentável	São Caetano	18	Portaria CPRH nº 088, 05/06/2001
RPPN Santo Antônio	Uso sustentável	Passira	119,75	Portaria CPRH nº 157/2014 (D.O.E 03/09/2014)

ESEC: Estação Ecológica; FLONA: Floresta Nacional; APA: Área de Proteção Ambiental; RVS: Refúgio de Vida Silvestre; REBIO: Reserva Biológica; RPPN: Reserva Particular do Patrimônio Natural; Fonte: CPRH, s.d.; ICMBio.

Ao comparar com o outro bioma de Pernambuco, a Mata Atlântica, observou-se, na Figura 5, uma desigualdade discrepante na distribuição de UC nos biomas existente no estado, verificando 74 unidades na Mata Atlântica (74%) e 18 na Caatinga (18%) (CPRH, s.d; ICMBio, s.d). Isso evidencia um alheamento à conservação da Caatinga, por ser ainda negligenciada pela comunidade científica e pelo poder público, constatando-se na quantidade de investigações científicas na literatura e de geração de dados para diversas finalidades (SANTOS et al., 2011), como por exemplo para o monitoramento ambiental desse bioma.

Figura 5 – Distribuição de unidade de conservação existentes em Pernambuco por bioma



Fonte: CPRH, s.d.; ICMBio, s.d.

Na Figura 6, estão apresentados os valores, em reais, do ICMS-E repassados aos municípios de Pernambuco, que possuem unidades de conservação em seus territórios, variando entre R\$ 22.652.972,84 e 41.190.689,40, com maior repasse no ano de 2021, devido ao maior número de municípios beneficiados.

Figura 6 – Valores em reais da parcela ambiental do ICMS repassada aos municípios de Pernambuco entre 2013 e 2021

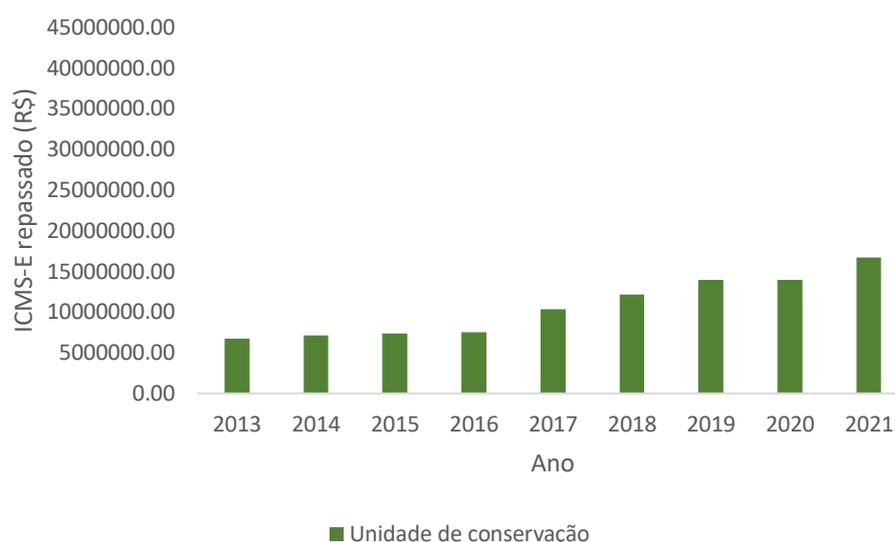


Fonte: TCE-PE

Destacando os números adquiridos na Caatinga de Pernambuco, referente às unidades de conservação (Figura 7), variaram entre R\$ 6.741.257,28 (2013) e R\$ 16.723.419,90 (2021). Observou-se um aumento expressivo a partir de 2017, que

atingiu valores maiores de 10 milhões de reais (R\$ 10.374.553,93), o que foi causado pelo crescimento de números de municípios participantes do programa, a partir de 2017 (Figura 3).

Figura 7 – Valores em reais da parcela ambiental do ICMS repassada aos municípios pernambucanos localizados na Caatinga entre 2013 e 2021



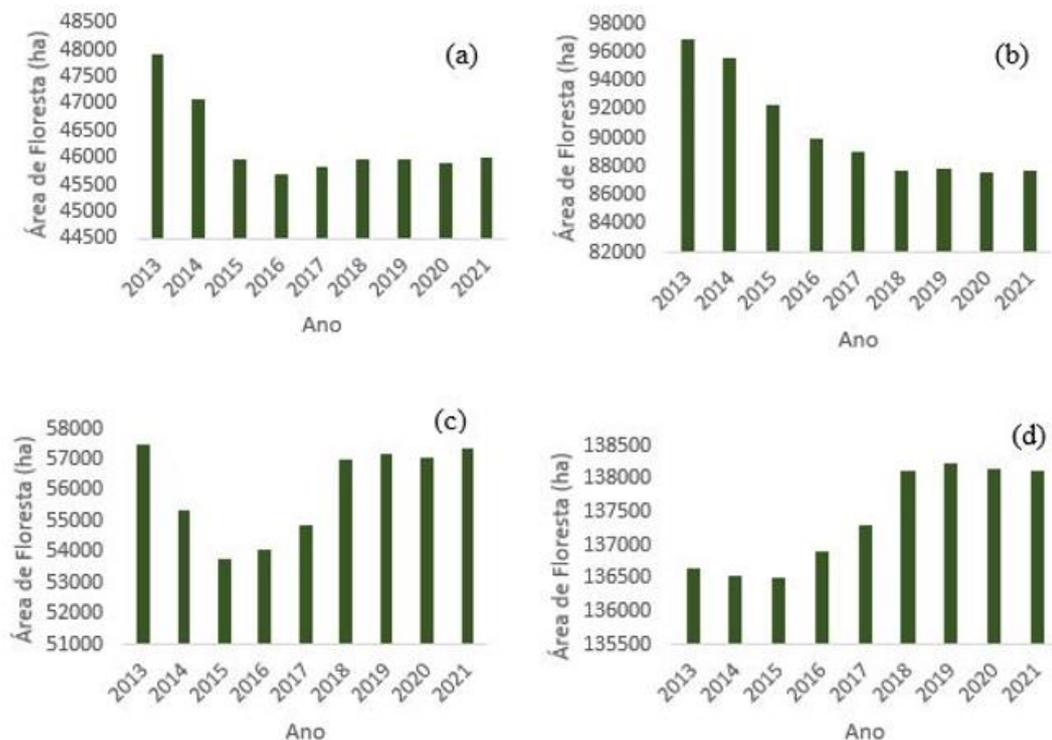
Fonte: TCE-PE

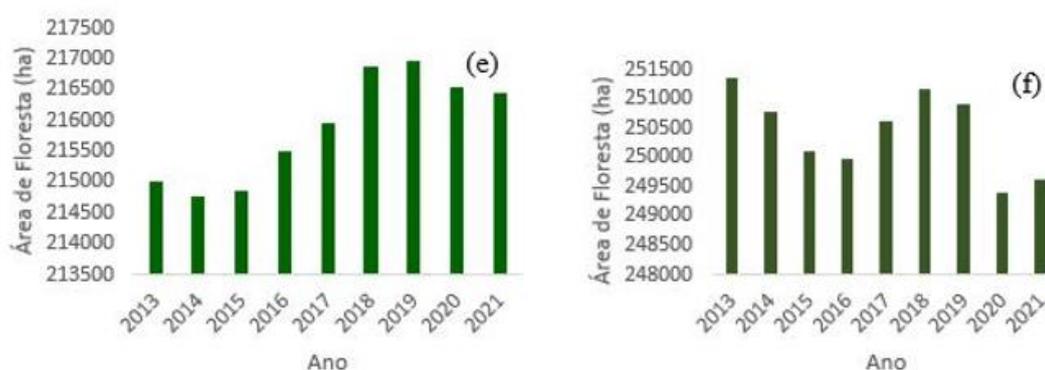
Os cinco municípios que concentraram a maior parte dos repasses por UC, em 2021, foram Tupanatinga (R\$ 4.386.808,42), Lagoa Grande (R\$ 2.986.324,98), Ibimirim (R\$ 1.297.506,72), Buíque (R\$ 992.695,61) e Santa Maria da Boa Vista (R\$ 947.385,86), por amparar duas das maiores UC da Caatinga pernambucana, PARNA do Catimbau, instituída em 2002, e RVS do Tatu Bola, criada em 2015. Verificou-se, que entre 2013 e 2016, os municípios, onde o PARNA Catimbau se localiza, reuniram o maior montante dos incentivos, o que foi constatado também no estudo de Silva et al. (2020), no ano de 2011. A partir de 2017, os municípios do RVS do Tatu Bola começaram a receber os repasses, com exceção de Petrolina, que já recebia pelas unidades de RVS Riacho Pontal e Parque Estadual Serra Areal, (instituídas em 2014), e se destacaram nos primeiros lugares do ranking junto com os municípios do PARNA. A entrada desses municípios no programa também colaborou para o incremento considerável no montante dos repasses a partir de 2017.

Como o repasse do ICMS ecológico é condicionado a investimentos ambientais feitos pelos municípios, esse dispositivo representa uma maneira de

incentivar os municípios a investir esses recursos para a área ambiental (FERNANDES et al., 2011; MELO; CAMPOS; BATISTA, 2022). Dessa forma, tomando como referência os seis municípios que recebem os maiores montantes do repasse de ICMS-E, juntos correspondem a 70,9% do total do repasse aos municípios da Caatinga pernambucana, em 2021, e considerando os seus montantes e as suas áreas cobertas por formações florestal e savânica como indicações de conservação ambiental do município (Figura 8), constatou-se, nos municípios de Tupanatinga e de Ibimirim, que os incentivos repassados não produziram efeitos na conservação das vegetações nativas. Por outro lado, Buíque, Lagoa Grande e Santa Maria da Boa Vista apresentaram aumento das áreas florestais, o que indica que o benefício econômico está impactando de forma positiva na conservação e recuperação florestal, sobretudo nos municípios do RVS Tatu Bola. Em Petrolina, observou-se, que nos primeiros dois anos como beneficiário do ICMS-E, ocorreu uma recuperação florestal, entretanto no período de 2020 a 2021, houve uma redução considerável da sua área florestal.

Figura 8 – Áreas cobertas por formações florestal e savânica dos municípios que concentraram a maior parte dos repasses de ICMS-E – Tupanatinga (a), Ibimirim (b), Buíque (c), Lagoa Grande (d), Santa Maria da Boa Vista (e) e Petrolina (f), entre 2013 e 2021.





Fonte: Mapbiomas, 2022

### 6.3.2.2 Programa Bolsa Verde

O Programa de Apoio à Conservação Ambiental, mais conhecido como Programa Bolsa Verde (PBV), foi elaborado à luz dos debates de programas de pagamentos por serviços ambientais, e instituído pela Lei federal nº 12.512/2011 e regulamentado pelo Decreto nº 7.572/2011, no âmbito do Plano Brasil sem Miséria. Este Plano foi criado com o objetivo de reduzir ou mesmo erradicar a extrema pobreza da população brasileira mediante a articulação de políticas, programas e ações em três pilares: garantia de renda, acesso a serviços públicos e inclusão produtiva (BRASIL, 2014).

O Programa Bolsa Verde é o primeiro programa do governo federal, destacando a importância deste como uma política pública ambiental, que tem como finalidade a promoção da proteção ambiental mediante incentivos econômicos, como uma ferramenta para estimular o desenvolvimento rural associado à conservação ambiental (MACIEL; KHAN, 2015).

O incentivo econômico do Programa consiste na transferência de renda, no valor de R\$ 300,00 trimestralmente, por até dois anos (com possibilidade de renovação), aos produtores rurais, que já conservam ou que se comprometeram a restaurar a vegetação nativa nas propriedades. De possíveis degradadores, os beneficiários começaram a ser vistos como mantenedor dos serviços ecossistêmicos (MACIEL; KHAN, 2015; BRASIL, 2011a).

O Programa, condicionado a critérios socioambientais, baseou-se nos seguintes objetivos específicos (BRASIL, 2011a; BRASIL, 2014): (i) estimular a conservação dos ecossistemas; (ii) proporcionar a cidadania, a melhoria das

condições de vida e o aumento da renda das pessoas em extrema pobreza, que realizam atividades de conservação dos recursos naturais nas áreas rurais determinadas e; (iii) incentivar a capacitação dos beneficiários do programa. Tais áreas, listadas na Lei, são as de unidades de conservação de uso sustentável, sob a gestão do Instituto Chico Mendes de Conservação da Biodiversidade (ICMBio), como Florestas Nacionais, Reservas Extrativistas e Reservas de Desenvolvimento Sustentáveis; de assentamentos ambientalmente diferenciados da reforma agrária, sob a gestão do Instituto Nacional de Colonização e Reforma Agrária (Incra), como projetos de desenvolvimento sustentável, de assentamento florestal ou agroextrativista; e habitadas por ribeirinhos, extrativistas, indígenas, quilombolas e outras comunidades tradicionais, sob a gestão da Secretaria de Patrimônio da União (SPU) (BRASIL, 2011a).

Além desses critérios de natureza territorial, há os critérios socioambientais, que são: (i) a família deve se encontrar em condição de extrema pobreza; (ii) ter inscrição no Cadastro Único para Programa Sociais do Governo Federal (CadÚnico); (iii) ser beneficiária do Programa Bolsa Família; (iv) o percentual de cobertura vegetal da área deve estar de acordo com os valores estabelecidos pelo Comitê Gestor do Programa e; o território deve ter algum instrumento de gestão, que regulamenta o manejo dos recursos naturais (BRASIL, 2014; BRASIL, 2016).

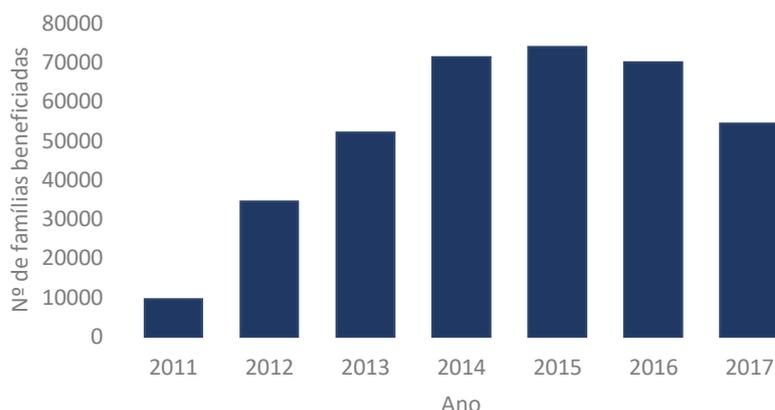
Segundo Freire et al. (2019), os relatórios, produzidos pelos principais órgãos de execução e fiscalização envolvidos com o PBV, apresentaram assimetria e desconexão de informações, discorrendo características e informações somente acerca de sua competência de atuação. Além da ausência de um sistema coordenado, a ocorrência da falta de instrumentos de gestão de algumas unidades territoriais, principalmente as geridas pelo Incra situadas na Caatinga e Cerrado, bem como da dificuldade de obtenção de informações enfrentadas nas unidades administrada pela SPU, sobretudo, por problemas de contato com órgão responsável, interfere na disponibilidade de informações. As unidades sob a direção do ICMBio são as que apresentam maior quantidade de instrumentos de gestão e conselhos gestores (FREIRE et al., 2019).

O Programa foi implementado, inicialmente, na Amazônia Legal, na qual ocorre grande concentração de áreas de conservação ambiental federais. O maior quantitativo de famílias beneficiárias, desde a criação do PBV, se encontra no bioma Amazônia, acompanhado do sistema Marinho Costeiro. Nesse mesmo ano, quanto

aos órgãos gestores, a maioria das áreas beneficiadas são administradas pelo Incra, com 49% dos beneficiários, em segundo pelo ICMBio, com 41%, e por último pela SPU, com 10% (BERGALLO, 2019).

Conforme os dados do Ministério do Meio Ambiente disponibilizados no Portal Brasileiro de Dados Abertos, relativo ao PBV, os quantitativos de famílias beneficiárias no país (Figura 9) variou entre 9.154 e 73.525 famílias, correspondendo aos anos 2011 e 2015, respectivamente (BRASIL, 2018). Em 2017, último ano do Programa, foram beneficiadas 53.927 famílias no território brasileiro, com a maioria (60,9%) localizada no estado do Pará, seguido do Amazonas (10,3%), e Bahia (9,2%) (BRASIL, 2018).

Figura 9 – Número de famílias beneficiárias do PBV no país entre 2011 e 2017

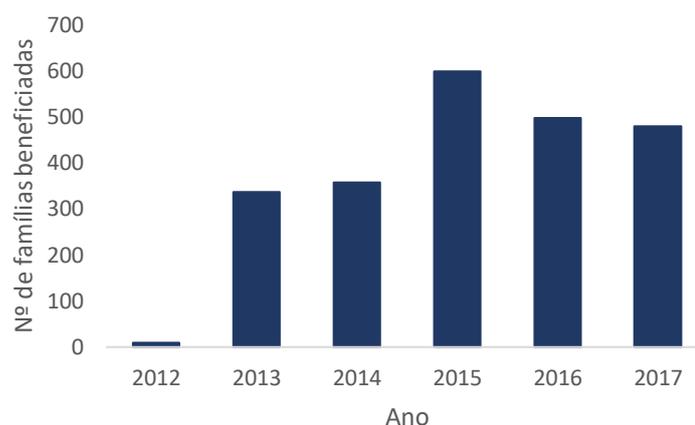


Fonte: BRASIL, 2018

Até o final de 2016, foram inseridas as famílias no Programa, não havendo nenhuma inscrição em 2017, o que impactou no número de favorecidos nesse ano (BERGALLO, 2019; BRASIL, 2015). De acordo com Bergallo (2019), a redução do número de famílias também ocorreu em função da melhoria de vida, configurando a saída da situação de extrema pobreza, o que foi a principal razão de interrupção do benefício, e que combinada com outras razões, como recebimento simultâneo de seguro defeso (relativo à atividade pesqueira), perda do vínculo com a unidade territorial, suspensão cautelar e recebimento de salário como servidor público, somou 15.705 famílias, representando 50% do total de beneficiários excluídos. Ainda segundo o autor, os beneficiários excluídos devido ao aumento da renda continuaram, em média, 3 a 4 anos no PBV.

Dentre os 26 estados brasileiros, que foram contemplados com o PBV, Pernambuco apresentou um percentual baixo de 0,03% a 0,9% de famílias beneficiárias no país, correspondendo, em valores absolutos, 9 e 479 famílias, nos anos 2012 e 2017, respectivamente (Figura 10). No entanto, o maior número de famílias cadastradas no Programa ocorreu em 2015, com 599 famílias favorecidas em Pernambuco (0,8%).

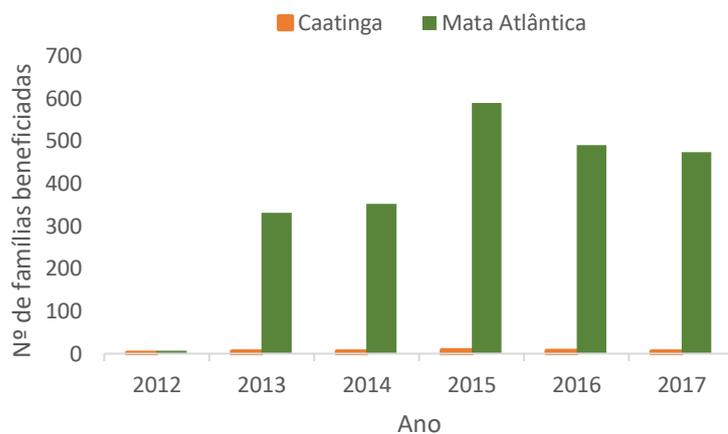
Figura 10 - Número de famílias beneficiárias do PBV em Pernambuco entre 2012 e 2017



Fonte: BRASIL, 2018

O ano de 2015 também se destacou por apresentar a maior quantidade de municípios participantes do Programa, com 860 distribuídos no país, e 18 em Pernambuco. Entre esses dezoito municípios, oito se localizam no bioma Caatinga (Caruaru, Flores, Frei Miguelinho, Petrolina, Santa Cruz do Capibaribe, São José do Egito, Terra Nova e Tuparetama), nos quais se encontram 9 famílias registradas no PBV. Na Figura 11, observou-se uma ampla diferença entre as famílias beneficiárias residentes na Mata Atlântica e as residentes na Caatinga, revelando uma certa invisibilidade da Caatinga, enquanto lócus de interesse de conservação da flora e fauna, verificado no pequeno número de unidade de conservação e em poucas ações governamentais de conservação do bioma, comparado a da Mata Atlântica.

Figura 11 – Distribuição das famílias beneficiárias do PBV por bioma de Pernambuco



Fonte: BRASIL, 2018

Não há estudos do PBV voltado para Caatinga, sendo comum os estudos do Programa na Amazônia Legal (CARVALHO et al., 2020; MOREIRA et al., 2021), na qual se concentra uma maior quantidade de representantes familiares favorecidos pelo Programa, e onde se constitui uma área de notável sociobiodiversidade.

## 6.4 CONCLUSÕES

No primeiro enfoque, percebeu-se que, na comparação dos estoques de carbono da Mata Atlântica revelado no inventário de emissões de GEE do estado, os estoques de C estimados na Caatinga se mostraram importantes para ser considerados em estratégias de conservação do serviço ecossistêmico de regulação climática, contribuindo, dessa forma, para medidas de mitigação dos efeitos das mudanças climáticas. Em vista disso, e pelas estimativas de créditos de carbono, que ficaram entre US\$ 961,20 e 2.176,20 por hectare, a Caatinga se revela como um bioma potencial a ser explorado pelo mercado de carbono, como por exemplo em projetos de Redução das Emissões por Desmatamento e Degradação Florestal (REDD+). Recomenda-se, que em projetos para comercialização de crédito de carbono, o estoque de carbono deve ser quantificado com maior precisão, empregando métodos laboratoriais para determinação de carbono do solo, de serrapilheira, de raízes, de herbáceas e de madeira morta.

No segundo enfoque, é observado que os programas de PSA carbono são incipientes na Caatinga, uma vez que há uma invisibilidade do bioma enquanto área de investigação científica, e dessa forma, negligenciada pelo poder público, quanto a sua conservação e às iniciativas de preservação por meio de programas ambientais, como PSA. Verificou-se um crescente número de municípios que recebem benefícios por possuir UC em seu território, contrastando com um reduzido número de famílias beneficiadas para manter as florestas da Caatinga em pé, mostrando baixa mobilização por parte do poder público em inserir essa população rural, de baixa renda, que grande parte vive do extrativismo.

Dessa forma, este estudo revelou uma potencialidade promissora desse bioma como importante reservatório de carbono na superfície terrestre, que precisa ainda ser vista como tal, pelos gestores públicos e pela população da Caatinga, os quais juntos podem manter, de forma consistente, os serviços ecossistêmicos que o bioma tem a oferecer.

## REFERÊNCIAS

- ARAÚJO, D. M. **Pagamentos por serviços ambientais (PSA): instrumento eficaz para proteção ambiental**. 2015. Disponível em: <https://jus.com.br/artigos/36597/pagamentos-por-servicos-ambientais-psa-instrumento-eficaz-para-protecao-ambiental>. Acesso em: 8 fev. 2023.
- BRASIL. Constituição (1988). **Constituição da República Federativa do Brasil**, Brasília, DF: Senado Federal, 2016, 496p, Disponível em: [https://www2.senado.leg.br/bdsf/bitstream/handle/id/518231/CF88\\_Livro\\_EC91\\_2016.pdf](https://www2.senado.leg.br/bdsf/bitstream/handle/id/518231/CF88_Livro_EC91_2016.pdf). Acesso em: 01 out. 2022.
- BRASIL. **Lei nº 12.512, de 14 de outubro de 2011<sup>a</sup>**. Institui o Programa de Apoio à Conservação Ambiental e o Programa de Fomento às Atividades Produtivas Rurais; altera as Leis nos 10.696, de 2 de julho de 2003, 10.836, de 9 de janeiro de 2004, e 11.326, de 24 de julho de 2006. Disponível em: [http://www.planalto.gov.br/ccivil\\_03/\\_ato2011-2014/2011/lei/l12512.htm](http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_ato2011-2014/2011/lei/l12512.htm). Acesso em: 15 set, 2022.
- BRASIL. **Decreto nº 7,572, de 28 de setembro de 2011<sup>b</sup>**. Regulamento dispositivos da medida Provisória nº 535, de 2 de junho de 2011, que tratam do Programa de Apoio à Conservação Ambiental – Programa Bolsa Verde. Disponível em: [http://www.planalto.gov.br/ccivil\\_03/\\_ato2011-2014/2011/decreto/d7572.htm](http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_ato2011-2014/2011/decreto/d7572.htm). Acesso em: 15 set, 2022.
- BRASIL. Ministério do Desenvolvimento Social e Combate à Fome. CAMPELLO, T.; FALCÃO, T.; COSTA, P. V. (org.), **O Brasil sem miséria**. Brasília: MDS, 2014, Disponível em: [https://www.mds.gov.br/webarquivos/publicacao/brasil\\_sem\\_miseria/livro\\_o\\_brasil\\_sem\\_miseria/livro\\_obrasilsemmiseria.pdf](https://www.mds.gov.br/webarquivos/publicacao/brasil_sem_miseria/livro_o_brasil_sem_miseria/livro_obrasilsemmiseria.pdf). Acesso em: 10 set. 2022.
- BRASIL, Ministério do Meio Ambiente. **Relatório de gestão exercício 2015**. Disponível em: <https://www.gov.br/mma/pt-br/aceso-a-informacao/transparencia-e-prestacao-de-contas/exercicio-2015/relatorio-de-gestao.pdf>. Acesso em: 20 set. 2022.
- BRASIL. Ministério do Desenvolvimento Social e Combate à Fome; Secretaria de Avaliação e Gestão da Informação. NATALINO. M. A. C.; BILICH. F. B.; MELO. L. M. C. **Programa Bolsa Verde – Estratégia avaliativa e primeiros resultados acerca do desenho, perfil dos beneficiários e percepções de gestores do programa**. Estudo Técnico nº 8/2016. Brasília: MDS. 2016. Disponível em: <https://fpabramo.org.br/acervosocial/wp-content/uploads/sites/7/2017/08/437.pdf>. Acesso em: 10 set. 2022.
- BRASIL. Ministério do Meio Ambiente. **Programa Bolsa Verde**. 2018. Disponível em: <https://dados.gov.br/dataset/bolsa-verde>. Acesso em: 16 set. 2022.
- BRITO, R. O.; MARQUES, C. F. Pagamento por serviços ambientais: uma análise do ICMS ecológico nos estados brasileiros. **Planejamento e Políticas Públicas**, n. 49, p. 357 – 383, 2017.

CASTANHO, A. D. A.; COE, M.; ANDRADE, E. M.; WALKER, W.; BACCINI, A.; CAMPOS, D. A.; FARINA, M. A close look at above ground biomass of a large and heterogeneous seasonally dry tropical forest-caatinga in north east of Brazil. **Anais da Academia Brasileira de Ciências**, v. 92, n. 1, p. 1–18, 2020.

CEREZINI, M. T.; CASTRO, C. N. O sistema nacional de unidades de conservação da natureza (SNUC) e a preservação da Caatinga. *Boletim Regional, Urbano e Ambiental*, v. 27, p. 51-63, 2022.

COSTA, P. M.; MOTTA, R. S.; CENAMO, M.; SOARES, P.; VIANA, V.; SALVIATI, V.; BERNASCONI, P.; THUAULT, A.; RIBEIRO, P. **REDD+ integrado: modelo financeiro para viabilizar as metas do Acordo de Paris**. 2017. Aliança REDD+ Brasil. Acesso em: [https://redd.unfccc.int/uploads/3570\\_3\\_alianca\\_redd\\_brasil\\_2C\\_redd\\_integrado.pdf](https://redd.unfccc.int/uploads/3570_3_alianca_redd_brasil_2C_redd_integrado.pdf). Acesso em: 20 fev. 2023.

CPRH. Agência Estadual de Meio Ambiente. **Unidades de Conservação**. s.d. Disponível em: <http://www2.cprh.pe.gov.br/fauna-e-flora/unidades-de-conservacao/>. Acesso em: 28 ago. 2022.

EMBRAPA – Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária. **Preservação e uso da Caatinga**. Brasília: Embrapa Informação Tecnológica, 2007. 39 p. Disponível em: <https://ainfo.cnptia.embrapa.br/digital/bitstream/item/11949/2/00081410.pdf>. Acesso em: 21 fev. 2023.

FERNANDES, L. L.; COELHO, A. B.; FERNANDES, E. A.; LIMA, J. E. Compensação e incentivo à proteção ambiental: o caso do ICMS ecológico em Minas Gerais. **Revista de Economia e Sociologia Rural**, Brasília, v. 49, n. 3, P. 521-544, 2011.

FERNANDES, M. F.; QUEIROZ, L. P. Vegetação e flora da Caatinga. **Ciência e Cultura**, v. 70, n. 4, p. 51-56, 2018.

FORESTPLOTS.NET. **Database**. Disponível em: [www.forestplots.net](http://www.forestplots.net). Acesso em: 10 ago. 2021.

FORESTPLOTS.NET et al. Taking the pulse of Earth's tropical forests using networks of highly distributed plots. **Biological Conservation**, v. 260, p.1-25, 2021.

GARDA, A. A.; LION, M. B.; LIMA, S. M. Q.; MESQUITA, D. O.; ARAUJO, H. F. P.; NAPOLI, M. F. Os animais vertebrados do bioma Caatinga. **Ciência e Cultura**, v. 70, n. 4, p. 29-34, 2018.

GARIGLIO, M. A.; SAMPAIO, E. V. S. B.; CESTARO, L. A.; KAGEYAMA, P. Y. **Uso Sustentável e Conservação dos Recursos Florestais da Caatinga**. Brasília: Serviço Florestal Brasileiro. Disponível em: [http://www.mma.gov.br/estruturas/203/\\_arquivos/uso\\_sustentvel\\_e\\_conservao\\_dos\\_recurso\\_florestais\\_da\\_caatinga\\_203.pdf](http://www.mma.gov.br/estruturas/203/_arquivos/uso_sustentvel_e_conservao_dos_recurso_florestais_da_caatinga_203.pdf). Acesso em: 14 fev. 2023.

GRIZ, L. M. S.; MACHADO, I. C. S. Fruiting phenology and seed dispersal syndromes in caatinga, a tropical dry forest in the northeast of Brazil. **Journal of Tropical Ecology**, v. 17, p. 303-321, 2001.

IBGE – INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. **Mapa dos biomas do Brasil**: primeira aproximação. Rio de Janeiro: IBGE, 2004. Disponível em: <https://brasilemsintese.ibge.gov.br/territorio.html>. Acesso em 4 fev. 2023.

IPCC - Intergovernmental Panel on Climate Change. **Good practice guidance for land use, land-use change and forestry**. IPCC National Greenhouse Gas Inventories Programme, UNEP, 2003. Disponível em: <https://www.ipcc-nggip.iges.or.jp/public/gpoglulucf/gpoglulucf.html>. Acesso em: 10 fev. 2023.

KIILL, L. H. P.; ARAÚJO, F. P.; ANJOS, J. B.; FERNANDES JUNIOR, P. I.; AIDAR, S. T.; SOUZA, A. V. **Biodiversidade da Caatinga como potencialidade para a agricultura familiar**. In: MELO, R. F. de; VOLTOLINI, T. V. (Ed.). Agricultura familiar dependente de chuva no Semiárido. Brasília: Embrapa, 2019. p. 15-43. Disponível em: <https://ainfo.cnptia.embrapa.br/digital/bitstream/item/208448/1/Biodiversidade-da-Caatinga-como-potencialidade-2019.pdf>. Acesso em: 5 fev. 2023.

LEAL, L. C.; ANDERSEN, A. N.; LEAL, I. R. Anthropogenic disturbance reduces seed-dispersal services for myrmecochorous plants in the Brazilian Caatinga. **Oecologia**, v. 174, p. 173-181, 2014.

LEAL, I. R.; LOPES, A. V.; MACHADO, I. C.; TABARELLI, M. Interações planta-animal na Caatinga: visão geral e perspectivas futuras. **Ciência e Cultura**, v. 70, n. 4, p. 35-40, 2018.

LOIOLA, M. I. B.; ROQUE, A. A.; OLIVEIRA, A. C. P. Caatinga: Vegetação do semiárido brasileiro. **Revista Ecologic@**, v. 4, p. 14-19, 2012.

LOPEZ-GONZALEZ, G., LEWIS, S.L., BURKITT, M. AND PHILLIPS, O.L. ForestPlots. net: a web application and research tool to manage and analyse tropical forest plot data. **Journal of Vegetation Science**, v. 22, p. 610–613, 2011.

MACHADO, I. C.; LOPES, A. V. Floral traits and pollination systems in the Caatinga, a Brazilian Tropical Dry Forest. **Annals of Botany**, v. 94, p. 365-376, 2004.

MACIEL, H. M.; KHAN, A. S. Política ambiental no Brasil: A implantação do programa bolsa verde. **Revista Ibero-Americana de Ciências Ambientais**. v. 6. n. 1. p. 172-186. 2015.

MAIA, J. M.; SOUSA, V. F. O.; LIRA, E. H. A.; LUCENA, A. M. A. Motivações socioeconômicas para a conservação e exploração sustentável do bioma Caatinga. **Desenvolvimento e Meio Ambiente**, v. 41, p. 295-310, 2017.

MAPBIOMAS. **Relatório anual de desmatamento 2021**. São Paulo, 2022a. 126 p. Disponível em: <http://alerta.mapbiomas.org>. Acesso em: 16 ago. 2022.

MAPBIOMAS. **Projeto MapBiomias – Mapeamento anual de cobertura e uso da terra na Caatinga**. Coleção 7. 2022b. 20 p. Disponível em: [http://mapbiomas-br-site.s3.amazonaws.com/MapBiomias\\_Caatinga\\_2022\\_10.10.pdf](http://mapbiomas-br-site.s3.amazonaws.com/MapBiomias_Caatinga_2022_10.10.pdf). Acesso em: 16 ago. 2022.

MELO, D. C. P.; CAMPOS, H. S. O.; BATISTA, J. A contribuição do ICMS socioambiental no estado de Pernambuco. **Revista de Direito da Cidade**, v. 14, n. 3, p. 1673-1706, 2022.

MENEZES, R. S. C.; SAMPAIO, E. V. S. B.; GIONGO, V.; PÉREZ-MARIN, A. M. Biogeochemical cycling in terrestrial ecosystems of the Caatinga Biome. **Brazilian Journal of Biology**, v. 72, n. 3 (suppl.), p. 643-653, 2012.

MENEZES, R. S. C.; SALES, A. T.; PRIMO, D. C.; ALBUQUERQUE, E. R. G. M.; JESUS, K. N.; PAREYN, F. G. C.; SANTANA, M. S.; SANTOS, U. J. et al. Soil and vegetation carbon stocks after land-use changes in a seasonally dry tropical forest. **Geoderma**, v. 390, p. 1-11, 2021.

MORAIS, Y. C. B.; ARAÚJO, M. S. B.; MOURA, M. S. B.; GALVÍNCIO, J. D.; MIRANDA, R. Q. Análise do sequestro de carbono em áreas de Caatinga do semiárido pernambucano. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v. 32, n. 4, p. 585-599, 2017.

NASCIMENTO, M. S.; GUZZI, A.; ANDRADE, I. M.; SIQUEIRA, A. J. S.; GOMES, I. S. A. O birdwatching na Caatinga: o potencial ecoturístico do Parque Nacional de Ubajara (CE). **Revista Brasileira de Ecoturismo**, v. 15, n. 3, p. 539-554, 2022.

OBSERVATÓRIO DE CONHECIMENTO E INOVAÇÃO EM BIOECONOMIA/FUNDAÇÃO GETÚLIO VARGAS. **Dashboard – Precificação de carbono**. Disponível em: <https://app.powerbi.com/view?r=eyJrljoiNTZkNjc0NTAtYTVjMi00OTc1LWJhZTEtYWQxY2M0YzdjMGM0liwidCI6ImRINGNIMThjLTUyMTQtNDA2OS04MTg4LTFiOGZiNDJIM2NjZSJ9&pageName=ReportSection8563bbab36110c9ec008>. Acesso em: 2 abr. 2023.

OLIVEIRA FILHO, R. C.; MONTEIRO, M. S. L. Ecoturismo no Parque Nacional Serra da Capivara: Trata-se de uma prática sustentável? **Turismo em Análise**, v. 20, n. 2, p. 230-250, 2009.

OLIVEIRA, M. M.; NOGUEIRA, C. M. Pagamentos por serviços ambientais: uma abordagem conceitual, regulatório e os limites de sua expansão no Brasil. **Extensão Rural**, v. 28, n. 3, p. 1-28, 2021.

PEIXOTO, M. **Pagamento por serviços ambientais** – Aspectos teóricos e proposições legislativas. Núcleo de estudos e pesquisas do senado federal. Disponível em: <https://www12.senado.leg.br/publicacoes/estudos-legislativos/tipos-de-estudos/textos-para-discussao/td-105-pagamento-por-servicos-ambientais-aspectos-teoricos-e-proposicoes-legislativas>. Acesso em: 12 abr. 2023.

PEREIRA, R. M.; ARAÚJO FILHO, J. A.; LIMA, R. V.; PAULINO, F. D. G.; LIMA, A. O. N.; ARAÚJO, Z. B. Estudos fenológicos de algumas espécies lenhosas e herbáceas da Caatinga. **Revista Ciência Agronômica**, v. 20, n. 1, p. 11-20, 1989.

PERNAMBUCO. **Lei nº 14.090**. de 17 de junho de 2010a. Institui a Política Estadual de Enfrentamento às Mudanças Climáticas de Pernambuco. e dá outras providências. Disponível em: <https://legis.alepe.pe.gov.br/texto.aspx?tiponorma=1&numero=14090&complemento=0&ano=2010&tipo=&url=>. Acesso em: 21 ago. 2022.

PERNAMBUCO. **Lei nº 14.091**. de 17 de junho de 2010b. Institui a Política Estadual de Combate à Desertificação e Mitigação dos Efeitos da Seca, e dá outras providências. Disponível em: <https://legis.alepe.pe.gov.br/texto.aspx?tiponorma=1&numero=14091&complemento=0&ano=2010&tipo=&url=#:~:text=Dos%20Objetivos&text=1%C2%B0%20da%20Lei%20n,mitiga%C3%A7%C3%A3o%20dos%20efeitos%20da%20seca>. Acesso em: 21 ago. 2022.

PERNAMBUCO. **Lei nº 15.809**. de 17 de maio de 2016. Institui a Política Estadual de Pagamento por Serviços Ambientais. cria o Programa Estadual de Pagamento por Serviços Ambientais e o Fundo Estadual de Pagamento por Serviços Ambientais. Disponível em: <https://legis.alepe.pe.gov.br/texto.aspx?tiponorma=1&numero=15809&complemento=0&ano=2016&tipo=&url=>. Acesso em: 20 ago. 2022.

PERNAMBUCO. **Inventário de emissões de gases de efeito estufa do estado de Pernambuco 2015-2020**. 2022. Disponível em: [https://semas.pe.gov.br/wp-content/uploads/2022/05/Inventario-2015\\_2020\\_Versao-MAIO\\_22.pdf](https://semas.pe.gov.br/wp-content/uploads/2022/05/Inventario-2015_2020_Versao-MAIO_22.pdf). Acesso em: 20 fev. 2023.

PLAZA, C. M. C. A.; SANTOS, N. O mecanismo de pagamento por serviços ambientais e a discussão sobre a possível incidência do imposto sobre serviços de qualquer natureza ISSQN. In: Encontro Nacional do CONPEDI, 9, 2010, Fortaleza. **Anais...** Fortaleza. 2010.

POCIDONIO, E. A. L.; TURETTA, A. P. D. **Programas de pagamento por serviços ambientais no Brasil**. Rio de Janeiro: Embrapa Solos, 2012. 25 p.

QUEIROZ, M. A. Recursos genéticos vegetais da Caatinga para o desenvolvimento do semiárido brasileiro. **Revista Brasileira de Geografia Física**, v. 6, p. 1135-1150, 2011.

RIBEIRO, M. A. **O princípio protetor recebedor para preservar um bem natural**. Revista Eco21. Disponível em: [www.ida.org.br/artigos](http://www.ida.org.br/artigos). Acesso em: 8 fev. 2023.

ROTENBERG, E.; YAKIR, D. Contribution of semi-arid forests to the climate system. **Science**, v. 327, p. 451-454, 2010.

SCHULZ, K.; GUSCHAL, M.; KOWARIK, I.; ALMEIDA-CORTEZ, J.; SAMPAIO, E. V. S. B.; CIERJACKS, A. razing, forest density and carbon storage: towards a more

sustainable land use in Caatinga dry forests of Brazil. **Reginal Environmental Change**, v. 18, p. 1969-1981, 2018.

SEYFFARTH, J. A. S.; RODRIGUES, V. Impactos da seca sobre a biodiversidade da Caatinga. **Parcerias Estratégicas**, v. 22, n. 44, p. 41-62, 2017.

SILVA, J. G.; LIMA, L. R.; SOUZA, I. G. M. ICMS Socioambiental: uma avaliação dos municípios do estado de Pernambuco voltada aos critérios ambientais. **Brazilian Journal of Development**, v. 6, n. 11, p. 89914-89932, 2020.

SILVA, J. H.; MAIA, F. B. A. O turismo no Parque Nacional do Catimbau: Avaliação dos benefícios da atividade percebidos pelos moradores. **Revista Turismo Visão e Ação**, v. 10, n. 2, p. 204-220, 2008.

VIEIRA, L. C. S.; SILVA FILHO, V. P.; DANTAS, V. A.; SATYAMURTY, P.; SÁ, A. S. Sazonalidade do sequestro e estoque de carbono na Caatinga, durante as estações seca e chuvosa. **Revista Brasileira de Climatologia**, v. 31, p. 539-564, 2022.

## 7 CONCLUSÕES GERAIS

Neste estudo, o LiDAR aerotransportado se mostrou eficiente, com o uso do método não paramétrico para a combinação de dados altimétricos, na estimativa de biomassa acima do solo da Caatinga, conseqüentemente também na avaliação do serviço ecossistêmico associado ao carbono, revelando uma ferramenta útil para o estudo de sua cobertura vegetal, o que pode contribuir para diversos fins: na geração de conhecimentos científicos, nas demandas do poder público, referentes à conservação florestal, no projeto de reduções de emissões de GEE, entre outros.

Diferentemente do ALS, o LiDAR terrestre por ter apresentado limitações nas aferições dos atributos das árvores, utilizando as combinações de métodos testados, em nível de povoamento florestal, pode obter melhores desempenhos em estudo de nível indivíduo, podendo oferecer detalhes e medições das árvores, de modo rápido e preciso, representando, mais um instrumento para investigação do bioma.

Além dessas tecnologias que podem viabilizar o maior conhecimento da Caatinga, este estudo ainda permitiu promover visibilidade à Caatinga pela sua potencialidade como relevante reservatório de carbono, diante das ameaças das ações antrópicas observadas nas florestas tropicais secas, que foram as mais ameaçadas entre os ecossistemas tropicais. Nesse sentido, entende-se que a Caatinga de pé pode trazer benefícios expressivos, tanto para o governo, por colaborar no cumprimento das metas estabelecidas no Acordo de Paris e por investir na economia verde, viabilizando uma imagem de credibilidade no exterior para atrair investidores importantes para os fundos ambientais; quanto para a população do país, por oferecer diversos serviços ambientais, pela possibilidade de favorecer agentes de conservação do bioma, por meio de PSA, e por abrir um caminho para a Caatinga no mercado de carbono.

## REFERÊNCIAS

- ABREU, J. C. **Modelagem de biomassa e de nutrientes de espécies da Caatinga no município de Floresta-PE**. 2012, 111 f. Dissertação (Mestrado em Ciências Florestais) – Universidade Federal Rural de Pernambuco. Recife, 2012.
- ALBUQUERQUE, F. N. B.; COSTA, J. S. Interceptação de chuva em diferentes fisionomias de caatinga (Coreaú, CE). **Geografia, Ensino & Pesquisa**, v. 16, n. 3, p. 63-75, 2012.
- ALBUQUERQUE, E. R. G. M.; SAMPAIO, E. V. S. B.; PAREYN, F. G. C. Root biomass under stem bases and at different distances from trees. **Journal of Arid Environments**, v. 116, p. 82-88, 2015.
- ALMEIDA, A.; GONÇALVES, F.; SILVA, G.; SOUZA, R.; TREUHAFT, R.; SANTOS, W.; LOUREIRO, D.; FERNANDES, M. Estimating structure and biomass of a secondary Atlantic Forest in Brazil using Fourier transforms of vertical profiles derived from UAV photogrammetry points clouds. **Remote Sensing**, v. 12, n. 21, p. 1-25, 2020.
- ALVES JÚNIOR, F. T. **Estrutura, biomassa e volumetria de uma área de Caatinga, Floresta-PE**. 2010, 123 f. Tese (Doutorado em Ciências Florestais) – Universidade Federal Rural de Pernambuco. Recife, 2010.
- AMORIM, I.L.; SAMPAIO, E. V. S.B.; ARAÚJO, E. L. Flora e estrutura da vegetação arbustivo-arbórea de uma área da caatinga do Seridó, RN, Brasil. **Acta Botanica Brasilica**, v. 19, n. 3, p. 615-623, 2005.
- AMORIM, I.L.; SAMPAIO, E. V. S.B.; ARAÚJO, E. L. Fenologia de espécies lenhosa da Caatinga do Seridó, RN. **Revista Árvore**, v. 33, n. 3, p. 491-499, 2009.
- ANDERSEN, H.; REUTEBUCH, S. E.; MCGAUGHEY, R. J. A rigorous assessment of tree height measurements obtained using airborne LiDAR and conventional field methods. **Canadian Journal Remote Sensing**, v. 32, n. 5, p. 355-366, 2006.
- ANGELOTTI, F.; FERNANDES JÚNIOR, P. I.; SÁ, I. B. Mudanças climáticas no semiárido brasileiro: medidas de mitigação e adaptação. **Revista Brasileira de Geografia Física**, v. 6, n.1, p. 1097-1111, 2011.
- ARAÚJO FILHO, J. A. **Manejo pastoril sustentável da caatinga**. Projeto Dom Helder -Câmara. Recife. 200 p. 2013.
- ARCOVA, F. C. S.; CICCIO, V.; ROCHA, P. A. B. Precipitação efetiva e interceptação das chuvas por florestas de Mata Atlântica em uma microbacia experimental em Cunha – São Paulo. **Revista Árvore**, v. 27, n. 2, p. 257-262, 2003.
- AVELAR, A. S. Características hidrológico-erosivas de solos em encostas montanhosas sob diferentes coberturas vegetais no município de Bananal (SP). In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA FÍSICA APLICADA, 10, 2003, Rio de Janeiro. **Anais...** Rio de Janeiro: UERJ. 2003.

BALBINOT, R.; OLIVEIRA, N. K.; VANZETTO, S. C.; PEDROSO, K.; VALERIO, A. F. O papel da floresta no ciclo hidrológico em bacias hidrográficas. **Ambiência**, v. 4, n. 1, p. 131-149, 2008.

BARBER, D.; MILLS, J.; BRYAN, P. Towards a standard specification for terrestrial laser scanning of cultural heritage. *International Archives of photogrammetry and Remote Sensing*, v. 34, 5/C15, p. 619-624, 2003.

BARRETO, T. N. A.; SILVA, J. A. A.; FERREIRA, R. L. C.; ALMEIDA, C. C. S. Ajuste de modelos matemáticos à biomassa seca dos compartimentos de plantas lenhosas em área de caatinga. **Scientia Forestalis**, v. 46, n. 118, p. 285-295, 2018.

BARROS, B. C. **Volumetria, calorimetria e fixação de carbono em florestas plantadas com espécies exóticas e nativas usadas como fonte energética no polo gesseiro do Araripe-PE**. 2009, 65 f. Dissertação (Mestrado em Ciências Florestais) – Universidade Federal Rural de Pernambuco. Recife, 2009.

BATISTA, J. L. F.; COUTO, H. T. Z.; SILVA FILHO, D. F. **Quantificação de recursos florestais: árvores, arvoredos e florestas**. 1 ed. São Paulo: Oficina de Textos, 2014.

BEREZOWSKI, T.; CHORMANSKI, J.; KLENIEWSKA, M.; SZPORAK-WASILEWSKA, S. **Towards rainfall interception capacity estimation using ALS LiDAR data**. In: *International Geoscience and Remote Sensing Symposium – IGARSS*. 2015.

BIRDSEY, R. A. **Carbon storage and accumulation in United States forest ecosystems**. Washington, DC: U.S. Department of Agriculture, Forest Service. 1992. 51 p.

BLAKE, G. J. **The interception process**. In: *Prediction in catchment hydrology*. Australian Academy of Science. 1975.

BORCHERT, R. Soil and stem water storage determine phenology and distribution of tropical dry forest trees. **Ecology**, v. 75, n. 5, p. 1437-1449, 1994.

BORRA, S.; DI CIACCIO, A. Measuring the prediction error. A comparison of cross-validation, bootstrap and covariance penalty methods. **Computational Statistics & Data Analysis**, v. 54, n. 12, p. 2976-2989, 2010.

BOUVIER, MARC; DURRIEU, S.; FOURNIER, R. A.; RENAUD, J. Generalizing predictive models of forest inventory attributes using an area-based approach with airborne LiDAR data. **Remote Sensing of Environment**, v. 156, p. 322-334, 2015.

BRASIL. MINISTÉRIO DO MEIO AMBIENTE - MMA. **A Convenção sobre Diversidade Biológica – CDB**. Brasília: MMA, 2000. 32 p. Disponível em: [https://www.mma.gov.br/estruturas/sbf\\_dpg/arquivos/cdbport.pdf](https://www.mma.gov.br/estruturas/sbf_dpg/arquivos/cdbport.pdf). Acesso em: 13 mai. 2020.

BRASIL. MINISTÉRIO DO MEIO AMBIENTE - MMA. **Monitoramento da Caatinga 2008-2009**. Brasília: MMA, 2011. Disponível em: <  
[http://www.mma.gov.br/estruturas/sbf\\_chm\\_rbbio/\\_arquivos/relatorio\\_tecnico\\_caatinga\\_2008\\_2009\\_72.pdf](http://www.mma.gov.br/estruturas/sbf_chm_rbbio/_arquivos/relatorio_tecnico_caatinga_2008_2009_72.pdf)>. Acesso em: 1 jun. 2018.

BREDE, B.; LAU, A.; BARTHOLOMEUS, H. M.; KOOISTRA, L. Comparing RIEGL RiCOPTER UAV LiDAR derived canopy height and DBH with terrestrial LiDAR. **Sensors**, v. 17, n. 10, p. 1-16, 2017.

BREDE, B.; CALDERS, K.; LAU, A.; RAUMONEN, P.; BARTHOLOMEUS, H. M.; HEROLD, M.; KOOISTRA, L. Non-destructive tree estimation through quantitative structure modelling: Comparing UAV laser scanning with terrestrial LiDAR. **Remote Sensing of Environment**, v. 233, p. 1-14, 2019.

BRIANEZI, D.; JACOVINE, L. A. G.; SOARES, C. P. B.; CASTRO, R. V. O.; BASSO, V. M. Equações alométricas para estimativa de carbono e árvores de uma área urbana em Viçosa-MG. **Revista Árvore**, v. 37, n. 6, p. 1073-1081, 2013.

BROWN, S. **Estimating biomass and biomass change of tropical forests: a primer**. Rome: FAO, 1997. 55p.

BUCCI, S. J.; SCHOLZ, F. G.; GOLDSTEIN, G.; HOFFMANN, W. A.; MEINZER, F. C.; FRANCO, A. C.; GIAMBELLUCA, T.; MIRALLES-WILHELM, F. Control on stand transpiration and soil water utilization along a tree density gradient in a Neotropical savanna. **Agricultural and Forest Meteorology**, v. 148, n. 6-7, p. 839-849, 2008.

BUCK, A. L. B.; LINGNAU, C.; MACHADO, A. M. L.; PÉLLICO NETTO, S. Detecção de árvores em nuvens de pontos de varredura laser terrestre. **Boletim de Ciências Geodésicas**, v. 23, n. 1, p. 21-38, 2017.

CABO, C.; DEL POZO, S.; RODRÍGUEZ-GONZÁLVEZ, P.; ORDÓÑEZ, C.; GONZÁLEZ-AGUILERA, D. Comparing terrestrial laser scanning (TLS) and wearable laser scanning (WLS) for individual tree modeling at plot level. **Remote Sensing**, v. 10, n. 4, p. 1-16, 2018.

CABRAL, G. A. L.; SAMPAIO, E. V. S. B.; ALMEIDA-CORTEZ, J. S. Estrutura espacial e biomassa da parte aérea em diferentes estádios sucessionais de Caatinga, em Santa Terezinha, Paraíba. **Revista Brasileira de Geografia Física**, v. 6, n. 3, p. 566-574, 2013.

CARMO, J. F. A.; MOURA, M. S. B.; SILVA, T. G. F.; SOUZA, L. S. B.; LEITÃO, M. M. V. B. R. Balanço de radiação da cana-de-açúcar irrigada por gotejamento subsuperficial no submédio do vale São Francisco. **Agrometeoros**, v. 25, n. 1, p. 91-100, 2017.

CARON, B. O.; SOUZA, V. Q.; COSTA, E. C.; ELOY, E.; BEHLING, A.; TREVISAN, R. Interceptação da radiação luminosa pelo dossel de espécies florestais e sua relação com o manejo das plantas daninhas. **Ciência Rural**, v. 42, n. 1, p. 75-82, 2012

CHANG, M. Sequestro de carbono florestal: oportunidades e riscos para o Brasil. **Revista Paranaense de Desenvolvimento**, n. 102, p. 85-101, 2002.

CHAN, E. P. Y.; FUNG, T.; WONG, F. K. Estimating above-ground biomass of subtropical forest using airborne LiDAR in Hong Kong. **Scientific Reports**, v. 11, n. 1751, p. 1-14, 2021.

CHASMER, L.; HOPKINSON, C.; TREITZ, P. Investigating laser pulse penetration through a conifer canopy by integrating airborne and terrestrial LiDAR. **Canadian Journal of Remote Sensing**, v. 32, n. 2, p. 116-125, 2006.

CIRILO, J. A.; ALVES, F. H. B.; SILVA, L. A. C.; CAMPOS, J. H. A. L. Suporte de informações georreferenciadas de alta resolução para implantação de infraestrutura e planejamento territorial. **Revista Brasileira de Geografia Física**, v. 7, n. 4, 755-763, 2014.

CIRILO, J. A.; ALVES, F. H. B.; SILVA, B. M.; CAMPOS, P. H. A. L. Pernambuco Tridimensional: Base de dados espaciais para planejamento urbano e gestão territorial. In: SIMPÓSIO DE HIDRÁULICA E RECURSOS HÍDRICOS DOS PAÍSES DE LÍNGUA PORTUGUESA, 12, 2015, Brasília. **Anais...** Brasília, ABRHIDRO, 2015.

COELHO, J.C. **Biomassa - Biocombustíveis - Bioenergia**. Brasília, Ministério das Minas e Energia. 1982. 100p.

COELHO, S. C. **Geoprocessamento aplicado a avaliação de serviços ecossistêmicos no município de Arcos – MG**. 2017, 47 f. Monografia (Curso de Especialização em Geoprocessamento) – Universidade Federal de Minas Gerais. Belo Horizonte, 2017.

COMPANHIA DE PESQUISA DE RECURSOS MINERAIS – CPRM. **Projeto cadastro de fontes de abastecimento por água subterrânea do estado de Pernambuco**: Diagnóstico do município de Petrolina. Recife: CPRM/PRODEEM, 2005.

CONTO, T. **TreeLS**: Terrestrial point cloud processing of forest data. R package version 2.0.2. 2020. Disponível em: <https://CRAN.R-project.org/package=TreeLS>. Acesso em: 20 mai. 2022.

COOPS, N. C.; WULDER, M. A.; CULVENOR, D. S.; ST-ONGE, B. Comparison of forest attributes extracted from fine spatial resolution multispectral and LiDAR data. **Canadian Journal of Remote Sensing**, v. 30, n. 6, p. 855-866, 2004.

CORDEIRO, N. G.; PEREIRA, K. M. G.; TERRA, M. C. N. S.; MELLO, J. M. Variação temporal do estoque de carbono e volume de madeira em um fragmento de Cerrado sensu stricto. **Enciclopédia Biosfera**, v. 15, n. 28, p. 931-941, 2018.

CORREIA, R. C.; KIILL, L. H. P.; MOURA, M. S. B.; CUNHA, T. J. F.; JESUS JUNIOR, L. A.; ARAUJO, J. L. P. **A região semiárida brasileira**. In: VOLTOLINI, T. V. Produção de caprinos e ovinos no semiárido. Petrolina: Embrapa Semiárido, 2011, 553 p.

COSENZA, D. N.; SOARES, V. P.; LEITE, H. G.; GLERIANI, J. M.; AMARAL, C. H.; GRIPP JÚNIOR, J.; SILVA, A. A. L.; SOARES, P.; TOMÉ, M. Airborne laser scanning applied to Eucalyptus stand inventory at individual tree level. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, v. 53, n. 12, p. 1373-1382, 2018.

COSTA, L. T.; SAMPAIO, E. V. S. B.; SALES, M. F.; ACCIOLY, L. J. O.; ALTHOFF, T. D.; PAREYN, F. G. C.; ALBUQUERQUE, E. R. G. M.; MENEZES, R. S. C. Root and shoot biomasses in the tropical dry forest of semi-arid Northeast Brazil. **Plant and Soil**, v. 378, p. 133-123, 2014.

COSTA, G. M.; CARDOSO, D.; QUEIROZ, L. P.; CONCEIÇÃO, A. A. Variações locais na riqueza florística em duas ecorregiões de caatinga. **Rodriguésia**, v. 66, n. 3, p. 685-709, 2015.

COSTANZA, R. D'ARGE, R.; GROOT, R.; FARBER, S.; GRASSO, M.; HANNON, B.; LIMBURG, K.; NAEEM, S.; O'NEIL, R. V.; PARUELO, J.; RASKIN, R. G.; SUTTON, P.; BELT, M. The value of the world's ecosystem services and natural capital. **Nature**, v. 387, p. 253-260, 1997.

CPRM – Serviço Geológico do Brasil. **Projeto cadastro de fontes de abastecimento por água subterrânea** – Diagnóstico do município de Serra Talhada. Recife: CPRM/PRODEEM, 2005a. Disponível em: [https://rigeo.cprm.gov.br/jspui/bitstream/doc/16837/1/Rel\\_Serra%20Talhada.pdf](https://rigeo.cprm.gov.br/jspui/bitstream/doc/16837/1/Rel_Serra%20Talhada.pdf). Acesso em: 10 mai. 2022.

CPRM – Serviço Geológico do Brasil. **Projeto cadastro de fontes de abastecimento por água subterrânea** – Diagnóstico do município de Petrolina. Recife: CPRM/PRODEEM, 2005b. Disponível em: [https://rigeo.cprm.gov.br/bitstream/doc/16562/1/Rel\\_Petrolina.pdf](https://rigeo.cprm.gov.br/bitstream/doc/16562/1/Rel_Petrolina.pdf). Acesso em: 10 mai. 2022.

CROCKFORD, R. H.; RICHARDSON, D. P. Partitioning of rainfall into throughfall, stemflow and interception: effect of forest type, ground cover and climate. **Hydrological Processes**, v. 14, p. 2903-2920, 2000.

DALLA LANA, M. **Carbono em vegetação lenhosa da Caatinga e viabilidade econômica de manejo**. 2017, 141 f. Tese (Doutorado em Ciências Florestais) – Universidade Federal Rural de Pernambuco. Recife, 2017.

DALLA LANA, M.; FERREIRA, R. L. C.; SILVA, J. A. A.; DUDA, G. P.; BRANDÃO, C. F. L. S. Biomass equations for caatinga species. **Nativa**, v. 6, n. 5, p. 517-525, 2018.

DALLA LANA, M.; FERREIRA, R. L. C.; SILVA, J. A. A.; DUDA, G. P.; CESPEDES, G. H. G. Carbon content in shrub-tree species of the caatinga. **Floresta e Ambiente**, v. 26, n. 2, p. 1-11, 2019.

DALY, H.; FARLEY, J. **Ecological Economics: Principles and Applications**. Washington: Island Press, 2004.

DENG, L.; YAN, W.; ZHANG, Y.; SHANGGUAN, Z. Severe depletion of soil moisture following land-use changes for ecological restoration: Evidence from northern China. **Forest Ecology and Management**, v. 366, p. 1-10, 2016.

DIETZ, J.; HÖLSCHER, D.; LEUSCHNER, C.; HENDRAYANTO. Rainfall partitioning in relation to forest structure in differently managed montane forest stands in Central Sulawesi, Indonesia. **Forest Ecology and Management**, v. 237, p. 170-178, 2006.

ENE, L. T.; NAESSET, E.; GOBAKKEN, T.; BOLLANDSAS, O. M.; MAUYA, E. W.; ZAHABU, E. Large-scale estimation change in aboveground biomass in miombo woodlands using airborne laser scanning and national forest inventory data. **Remote Sensing Environ.** v. 188, p. 106-117, 2017.

FALKOWSKI, M. J.; SMITH, A. M. S.; HUDAK, A. T.; GESSLER, P. E.; VIERLING, L. A.; CROOKSTON, N. L. Automated estimation of individual conifer tree height and crown diameter via two-dimensional spatial wavelet analysis of LiDAR data. **Canadian Journal of Remote Sensing**, v. 32, n. 2, p. 153-161, 2006.

FANG, J.; CHEN, A.; PENG, C.; ZHAO, S.; CI, L. Changes in forest biomass carbon storage in China between 1949 and 1998. **Science**, v. 292, p. 2320-2322, 2001.

FAVORSKAYA, M. N.; JAIN, L. C. Overview of LiDAR Technologies and Equipment for Land Cover Scanning. In: FAVORSKAYA, M. N.; JAIN, L. C (Eds.), **Handbook on Advances in Remote Sensing and Geographic Information Systems**. V. 122. Cham: Springer, 2017.

FERRAZ, E. M. N.; RODAL, M. J. N.; SAMPAIO, E. V. S. B.; PEREIRA, R. C. A. Composição florística em trechos de vegetação de caatinga e brejo de altitudena região Vale do Pajeú, Pernambuco. **Brazilian Journal of Botany**, v. 21, n. 1, p. 7-15, 1998.

FERRAZ, R. S.; SOUZA, S. F.; REIS, M. L. L. Laser scanner terrestre: teoria, aplicações e prática. **Revista Brasileira de Geomática**, v. 4, n. 2, p. 99-109, 2016.

FIORENTIN, L. D.; DALLA CORTE, A. P.; SANQUETTA, C. R.; BEHLING, A. Quantificação e modelagem da biomassa e carbono da regeneração natural em área de floresta ombrófila mista. **Revista Brasileira de Biometria**, v. 33, n. 2, p. 251-267, 2015.

FLORENZANO, T. G. **Iniciação em Sensoriamento Remoto**. 3ª edição. São Paulo: Ed. Oficina de Textos, 2011.

FORESTPLOTS.NET et al. Taking the pulse of Earth's tropical forests using networks of highly distributed plots. **Biological Conservation**, v. 260, p.1-25, 2021.

FRANCHINI, J.C.; CRISPINO, C.C.; SOUZA, R.A.; TORRES, E. & HUNGRIA, M. Microbiological parameters as indicators of soil quality under various soil management and crop rotation systems in southern Brazil. **Soil & Tillage Research**, v. 92, p. 18-29, 2007.

FRÖHLICH, C.; METTENLEITER, M. Terrestrial laser scanning – New perspectives in 3D surveying. **International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences**, v. 36, n. 8/W2, p. 7-13, 2004.

FUKUDA, M.; IEHARA, T.; MATSUMOTO, M. Carbon stock estimates for sugi and hinoki forests in Japan. **Forest Ecology and Management**, v. 184, p. 1-16, 2003.

GALVANIN, E. A. S.; POZ, A. P. D. Sistema LiDAR e métodos de interpolação de dados. **Rev. Geografia (UFPE)**, v. 30, n. 1, p. 91-102, 2013.

GARIGLIO, M. A.; SAMPAIO, E. V. S. B.; CESTARO, L. A.; KAGEYAMA, P. Y. **Uso sustentável e conservação dos recursos florestais da Caatinga**. Brasília: Serviço Florestal Brasileiro, 2010. 368p.

GATTO, A.; BARROS, N. F.; NOVAIS, R. F.; SILVA, I. R.; LEITE, H. G.; VILLANI, E. M. A. Estoque de carbono na biomassa de plantações de eucalipto na região centro-leste do estado de Minas Gerais. **Revista Árvore**, v. 35, n. 4, p. 895-905, 2011.

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

GIULIETTI, A. M.; BOCAGE NETA, A. L.; CASTRO, A. A. J. F.; GAMARRA-ROJAS, C. F. L.; SAMPAIO, E. V. S. B.; VÍRGINIO, J. F.; QUEIROZ, L. P.; FIGUEIREDO, M. A.; RODAL, M. J. N.; BARBOSA, M. R. V.; HARLEY, R. M. **Diagnóstico da vegetação nativa do bioma Caatinga**. Brasília: Ministério do Meio Ambiente: Universidade Federal de Pernambuco, 2003. p. 48-131. Disponível em: <[http://www.mma.gov.br/estruturas/chm/\\_arquivos/parte2caa.pdf](http://www.mma.gov.br/estruturas/chm/_arquivos/parte2caa.pdf)>. Acesso em: 25 mai. 2018.

GLEASON, C. J.; IM, J. Forest biomass estimation from airborne LiDAR data using machine learning approaches. **Remote Sensing of Environment**, v. 125, p. 80-91, 2012.

GOBAKKEN, T.; NÆSSET, E. Assessing effects of positioning errors and sample plot size on biophysical stand properties derived from airborne laser scanner data.- **Canadian Journal of Forest Research**, v. 39, n. 5, p. 1036-1052, 2009.

GOERNDT, M. E.; MONLEON, V. J.; TEMESGEN, H. Relating forest attributes with area and tree-based light detection and ranging metrics for western Oregon. **Western Journal of Applied Forestry**, v. 25, n. 3, p. 105-111, 2010.

GOMES, V. P. **Avaliação espacial de espécies vegetais em áreas de Caatinga com dados LiDAR**. 2017, 70 f. Dissertação (Mestrado em Desenvolvimento e Meio Ambiente) – Universidade Federal de Pernambuco. Recife, 2017.

GOWER, S. T.; KUCHARIK, C. J.; NORMAN, J. C. Direct and indirect estimation of leaf area index, f PAR, and net primary production of terrestrial ecosystems. **Rem. Sens. Envir.** v. 70, p. 29-51, 1999.

GUANGJIAN, Y.; RONGHAI, H.; JINGHUI, L.; MARIE, W.; HAILAN, J.; XIHAN, M.; DONGHUI, X.; WUMING, Z. Review of indirect optical measurements of leaf area index: Recent advances, challenges, and perspectives. **Agricultural and Forest Meteorology**, v. 265, p. 390-411, 2019.

GUIMARÃES, S. O.; COSTA, O. O.; VASCONCELOS JÚNIOR, F. C.; SILVA, E. M.; SALES, D. C.; ARAÚJO JÚNIOR, L. M.; SOUZA, S. G. Projeções de mudanças climáticas sobre o nordeste brasileiro dos modelos do CMIP5 e do CORDEX. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v. 31, n. 3, p. 337-365, 2016.

HAUFF, S. N. **Representatividade do sistema nacional de unidades de conservação na caatinga**. PNUD - Programa das Nações Unidas para o Desenvolvimento. Projeto BRA/00/021: Sustentabilidade e Repartição dos Benefícios da Biodiversidade. 2010.

HIGUCHI, N.; SANTOS, J.; RIBEIRO, R. J.; MINETE, L.; BIOT, Y. Biomassa da parte aérea da vegetação da Floresta tropical úmida de terra firme da Amazônia brasileira. **Acta Amazônica**, v. 28, n. 2, p. 153-166, 1998.

HIGUCHI, N.; CHAMBERS, J.; SANTOS, J.; RIBEIRO, R. J.; PINTO, A. C. M.; SILVA, R. P.; ROCHA, R. M.; TRIBUZY, E. S. Dinâmica e balanço de carbono da vegetação primária da Amazônia Central. **Floresta**, v. 34, n. 3, p. 295-304, 2004.

HOEN, H.; SOLBERG, B. Potencial and economic efficiency of carbon sequestration in Forest biomass through silvicultural management. **Fores. Scien**, v. 40, n. 3, p. 429-451, 1994.

HOLMGREN, J.; PERSSON, A. Identifying species of individual trees using airborne laser scanner. **Remote Sensing of Environment**, v. 90, n. 4, p. 415-423, 2004.

HONDA, E. A.; DURIGAN, G. Woody encroachment and its consequences on hydrological processes in the savannah. **Phil. Trans. R. Soc. B.**, v. 371, p. 1-9, 2016.

HUXMAN, T. E.; WILCOX, B.; BRESHEARS, D. D.; SCOOT, R. L.; SNYDER, K. A.; SMALL, E. E.; HULTINE, K.; POCKMAN, W. T.; JACKSON, R. B. Ecohydrological implication of woody plant encroachment. **Ecology**, v. 86, n. 2, p. 308-319, 2005.

IBGE - INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. **Manual técnico da vegetação brasileira**. Rio de Janeiro: IBGE, 1991. Disponível em: <https://biblioteca.ibge.gov.br/visualizacao/livros/liv23267.pdf>. Acesso em: 10 mai. 2022.

IBGE - INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. **Indicadores de desenvolvimento sustentável – Brasil 2012**. Rio de Janeiro: IBGE, 2012.

IBGE - INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. **Mapa de cobertura e uso da terra do Brasil**, Rio de Janeiro: IBGE, 2014.

IPCC - INTERGOVERNMENTAL PANEL ON CLIMATE CHANGE. **Good practice guidance for land-use change and forestry**, 2003. Disponível em: [https://www.ipcc-nggip.iges.or.jp/public/gpplulucf/gpplulucf\\_files/GPG\\_LULUCF\\_FULL.pdf](https://www.ipcc-nggip.iges.or.jp/public/gpplulucf/gpplulucf_files/GPG_LULUCF_FULL.pdf). Acesso em: 01 mai. 2020.

IPCC. Intergovernmental Panel on Climate Change. **Synthesis report**. Suécia: IPCC. 2007.

IPCC. Intergovernmental Panel on Climate Change. **Impacts, Adaptation, and Vulnerability**. Part A: Global and Sectoral Aspects. Contribution of Working Group II to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change, 2014.

IPCC. Intergovernmental Panel on Climate Change. **IPCC Special Report on climate change, desertification, land degradation, sustainable land management, food security, and greenhouse gas fluxes in terrestrial ecosystems**. 2019. Disponível em: <[www.ipcc.ch/srccl-report-download-page/](http://www.ipcc.ch/srccl-report-download-page/)>. Acesso em: 17 ago. 2019.

ISTREFI, E.; TOROMANI, E.; ÇOLLAKU, N.; THAÇI, B. Allometric biomass equations for young trees of four broadleaved species in Albania. **New Zealand Journal of Forestry Science**, v. 49, n. 8, p. 1-14, 2019.

JACKSON, R. B.; CANADELL, J.; EHLERINGER, J. R.; MOONEY, H. A.; SALA, O. E.; SCHULZE, E. D. A global analysis of root distributions for terrestrial biomes. **Oecologia**, v. 108, p. 389-411, 1996.

JATOBÁ, L.; SILVA, A. F.; GALVÍNCIO, J. D. A dinâmica climática do semiárido em Petrolina – PE. **Revista Brasileira de Geografia Física**, v. 10, n. 1, p. 136-149, 2017.

KANKARE, V.; LIANG, X.; VASTARANTA, M.; YU, X.; HOLOPAINEN, M.; HYYPPÄ, J. Diameter distribution estimation with laser scanning based multisource single tree inventory. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. 108, p. 161-171, 2015.

KETTERINGS, Q. M.; COE, R.; NOORDWIJK, M. V.; AMBAGAU, Y.; PALM, C. A. Reducing uncertainty in the use of allometric biomass equations for predicting above-ground tree biomass in mixed secondary forests. **Forest Ecology and Management**, v. 146, p. 199-209, 2001.

KRÄMER, I.; HÖLSCHER, D. Rainfall partitioning along a tree diversity gradient in a deciduous old-growth forest in Central Germany. **Ecohydrology**, v. 2, p. 102-114, 2009.

KUSHWAHA, C. P.; TRIPATHI, S. K.; TRIPATHI, B. D.; SINGH, K. P. Patterns of tree phenological diversity in dry tropics. **Acta Ecologica Sinica**, v. 31, p. 179-185, 2011.

- KWAK, D.; LEE, W.; LEE, J.; BIGING, G. S.; GONG, P. Detection of individual trees and estimation of tree height using LiDAR data. **Journal of Forest Research**, v. 12, p. 425-434, 2007.
- LE MAITRE, D. C.; SCOTT, D. F.; COLVIN C. Review of information on interactions between vegetation and groundwater. **Water AS**, v. 25, p. 137-152, 1999.
- LEAL, I. R.; SILVA, J. M. C.; TABARELLI, M.; LACHER JÚNIOR, T. E. Mudando o curso da conservação da biodiversidade na Caatinga do Nordeste do Brasil. **Megadiversidade**, v. 1, n. 1, p. 139-146, 2005.
- LI, Z.; SCHAEFER, M.; STRAHLER, A.; SCHAAF, C.; JUPP, D. On the utilization of novel spectral laser scanning for three-dimensional classification of vegetation elements. **Interface Focus**, v. 8, p. 1-11, 2018.
- LICHTI, D. D.; HARVEY, B. R. The effects of reflecting surface material properties on time-of-flight laser scanner measurements. In: SYMPOSIUM GEOSPATIAL THEORY PROCESSING AND APPLICATIONS, 4., 2002, Ottawa. **Anais...** Ottawa: ISPRS, 2002. p. 9-12.
- LIMA JÚNIOR, C.; ACCIOLY, L. J. O.; GIONGO, V.; LIMA, R. L. F. A.; SAMPAIO, E. V. S. B.; MENEZES, R. S. C. Estimativa de biomassa lenhosa da caatinga com uso de equações alométricas e índice de vegetação. **Scientia Forestalis**, v. 42, n. 102, p. 289-298, 2014.
- LIMA JÚNIOR, C.; LIMA, R. L. F.; LIBERAL, B. G.; GUERRERO, J. R. H.; SAMPAIO, E. V. S. B.; MENEZES, R. S. C. Viabilidade econômica do uso energético de lenha da Caatinga sob manejo sustentável. **Revista Brasileira de Geografia Física**, v. 8, n. 1, p. 156-166, 2015.
- LIMA, P. C. F.; OLIVEIRA, E. B.; MACHADO, S. A. Equações para estimativa de biomassa de espécies de Prosopis no semiárido brasileiro. **Boletim de Pesquisa Florestal**, n. 32/33, p. 67-79, 1996.
- LIMA, A. L. A.; RODAL, M. J. N. Phenology and wood density of plants growing in the semi-arid region of northeastern Brazil. **Journal of Arid Environments**, v. 74, n. 1, p. 1363-1373, 2010.
- LU, J.; WANG, H.; QIN, S.; CAO, L.; PU, R.; LI, G.; SU, J. Estimation of aboveground biomass of Robinia pseudoacacia forest in the Yellow River Delta based on UAV and backpack LiDAR point clouds. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v. 86, p. 1-13, 2020.
- MACEDO, R. C.; SANTOS, J. R.; SOARES, J. V. Treex (Tree Extractor) – Uma ferramenta para análise de dossel florestal e contagem de árvores a partir de dados LiDAR. **Revista Brasileira de Cartografia**, v. 65, n. 4, p. 673-680, 2013.
- MAPBIOMAS. **Mapeamento anual da cobertura e uso da terra na Caatinga (1985 – 2020)** – Coleção 6. 2021. Disponível em: <https://mapbiomas-br->

site.s3.amazonaws.com/Fact\_Sheet\_CAATINGA\_06102010\_OKalta.pdf. Acesso em: 16 ago. 2022.

MAPBIOMAS. **Relatório anual de desmatamento 2021**. São Paulo, 2022. 126 p. Disponível em: [s http://alerta.mapbiomas.org](http://alerta.mapbiomas.org). Acesso em: 16 ago. 2022.

MARENGO, J. A. **Mudanças climáticas globais e seus efeitos sobre a biodiversidade**: caracterização do clima atual e definição das alterações climáticas para o território brasileiro ao longo do século XXI. Brasília: MMA, 2006. 202 p. il. (Biodiversidade, 26).

MARENGO, J. A. Vulnerabilidade, impactos e adaptação à mudança do clima no semiárido do Brasil. **Parcerias Estratégicas**, v. 13, n. 27, 2008.

MARTINS, M. T.; MARAGON, G. P.; COSTA, E. A.; PFEIFER, M. I.; LISBOA, G. S. Relação hipsométrica de três espécies da Caatinga, semiárido pernambucano. **Agrarian Academy**, v. 7, n. 13, p. 45-55, 2020.

MATA, M. V. M.; HOELZEMANN, J. J.; SOUSA NETO, E. R.; AGUIAR, A. P. D.; VIEIRA, R. M. S. P.; ASSIS, T.; OMETTO, J. P. Emissões de CO<sub>2</sub> provenientes do uso e mudanças no uso da terra no bioma Caatinga no Nordeste brasileiro. **Revista Brasileira de Geografia Física**, v. 8, n. 1, p. 144-155, 2015.

MEA – MILLENNIUM ECOSYSTEM ASSESSMENT. **Ecosystem and human well-being**: Synthesis. Washington: Island Press, 2005. Disponível em: <https://www.millenniumassessment.org/documents/document.356.aspx.pdf>. Acesso em: 13 mai. 2020.

MENDONÇA, A. V. R.; SOUZA, J. S.; GIULIETTI, A. M.; BERG, C. V. D. Estimação de biomassa aérea da caatinga do norte da Bahia. **Pesquisa Florestal Brasileira**, v. 33, n. 76, p. 355-368, 2013.

MENEZES, R. S. C.; SAMPAIO, E. V. S. B. **Agricultura sustentável no semiárido nordestino**. In: OLIVEIRA, T. S.; ASSIS JÚNIOR, R. N.; ROMERO, R. E.; SILVA, J. R. C. (Eds.). Agricultura, sustentabilidade e o semiárido. Fortaleza: Sociedade Brasileira de Ciência do Solo, 2000, p. 20-46.

MOONLIGHT, P.; BANDA-R, K.; PHILLIPS, O. L.; DEXTER, K. G.; PENNINGTON, R. T.; BAKER, T. R.; LIMA, H. C.; FAJARDO, H. C.; GONZÁLEZ-M., R.; LINARES-PALOMINO, R.; LLOYD, J.; NASCIMENTO, M.; PRADO, D.; QUINTANA, C.; RIINA, R.; RODRÍGUEZ M., G. M.; VILLELA, D. M.; AQUINO, A. C. M. M.; ARROYO, L.; BEZERRA, C.; BRUNELLO, A. T.; BRIENEN, R.; CARDOSO, D.; CHAO, K. J.; COUTINHO, I. A. C.; CUNHA, J.; DOMINGUES, T.; ESPIRITO SANTO, M. M.; FELDPAUSCH, T. R.; FERNANDES, M. F.; GOODWIN, Z. A.; JIMÉNEZ, E. M.; LEVESLEY, A.; LOPEZ-TOLEDO, L.; MARIMON, B.; MIATTO, R. C.; MIZUSHIMA, M.; MONTEAGUDO, A.; MOURA, M. S. B.; MURAKAMI, A.; NEVES, D.; CHEQUÍN, R. N.; OLIVEIRA, T. C. S.; OLIVEIRA, E. A.; QUEIROZ, L. P.; PILON, A.; RAMOS, D. M.; REYNEL, C.; RODRIGUES, P. M. S.; SANTOS, R.; SÄRKINEN, T.; SILVA, V. F.; SOUZA, R. M. S.; VASQUEZ, R.; VEENENDAAL, E. **DryFlor** – Manual de campo para estabelecimento e remediação de parcela. 2020. Disponível em:

[http://www.dryflor.info/files/Protocol\\_v1.1\\_Portuguese\\_clean.pdf](http://www.dryflor.info/files/Protocol_v1.1_Portuguese_clean.pdf). Acesso em: 15 mai. 2022.

MUÑOZ, A. M. M.; FREITAS, S. R. Importância dos serviços ecossistêmicos nas cidades: revisão das publicações de 2003 a 2015. **Revista de Gestão Ambiental e Sustentabilidade**, v. 6, n. 2, p. 89-104, 2017.

MURGOITIO, J.; SHRESTHA, R.; GLENN, N.; SPAETE, L. Airborne LiDAR and terrestrial laser scanning derived vegetation obstruction factors for visibility models. **TRansactions in GIS**, v. 14, n. 1, p. 147-160, 2014.

NÆSSET, E. Predicting forest stand characteristics with airborne scanning laser using a practical two-stage procedure and field data. **Remote Sensing of Environment**, v. 80, p. 88-99, 2002.

NÆSSET, E. Estimation of above and below ground biomass in boreal forest ecosystems. **International Archives of Photogrammetry Remote Sensing and Spatial Information Sciences**, v. 36, p. 145-148, 2004.

NELSON, B. W.; MESQUITA, R.; PEREIRA, J. L. G.; SOUZA, S. G. A.; BATISTA, G. T.; COUTO, L. C. Allometric regressions for improved estimate of secondary forest biomass in the central Amazon. **Forest Ecology and Management**, v. 117, n. 1-3, p. 149-167, 1999.

NEPSTAD, D. C.; DE CARVALHO, C. R.; DAVIDSON, E. A.; JIPP, P.H. The role of deep roots in the hydrological and carbon cycles of Amazonian forests and pastures. **Nature**, v. 372, p. 666-669, 1994.

NILSSON, M. Estimation of tree Heights and stand volume using na airborne LiDAR system. **Rem. Sens. Envir.**, v. 56, p. 1-7, 1996.

NI-MEISTER, W.; JUPP, D. L. B.; DUBAYAH, R. Modeling LiDAR waveforms in heterogeneous and discrete canopies. **IEEE TRansactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 39, n. 9, p. 1943-1958, 2001.

NOBRE, P.; MELO, A. B. C. Variabilidade climática intrasazonal sobre o nordeste do Brasil em 1998-2000. **Revista Climanálise**, v. 2, n. 1, p. 1-10, 2001.

NOBRE, C. A.; NOBRE, A. D. O balanço de carbono da Amazônia brasileira. **Estudos Avançados**, v. 16, n. 45, p. 81-90, 2002.

NOGUEIRA, E. M.; FEARNside, P. M.; NELSON, B. W.; BARBOSA, R. I.; KEIZER, E. W. H. Estimates of forest biomass in the Brazilian Amazon: New allometrics equations and adjustments to biomass from wood-volume inventories. **Forest Ecology and Management**, v. 256, n. 11, p. 1853-1867, 2008.

NOVO, E. **Sensoriamento Remoto**: princípios e aplicações. São Paulo: Edgard Blücher, 1989. 293 p.

NOVO, E. M. L. M.; PONZONI, F. J. **Introdução ao sensoriamento remoto**. São José dos Campos: INPE, 2001. 68 p.

NOVOTNÝ, J., NAVRÁTILOVÁ, B., JANOUTOVÁ, R., OULEHLE, F., HOMOLOVÁ, L. Influence of site-specific conditions on estimation of forest above ground biomass from airborne laser scanning. **Forests**, v. 11, n. 3, p. 1-18, 2020.

NUNES, L.; MAGALHÃES, M.; PATRÍCIO, M. S.; LUÍS, J. S.; REGO, F. C.; LOPES, D. Avaliação da produção primária líquida em povoamentos puros e mistos de *Quercus pyrenaica* Willd. e *Pinus pinaster* L. no Distrito de Vila Real. **Silva Lusitana**, n° especial, p. 27-38, 2010.

ODUM, E. P. **Fundamentos de ecologia**. Lisboa: Fundação Calouste Gulbenkian, 2004, 7 ed., 927 p.

OLIVEIRA, G. M.; LEITÃO, M. M. V. B. R. Estimativas de evapotranspiração e as consequências devido aos erros na determinação de saldo de radiação e efeitos advectivos. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v. 4, n. 3, p. 343-347, 2000.

OLIVEIRA JÚNIOR, J. C.; DIAS, H. C. T. Precipitação efetiva em fragmento secundário da Mata Atlântica. **Revista Árvore**, v. 29, n. 1, p. 9-15, 2005.

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

OLIVEIRA-FILHO, A. T.; CARDOSO, D.; SCHRIRE, B. D.; LEWIS, G. P.; PENNINGTON, R. T.; BRUMMER, T. J.; ROTELLA, J.; LAVIN, M. Stability structures tropical woody plant diversity more than seasonality: insights into the ecology of high legume-succulent-plant biodiversity. **South African Journal of Botany**, v. 89, p. 42-57, 2013.

OLIVEIRA, L. T.; FERREIRA, M. Z.; CARVALHO, L. M. T.; FERRAZ FILHO, A. C.; OLIVEIRA, T. C. A.; SILVEIRA, E. M. O.; ACERBI JUNIOR, F. W. Determinação do volume de madeira em povoamento de eucalipto por escâner a laser aerotransportado. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, v. 49, n. 9, p. 692-699, 2014.

OLIVEIRA, P. T. S.; LEITE, M. B.; MATTOS, T.; NEARING, M. A.; SCOTT, R. L.; DE OLIVEIRA XAVIER, R.; DA SILVA MATOS, D. M.; WENDLAND, E. Groundwater recharge decrease with increased vegetation density in the Brazilian cerrado. **Ecohydrology**, v. 10, n. 1, p. 1-8, 2017.

OLIVEIRA, C. P. **Biomassa e carbono por meio de inventário convencional e LiDAR em Floresta seca no nordeste do Brasil**. 2019, 106 f. Tese (Doutorado em Ciências Florestais) – Universidade Federal Rural de Pernambuco. Recife, 2019.

OVERMAN, J. P. M.; WITTE, H. J. L.; SALDARRIAGA, J. G. Evaluation of regression models for above-ground biomass determination in Amazon rainforest. **Journal of Tropical Ecology**, v. 10, n. 2, p. 207-218, 1994.

OYAMA, M.D.; NOBRE, C.A. A new climate-vegetation equilibrium state for Tropical South America. **Geophysical Research Letter**, v. 30, n. 23, p. 2199, 2003.

PACHECO, A. P.; FREIRE, N. C. F.; BORGES, U. N. Uma contribuição do sensoriamento remoto para detecção de áreas degradadas na caatinga brasileira. **Boletim Goiano de Geografia**, v. 26, n. 1, p. 49-68, 2006.

PBMC – PAINEL BRASILEIRO DE MUDANÇAS CLIMÁTICAS. **Base científica das mudanças climáticas**. Contribuição do Grupo de Trabalho 1 do Painel Brasileiro de Mudanças Climáticas ao Primeiro Relatório da Avaliação Nacional sobre Mudanças Climáticas [Ambrizzi, T., Araujo, M. (eds.)]. Rio de Janeiro: COPPE – UFRJ, 2014. 464 pp.

PENNINGTON, R. T.; PRADO, D. E.; PENDRY, C. A. Neotropical seasonally dry forests and Quaternary vegetation changes. **Journal of Biogeography**, v. 27, p. 261-273, 2000.

PEREIRA, R. M.; ARAÚJO FILHO, J. A.; LIMA, R. V.; PAULINO, F. D. G.; LIMA, A. O. N.; ARAÚJO, Z. B. Estudos fenológicos de algumas espécies lenhosas e herbáceas da Caatinga. **Revista Ciência Agrônômica**, v. 20, n. 1, p. 11-20, 1989.

PEREIRA, J. P.; SCHIMALSKI, M. B.; HESS, A. F.; ARAKI, E. K.; SCHMIDT, A. B. Extração de árvores isoladas e variáveis dendrométricas utilizando dados ALS em áreas naturais. In: SEMINÁRIO DE ATUALIZAÇÃO EM SENSORIAMENTO REMOTO E SISTEMA DE INFORMAÇÕES GEOGRÁFICAS APLICADOS À ENGENHARIA FLORESTAL, 11., 2014, Curitiba. **Anais...** Curitiba: Centro de Inteligência de Florestas, 2014.

PEREIRA, L.R.; ANDRADE, E. M.; PALÁCIO, H. A. Q.; RAYMER, P. C. L.; RIBEIRO FILHO, J. C.; PEREIRA, F. J. S. Carbon stocks in a tropical dry forest in Brazil. **Revista Ciência Agrônômica**, v. 47, n. 1, p. 32-40, 2016.

PERNAMBUCO. Pernambuco tridimensional, 2016. Disponível em: < <http://pe3d.pe.gov.br/mapa.php>>. Acesso em: 03 ago. 2018.

PERNAMBUCO. **Relatório final de atividades executadas** – Bloco V. Consórcio Águas de Pernambuco, Pernambuco. 2017.

PERNAMBUCO. **Plano Estadual de Recursos Hídricos – PERH**. 1998. Disponível em: < <http://www.srhe.pe.gov.br/attachments/article/458/volume1.pdf>>. Acesso em: 3 jun. 2018.

PETTORELLI, N.; LAURENCE, W. F.; O'BRIEN, T. G.; WEGMANN, M.; NAGENDRA, H.; TURNER, W. Satellite remote sensing for applied ecologists: opportunities and challenges. **Journal of Applied Ecology**, v. 51, p. 839-848, 2014.

PIAZZETTA, G. R.; TRZASKOS, B.; MACHADO, A. M. L. Aplicação a laser scanner na análise de estabilidade em escavações subterrâneas: Mina Tabiporã, Campo Largo, PR. **Geol. USP**, Sér. Cient., v. 17, n.2, p. 59-70, 2017.

POPESCU, S. C.; WYNNE, R. H.; NELSON, R. F. Estimating plot-level tree heights with LiDAR: local filtering with a canopy-height based variable window size. **Computers and Electronics in Agriculture**, v. 37, p. 71-95, 2002.

POPESCU, S. C.; WYNNE, R. H. Seeing the trees in the forest: Using LiDAR and multispectral data fusion with local filtering and variable window size for estimating tree height. **Photogrammetric Engineering & Remote Sensing**, v. 70, n. 5, p. 589-604, 2004.

R DEVELOPMENT CORE TEAM. **R: A Language and Environment for Statistical Computing**. R Foundation for Statistical Computing. 2015. Disponível em: <http://www.Rproject.org>. Acesso em 20 outubro 2020.

REICHSTEIN, M.; FAPET, E.; BALDOCCHI, D. On the separation of net ecosystem exchange into assimilation and ecosystem respiration: review and improved algorithm. **Global Change Biology**, v. 11, p. 1424-1439, 2005.

RENNER, R. M. **Sequestro de carbono e a viabilização de reflorestamentos no Brasil**. 2004, 147 f. Dissertação (Mestrado em Ciências Florestais) – Universidade Federal do Paraná. Curitiba, 2004.

RIBAS, R. P.; ELMIRO, M. A. T. Individualização de árvores em ambiente florestal nativo utilizando métodos de segmentação em modelos digitais produzidos a partir da tecnologia LiDAR. **Revista Brasileira de Cartografia**, v. 65, n. 4, p. 717-729, 2013.

RODAL, M. J. N. Aspectos vegetacionais do bioma da Caatinga. In: ARAÚJO, E. L.; MOURA, A. N.; SAMPAIO, E. V. S. B.; GESTINARI, L. M. S.; CARNEIRO, J. M. T. (Ed.). **Biodiversidade, Conservação e uso sustentável da flora do Brasil**. Recife: Sociedade Botânica do Brasil: Universidade Federal de Pernambuco, 2002, p. 44-45.

ROTH, B. E.; SLATTON, K. C.; COHEN, M. J. On the potential for high-resolution LiDAR to improve rainfall interception estimates in forest ecosystems. **Front. Ecol. Envir.**, 2007.

SÁ, J. H. M. **Monitoramento e modelagem do processo de interceptação da chuva de uma bacia coberta por floresta ombrófila mista**. 2015, 129 p. Dissertação (Mestrado em Engenharia Ambiental) – Universidade Federal de Santa Catarina. Florianópolis, 2015.

SALES, V. G.; SOUZA, A. M.; VITAL, T. W. A degradação ambiental no sertão de Pernambuco: A construção de uma curva de Kuznets ambiental (CKA). In: ENCONTRO PERNAMBUCANO DE ECONOMIA, 3., 2014, Recife. **Anais...** Recife: CORECON-PE, 2014. Disponível em: <<https://coreconpe.gov.br/eventos/iiienpecon/artigos/64enpecon2014.pdf>>. Acesso em: 31 mai. 2018.

SAMPAIO, E. V. S. **Características e potencialidades**. In: GARIGLIO, M. A.; SAMPAIO, E. V. S. B.; CESTARO, L. A.; KAGEYAMA, P. Y. (Orgs.). *Uso sustentável e conservação dos recursos florestais da Caatinga*. Brasília: Serviço Florestal Brasileiro, 2010. p. 29-42.

SAMPAIO, E. V. D. S. B.; FREITAS, A. D. S. Produção de biomassa na vegetação nativa do semi-árido nordestino. In: MENEZES, R. S. C.; SAMPAIO, E. V. D. S. B.; SALCEDO, I. H. (Ed.). **Fertilidade do solo e produção de biomassa no semi-árido**. Recife: UFPE, 2008. p. 11-25.

SAMPAIO, E.; GASSON, P.; BARACAT, A.; CUTLER, D.; PAREYN, F.; LIMA, K. C. Tree biomass estimation in regenerating areas of tropical dry vegetation in northeast Brazil. **Forest Ecology and Management**, v. 259, p. 1135-1140, 2010.

SAMPAIO, E. V. S. B.; SILVA, G. Biomass equation for brazilian semiarid caatinga plants. **Acta Bot. Bras.**, v. 19, n. 4, p. 935-943, 2005.

SANQUETTA, C. R.; DALLA CORTE, A. P.; MOGNON, F.; MAAS, G. C. B.; RODRIGUES, A. L. Estimativa de carbono individual para *Araucaria angustifolia*. **Pesquisa Agropecuária Tropical**, v. 44, n. 1, p. 1-8, 2014.

SANTOS, S. A.; CORREIA, M. F.; ARAGÃO, M.R. S.; SILVA, P.K. O. Aspectos da variabilidade sazonal da radiação, fluxos de energia e CO<sub>2</sub> em área de caatinga. **Rev. Bras. Geog. Fís.**, v. 4, p.761-773, 2012.

SANTOS, R. C.; CARNEIRO, A. C. O.; PIMENTA, A. S.; CASTRO, R. V. O.; MARINHO, I. V.; TRUGILHO, P. F.; ALVES, I. C. N.; CASTRO, A. F. N. M. Potencial energético da madeira de espécies oriundas de plano de manejo florestal no estado do Rio Grande do Norte. **Ciência Florestal**, v. 23, n. 2, p. 491-502, 2013.

SANTOS, R. C.; CASTRO, R. V. O.; CARNEIRO, A. C. O.; CASTRO A. F. N. M.; PIMENTA, A. S. PINTO, E. M.; MARINHO. Estoques de volume, biomassa e carbono na madeira de espécies da Catinga. **Brazilian Journal of Forestry**, v. 36, n. 85, p. 1-7, 2016.

SCHNELL, R. Le problème des homologues phytogéographiques entre l'Afrique et l'Amérique tropicales. *Mém. Mus. D'Hist. Nat. Nouv. Serie*, v. 11, p. 137-241, 1961.

SCHUMACHER, J.; CHRISTIANSEN, J. R. Forest canopy water fluxes can be estimated using canopy structure metrics derived from airborne light detection and ranging. **Agricultural and Forest Meteorology**, v. 203, p. 131–141, 2015.

SHIRATSUCHI, L. S.; BRANDÃO, Z. N.; VICENTE, L. E.; VICTORIA, D. C.; DUCATI, J. R.; OLIVEIRA, R. P.; VILELA, M. F. **Sensoriamento remoto: conceitos básicos e aplicações na agricultura de precisão**. In: BERNARDI, A. C. C.; NAIME, J. M.; RESENDE, A. V.; BASSOI, L. H.; INAMASU, R. Y. (Ed.). *Agricultura de precisão: resultados de um novo olhar*. Brasília: Embrapa, 2014. 596 p.

SILVA, G. C.; SAMPAIO, E. V. S. B. Biomassas de partes aéreas em plantas da caatinga. **Revista Árvore**, v. 32, n. 3, p. 567-575, 2008.

SILVA, M. N.; BUCK, A. L. B.; LINGNAU, C.; MACHADO, A. M. L.; MARTINS NETO, R. P.; PESCK, V. A. Laser scanner terrestre para medições florestais – Princípios e aplicações. **Revista Brasileira de Cartografia**, v. 65, n. 6, p. 1143-1152, 2013.

SILVA, I. A.; CARVALHO, S. R. Uma ordem mundial pós-Kyoto: Instabilidade e viabilidade dos mecanismos de flexibilização. **Conjuntura Global**, v. 4, n. 3, p. 369-381, 2015.

SILVA, A. G. P.; GÖRGENS, E. B.; CAMPOE, O. C.; ALVARES, C. A.; STAPE, J. L.; RODRIGUEZ, L. C. E. Assessing biomass based on canopy height profiles using airborne laser scanning data in eucalypt plantation. **Scientia Agricola**, v. 72, n. 6, p. 504-512, 2015.

SILVA, C. A.; KLAUBERG, C.; HUDAK, A. T.; VIERLING, L. A.; LIESENBERG, V.; CARVALHO, S. P. C.; RODRIGUEZ, L. C. E. A principal component approach for predicting the stem volume in Eucalyptus plantations in Brazil using airborne LiDAR data. **Forestry**, v. 89, n. 4, p. 422-433, 2016.

SILVA, J. P. M.; SILVA, M. L. M.; SILVA, E. F.; SILVA, G. F.; MENDONÇA, A. R.; CABACINHA, C. D.; ARAÚJO, E. F.; SANTOS, J. S.; VIEIRA, G. C.; ALMEIDA, M. N. F.; FERNANDES, M. R. M. Computational techniques applied to volume and biomass estimation of tree in Brazilian savanna. **Journal of Environmental Management**, v. 249, p. 1-12, 2019.

SMITH, P.; JANZEN, H.; MARTINO, D.; ZUCONG, Z.; KUMAR, P.; MCCARL, B.A.; OGLE, S.; O'MARA, F.; RICE, C.; SCHOLLES, B.; SIROTENKO, O.; HOWDEN, M.; MCALLISTER, T.; GENXING, P.; ROMANEKOV, V.; SCHNEIDER, U.A.; TOWPRAYOON, S.; WATTENBACH, M. & SMITH, J. Greenhouse gas mitigation in agriculture. **Philos. Trans. Royal Soc.**, v. 363, p. 789-813, 2008.

SOARES, C. P. B.; OLIVEIRA, M. L. R. Equações para estimar a quantidade de carbono na parte aérea de árvores de eucalipto em Viçosa, Minas Gerais. **Revista Árvore**, v. 25, n. 5, p. 533-539, 2002.

SILVA, C. A.; KLAUBERG, C.; HENTZ, A. M. K.; CARVALHO, S. P. C.; CORTE, A. P. D. Predição da biomassa aérea em plantações de Pinus taeda L. por meio de dados LiDAR aerotransportado. **Scientia Forestalis**, v. 45, n. 115, p. 527-539, 2017.

SOILÁN, M.; SÁNCHEZ-RODRÍDREZ, A.; RÍO-BARRAL, P.; PEREZ-COLLAZO, C.; ARIAS, P.; RIVEIRO, B. Review of laser scanning technologies and their applications for road and railway infrastructure monitoring. **Infrastructures**, v. 4, n. 58, p. 1-29, 2019.

SOUZA, B. C. **Diversidade, biomassa aérea e estimativa do estoque de carbono em plantas da caatinga em um remanescente serrano no trópico semiárido**. 2009, 54 p. Dissertação (Mestrado em Ciência e Tecnologia Ambiental) – Universidade Estadual da Paraíba. Campina Grande, 2009.

SOUZA, A. L.; BOINA, A.; SOARES, C. P. B.; VITAL, B. R.; GASPAR, R. O.; LANA, J. M. Estrutura fitossociológica, estoque de volume, biomassa, carbono e dióxido de carbono em florestal estacional semidecidual. **Revista Árvore**, v. 36, n. 1, p. 169-179, 2012.

SOUZA, S. S.; TOMASELLA, J.; GRACIA, M. G.; AMORIM, M. C.; MENEZES, P. C. P.; PINTO, C. A. M. O Programa de monitoramento climático em tempo real na área de atuação da SUDENE - PROCLIMA **Boletim da Revista Brasileira de Meteorologia**, v. 25 n. 1, p. 15-24, 2001.

SOUZA, L. S. B. **Análise sazonal dos fluxos de carbono, energia e vapor d'água em um ecossistema de Caatinga durante um ano seco em Petrolina-PE**. 2014, 106 f. Tese (Doutorado em Meteorologia Agrícola) – Universidade Federal de Viçosa. Viçosa, 2014.

SOUZA, L. S. B.; MOURA, M. S. B.; SEDIYAMA, G. C.; SILVA, T. G. F. Balanço de energia e controle biofísico da evapotranspiração na Caatinga em condições de seca intensa. **Pesq. Agropec. Bras.**, v. 50, n. 8, p. 627-636, 2015.

SOUZA, L. S. B.; MOURA, M. S. B.; SEDIYAMA, G. C.; SILVA, T. G. F. Carbon exchange in a caatinga area during na unusually drought year. **Agrometeoros**, v. 25, n. 1, p. 37-45, 2017.

SOUZA, E.; PONTES, L. M.; FERNANDES FILHO, E. I.; SCHAEFER, C. E. G. R.; SANTOS, E. E. Spatial and temporal potential groundwater recharge: the case of the Doce River Basin, Brazil. **Rev. Bras. Cienc. Solo**, v. 43, p. 1-27, 2019.

STAR, J.; ESTES, J. **Geographic Information Systems: An Introduction**. Englewood Cliffs, New Jersey: Prentice-Hall, 1990.

STOVALL, A. E. L.; ANDERSON-TEIXEIRA, K. J.; SHUGART, H. H. Assessing terrestrial laser scanning for developing non-destructive biomass allometry. **Forest. Ecol. Managem.**, v. 427, p. 217-229, 2018.

SUN, P.; WU, Y.; XIAO, J.; HUI, J.; HU, J.; ZHAO, F.; QIU, L.; LIU, S. Remote sensing and modeling fusion for investigating the ecosystem water-carbon coupling processes. **Science of the Total Environment**, v. 697, p. 1-14, 2019.

SULLIVAN, M. J. P.; LEWIS, S. L.; HUBAU, W.; QIE, L.; BAKER, T.; BANIN, L.; CHAVE, J.; CUNI-SANCHEZ, A.; FELDPAUSCH, T.; LOPEZ-GONZALEZ, G.; ARETS, E.; ASHTON, P.; BASTIN, J.; BERRY, N.; BOGAERT, J.; BOOT, R.; BREARLEY, F.; BRIENEN, R.; BURSLEM, D.; CANNIERE, C.; CHUDOMELOVÁ, M.; DANCAK, M.; EWANGO, C.; HÉDL, R.; LLOYD, J.; MAKANA, J.; MALHI, Y.; MARIMON, M.; MARIMON JUNIOR, B.; METALI, F.; MOORE, S.; NAGY, L.; VARGAS, P.; PENDRY, C.; RAMÍREZ-ÂNGULO, H.; REITSMA, J.; RUTISHAUSER, E.; SALIM, K.; SONKÉ, B.; SUKRI, R.; SUNDERLAND, T.; SVÁTEK, M.; UMUNAY, P.; MARTINEZ, R.; VERNIMMEN, R.; TORRE, E.; VLEMINCKX, J.; VOS, V.; PHILLIPS, O. Field methods for sampling tree height for tropical forest biomass estimation. **Methods in Ecology and Evolution**, v. 9, p. 1179-1189, 2018.

TABARELLI, M.; SILVA, J. M. C. Áreas e ações prioritárias para a conservação da biodiversidade da Caatinga. In: LEAL, I.R.; TABARELLI, M.; SILVA, J. M. C.da. (ed.) **Ecologia e conservação da Caatinga**. 2ª ed. Recife: Ed. Universitária da UFPE. 822p. 2005.

TABARELLI, M.; LEAL, I. R.; SCARANO, F. R.; SILVA, J. M. C. Caatinga: legado, trajetória e desafios rumo à sustentabilidade. **Ciência e Cultura**, v. 70, n. 4, p. 25-29, 2018.

TER-MIKAELIAN, M. T.; KORZUKHIN, M. D. Biomass equations for sixty-five North American tree species. **Forest Ecology and Management**, v. 97, p. 1-24, 1997.

THOMAS, S. C.; MARTIN, A. R. Carbon content of tree tissues: A Synthesis. **Forests**, v. 3, p. 332-352, 2012.

VELOSO, H. P.; RANGEL FILHO, A. L. R.; LIMA, J. C. A. **Classificação da vegetação brasileira, adaptada a um sistema universal**. Rio de Janeiro: IBGE, 1991. 124 p. Disponível em: <https://biblioteca.ibge.gov.br/visualizacao/monografias/GEBIS%20-%20RJ/classificacaovegetal.pdf>. Acesso em: 10 mai. 2020.

VIEIRA, G.; SANQUETTA, C. R.; KLÜPPEL, M. L. W.; BARBEIRO, L. S. S. Teores de carbono em espécies vegetais da Caatinga e do Cerrado. **Rev. Acad. Ciênc. Agrár. Ambient.**, v. 7, n. 2, p. 145-155, 2009.

VIRGENS, A. P.; BARRETO-GARCIA, P. A. B.; DE PAULA, A.; CARVALHO, F. F.; ARAGÃO, M. A.; MONROE, P. H. M. Biomassa de espécies florestais em áreas de caatinga arbórea. **Pesq. flor. bras.**, v. 37, n. 92, p. 555-561, 2017.

WALLACE, L.; HILLMAN, S.; REINKE, K.; HALLY, B. Non-destructive estimation of above-ground surface and near-surface biomass using 3D terrestrial remote sensing techniques. **Method. Ecol. Evolut.**, v. 8, n. 11, 2017.

WANG, C. Biomass allometric equations for 10 co-occurring tree species in Chinese temperate forests. **Forest Ecology and Management**, v. 222, p.9-16, 2006.

WANG, C.; GLENN, N. F. A linear regression method for tree canopy height estimation using airborne LiDAR data. **Canadian Journal of Remote Sensing**, v. 34, n. 2, p. 217-227, 2008.

WANG, R.; PEETHAMBARAN, J.; CHEN, D. LiDAR point clouds to 3-D urban models: A review. **IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing**, v. 11, n. 2, p. 606-627, 2018.

WATZLAWICK, L. F.; CALDEIRA, M. V. W.; VIEIRA, M.; SCHUMACHER, M. V.; GODINHO, T. O.; BALBINOT, R. Estoque de biomassa e carbono na Floresta Ombrófila Mista Montana Paraná. **Scientia Forestalis**, v. 40, n. 95, p. 353-362, 2012.

WHYTE, R.; STREETER, L.; CREE, M. J.; DORRINGTON, A. A. Application of LiDAR techniques to time-of-flight range imaging. **Applied Optics**, v. 54, n. 33, p. 9654-9664, 2015.

WILCOX, B. P. Shrub control and streamflow on range-lands: a process-based viewpoint. **Journal of Range Management**, v. 55, n. 4, p. 318-326, 2002.

WINE, M. L.; HENDRICKX, J. M.; CADOL, D.; ZOU, C. B.; OCHSNER, T. E. Deep drainage sensitivity to climate, edaphic factors, and woody encroachment, Oklahoma, USA. **Hydrological Processes**, v. 29, p. 3779-3789, 2015.

WUTKE, J. D. **Métodos para avaliação de um sistema laser scanner terrestre**. 2006, 98 p. Dissertação (Mestrado em Ciências Geodésicas) – Universidade Federal do Paraná. Curitiba, 2006.

WUTKE, J. D.; CENTENO, J. A. S. Métodos para avaliação da resolução de sistemas de varredura a laser terrestres. **Boletim de Ciências Geodésicas**, v. 13, n. 1, p. 151-164, 2007.

ZHANG, L.; DAWES, W. R.; WALKER, G. R. Response of mean annual evapotranspiration to vegetation changes at catchment scale. **Water Resources Research**, v. 37, n. 3, p. 701-708, 2001.

ZHANG, Y. F.; WANG, X. P.; HU, R.; PAN, Y. X., PARADELOC, M. Rainfall partitioning into throughfall, stemflow and interception loss by two xerophytic shrubs within a rain-fed re-vegetated desert ecosystem, northwestern. **China. J. Hydrol.**, v. 527, p. 1084–1095, 2015.

ZIANIS, D.; MENCUCCINI, M. On simplifying allometric analyses of forest biomass. **Forest Ecology and Management**, v. 187, p. 311–332, 2004.

ZIMBLE, D. A.; EVANS, D. L.; CARLSON, G. C.; PARKER, R. C.; GRADO, S. C.; GERARD, P. D. Characterizing vertical forest structure using small-footprint airborne LiDAR. **Remote Sensing of Environment**, v. 87, n. 2-3, p. 171-182, 2003.

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

ZOU, C. B.; TURTON, J.; WILL, R. E.; ENGLE, D, M,; FUHLENDORF, S. D. Alteration of hydrological processes and streamflow with juniper (*Juniperus virginiana*) encroachment in a mesic grassland catchment. **Hydrological Processes**, v. 28, p. 6173-6182, 2014.

## APÊNDICE A – Artigo Publicado

NISHIWAKI, A. A. M.; MOURA, M. S. B.; GALVÍNIO, J. D.; OLIVEIRA, C. P.; SILVA, E. A.; LIMA, J. R. S.; ANTONINO, A. C. D.; SOUZA, E. S.; MENEZES, R. S. C.; MONTENEGRO, S. M. G. L.; DOMINGUES, T. F. Uso do LiDAR na estimativa de atributos florestais: uma revisão. **Revista Brasileira de Geografia Física**, v. 16, n. 1, p. 505-527, 2023. DOI: <https://doi.org/10.26848/rbgf.v16.1.p505-527>

### Uso do LiDAR na Estimativa de Atributos Florestais: Uma Revisão

Adriana Aparecida Megumi Nishiwaki<sup>1</sup>, Magna Soelma Beserra de Moura<sup>2</sup>, Josiclêda Domiciano Galvínio<sup>3</sup>, Cinthia Pereira de Oliveira<sup>4</sup>, Emanuel Araújo Silva<sup>5</sup>, José Romualdo de Sousa Lima<sup>6</sup>, Antonio Celso Dantas Antonino<sup>7</sup>, Eduardo Soares de Souza<sup>8</sup>, Rômulo Simões Cezar Menezes<sup>9</sup>, Suzana Maria Gico Lima Montenegro<sup>10</sup>, Tomas Ferreira Domingues<sup>11</sup>

<sup>1</sup>Doutoranda em Desenvolvimento e Meio Ambiente – UFPE, e-mail: [adri\\_megumi@yahoo.com.br](mailto:adri_megumi@yahoo.com.br) (autor correspondente). <sup>2</sup>Pesquisadora da Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária (Embrapa Semiárido), [magna.moura@embrapa.br](mailto:magna.moura@embrapa.br). <sup>3</sup>Professora titular da Universidade Federal de Pernambuco (UFPE), [josicleda.galvincto@ufpe.br](mailto:josicleda.galvincto@ufpe.br). <sup>4</sup>Analista em Geoprocessamento e Georreferenciamento da Universidade do Estado do Amapá (UEAP), [cinthia.oliveira@ueap.edu.br](mailto:cinthia.oliveira@ueap.edu.br). <sup>5</sup>Professor adjunto da Universidade Federal Rural de Pernambuco (UFRPE), [emanuel.araujo@ufrpe.br](mailto:emanuel.araujo@ufrpe.br). <sup>6</sup>Professor da Universidade Federal do Agreste de Pernambuco (UFAPE), [romualdo.lima@ufape.edu.br](mailto:romualdo.lima@ufape.edu.br). <sup>7</sup>Professor titular da Universidade Federal de Pernambuco (UFPE), [antonio.antonino@ufpe.br](mailto:antonio.antonino@ufpe.br). <sup>8</sup>Professor adjunto da Unidade Acadêmica de Serra Talhada (UAST/UFRPE), [eduardo.ssouza@ufrpe.br](mailto:eduardo.ssouza@ufrpe.br). <sup>9</sup>Professor da Universidade Federal de Pernambuco (UFPE), [romulo.menezes@ufpe.br](mailto:romulo.menezes@ufpe.br). <sup>10</sup>Professora titular da Universidade Federal de Pernambuco (UFPE), [suzanam.ufpe@gmail.com](mailto:suzanam.ufpe@gmail.com). <sup>11</sup>Professor da Universidade de São Paulo (USP), da Faculdade de Filosofia, Ciências e Letras de Ribeirão Preto (FFCLRP), [tomas@ffclrp.usp.br](mailto:tomas@ffclrp.usp.br).

Artigo recebido em 08/10/2022 e aceito em 16/11/2022

#### RESUMO

Estudos com o LiDAR (*Light Detection and Ranging*) têm revelado precisão satisfatória nas medições da estrutura de árvores, o que tem contribuído para a compreensão dos ecossistemas florestais, bem como para o fornecimento de dados necessários para a investigação de propriedades biofísicas da floresta. Frente à importância dessa ferramenta, o presente estudo teve como objetivo apresentar uma revisão sobre o LiDAR direcionado para aplicações florestais, e especificamente apresentar suas possibilidades e uso na Caatinga. A varredura a laser tem diversas classificações, uma delas baseia-se na plataforma onde o *scanner* está instalado. Assim, tem-se o laser *scanner* terrestre, que pode ser usado em uma base fixa ou móvel na superfície terrestre; o laser *scanner* aéreo, com o uso de aeronaves tripuladas e não-tripuladas; e o laser *scanner* orbital, localizado em plataformas espaciais. Em escala refinada, a estrutura tridimensional das árvores pode ser detectada pelo LiDAR, e assim se obter importantes informações de traços de espécies vegetais, bem como permitir sua identificação. Ainda, a medição de atributos florestais promovida pelos diferentes tipos de LiDAR tem fornecido dados consistentes de biomassa e carbono florestais, importantes para o desenvolvimento de estudos e monitoramento de estoque de carbono terrestre, o que tem colaborado com as estratégias de redução de efeitos das mudanças climáticas. Na caatinga, o LiDAR tem permitido a contabilização de árvores e a determinação de sua altura e diâmetro da copa, e por conseguinte, a aplicação de equações alométricas para estimativa dos estoques de carbono na vegetação.

Palavras-chave: TLS, ALS, UAV, LiDAR orbital, estrutura florestal, caatinga

### Use of LiDAR in Forest Data Estimation: A Review

#### ABSTRACT

Studies with LiDAR (*Light Detection and Ranging*) have presented satisfactory accuracy on tree structure measurements, which has contributed to the understanding of forest ecosystems, as well as providing the necessary data for the investigation of biophysical properties of the forest. Given the importance of this tool, this study aimed to present a review of LiDAR for forestry applications, and specifically to present its possibilities and uses at the caatinga forest. Laser scanning has several classifications, one of which is based on the platform where the scanner is installed. Thus, there is the terrestrial laser scanner, which can be used on a fixed or mobile basis on the terrestrial surface; the aerial laser scanner, with the use of manned and unmanned aircraft; and the orbital laser scanner, located on space platforms. On a fine scale, the three-dimensional structure of trees can be detected by LiDAR, thus obtaining important information on plant traits, as well as allowing their identification. Furthermore, the measurement of forest attributes promoted by the different types of LiDAR has provided consistent data on forest biomass and carbon, important for the development of studies and monitoring of

terrestrial carbon stock, which has collaborated with strategies to reduce the effects of changes climate. In the caatinga, LiDAR has allowed the counting of trees and the determination of their height and crown diameter, and, consequently, the application of allometric equations to estimate carbon stocks in the vegetation.

Keywords: TLS, ALS, UAV, orbital LiDAR, forest structure, caatinga.

## Introdução

A análise dimensional da estrutura vertical e horizontal de dosséis florestais representa um fator essencial para a investigação da dinâmica dos ecossistemas terrestres, sendo a representação do dossel diretamente associada aos fluxos de energia, água e carbono entre os compartimentos da vegetação, solo e atmosfera. Os principais processos fisiológicos vegetais são influenciados por propriedades biofísicas da floresta. A quantificação estrutural da floresta possibilita verificar a biomassa e o carbono terrestre nas vegetações, o que tem atendido à necessidade de medições para diversos fins: pesquisa, gestão, conservação e comercial (Ribas, Elmiro, 2013). Não diferente de outros ecossistemas, na caatinga também se utilizam métodos tradicionais para caracterização dos extratos florestais. Assim, a vegetação tem sido contabilizada, medida, pesada e caracterizada por meio de estudos que envolvem diversas pessoas em campo, durante vários dias, utilizando-se de fitas métricas, trenas, hastes, balanças, e demais ferramentas para obtenção de dados das plantas, como largura e comprimento da copa e do tronco; altura da planta; contagem de fustes; biomassa fresca e seca; coleta de amostras para determinação de teores nutricionais em laboratórios, etc. Em geral, são campanhas longas, custosas, que requerem grande esforço físico, humano e financeiro, além de tratar de um método destrutivo, causando impacto direto sobre a vegetação e ecossistema.

Este tipo de estudo tem ganhado outra dimensão. Para monitorar processos ecológicos e obter dados biogeofísicos em diversas escalas espaciais e temporais tem se utilizado o sensoriamento remoto como uma importante ferramenta, o que tem contribuído para a criação de modelos de ecossistemas (Pettorelli et al., 2014; Sun et al., 2019) e outros diversos que visam melhor caracterizar as florestas (Teixeira et al., 2016; Cunha et

al., 2020; Ferreira et al., 2020; Miranda et al., 2020; Tan et al., 2021; Medeiros et al., 2022).

Uma das tecnologias de sensoriamento remoto empregada para se obter informações sobre a estrutura da vegetação é o *Light Detection and Ranging* (LiDAR), que fornece coordenadas tridimensionais de pontos em uma área de estudo por meio da emissão e registro do retorno de pulsos de laser (Becker, Centeno, 2013).

Nos ecossistemas florestais, o uso da tecnologia LiDAR tem se expandido, e os motivos são diversos, mas principalmente devido à célere obtenção de dados de alta resolução, além de fornecer dados espacialmente detalhados referentes aos atributos florestais (Silva et al., 2017). Assim, o LiDAR tem se tornado uma das técnicas mais predominantes para obter diretamente ou estimar atributos florestais, como informações da estrutura das árvores, as quais são indispensáveis para estudo e manejo florestal qualitativo (Andersen, McGaughey, Reutebuch, 2005; Panagiotidis, Abdollahnejad e Slavík, 2022). No Brasil, o LiDAR tem sido aplicado principalmente em áreas de florestas plantadas com *Eucalyptus* sp (Silva et al., 2016; Cosenza et al., 2018; Dalla Corte et al., 2020); na Amazônia (Andersen et al., 2014; Rex et al., 2018; Locks e Matricardi, 2019; Gomes et al., 2020); em manguezais (Galvêncio e Popescu, 2016; Boa Morte, Carvalho e Barros, 2020); e Cerrado (Silva et al., 2019; Bispo et al., 2020; Costa et al., 2021), porém, de forma muito incipiente para as florestas tropicais sazonalmente secas, como a caatinga (Oliveira et al., 2021).

Diante dessa notoriedade verificada nas últimas décadas para aplicação florestal, o presente estudo teve como objetivo apresentar uma revisão que discorre sobre a tecnologia LiDAR e seus tipos de varredura quanto à plataforma utilizada (terrestre, aéreo e orbital), com ênfase na área florestal, e

especificamente apresentar suas possibilidades e usos na Caatinga.

## Desenvolvimento

### *Light Detection and Ranging* – Visão geral

O LiDAR é um sistema de varredura a laser, que obtém medidas de distância por meio da luz, operando em faixas espectrais restritas situadas entre a luz visível e infravermelho médio (Ferraz et al., 2016). O processo de emissão é constituído por pulsos de laser em uma plataforma, com alta frequência de repetição. O feixe de laser emitido é direcionado e distribuído por um conjunto ótico formado por espelhos para alcançar a área de cobertura do imageamento, e sequencialmente esse conjunto capta os sinais de retorno, redirecionando-os para o receptor (Giongo et al., 2010; Piazzetta et al., 2017). A Figura 1 apresenta o esquema de funcionamento de LiDAR em área de caatinga, com destaque para a indicação do painel de configuração do equipamento, bem como do espelho responsável pelo

direcionamento dos raios para os objetos alvos, no caso, as plantas da caatinga.

O período de retorno dos pulsos entre a plataforma e os alvos é mensurado pelo sensor, fornecendo a estimativa destas distâncias (Giongo et al., 2010). A área de amostragem do sensor LiDAR no solo é chamada de *footprint*, a qual recebe feixes de laser e retorna a energia refletida ou ecos ao sensor na plataforma (Sheng, 2008).

O tipo de informação obtida do sinal de retorno se diferencia em duas categorias de sensores: (a) o sistema LiDAR de retorno discreto, que registra ecos discretos, de pequeno *footprint* (entre 0,1 e 0,3 m), de uma área de cobertura de menor extensão, e (b) o sistema LiDAR de *waveform-recording*, que capta a energia retornada em forma de onda contínua ao longo do tempo, com grande *footprint* (entre 8 e 70 m), comumente em uma ampla área de cobertura (Lefsky et al., 2002; Sheng, 2008; Lim et al., 2003, Ioki et al., 2010).

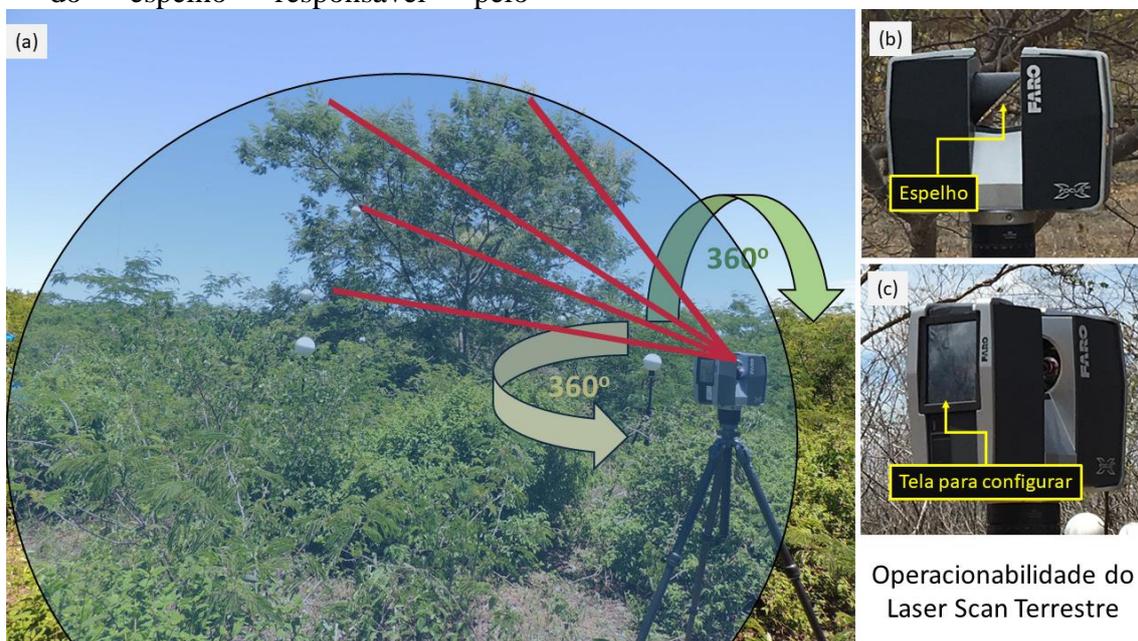


Figura 1. Funcionamento do sistema de varredura a laser terrestre em área de caatinga (a), demonstrando a emissão dos lasers; a delimitação da área de escaneamento em graus, e com indicação do espelho (b) e da tela de configuração (c) do LiDAR. Fotos: Joabe Santos de Almeida (2018) (a); Magna S. B. Moura (2019) (b e c)

Os retornos podem ser manipulados e divididos, sendo os primeiros retornos para a constituição de Modelos Digitais de Superfície (MDS), os últimos retornos para Modelos Digitais de Terreno (MDT) e de

todos os retornos para Modelos Digitais de Elevação (MDE) (Ferraz et al., 2016). Os dados resultam em nuvens de pontos (Figura 2) que fornecem coordenadas tridimensionais (x, y, z) dos pontos aferidos na superfície

escaneada, assim como um valor de intensidade de retorno do sinal (Barber et al.,

2003; Ferraz et al., 2016).

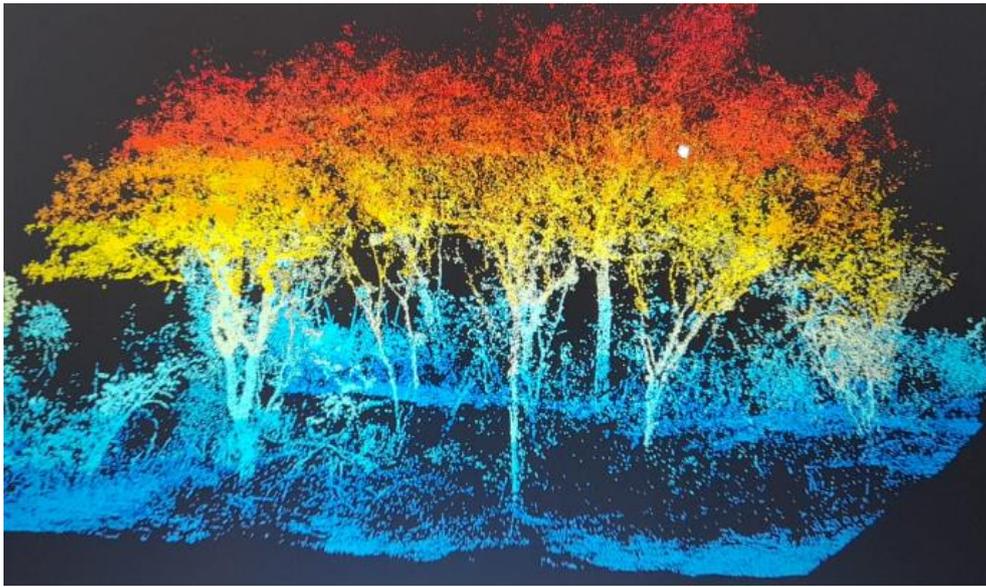


Figura 2. Nuvem de pontos resultante da aplicação de LiDAR terrestre em uma área florestal. Fonte: Adriana A. M. Nishiwaki (2022).

Os sistemas de varredura a laser podem ser classificados em dois tipos: i. sistemas estáticos, que se referem à condição estacionária em que o equipamento coleta os dados, permanecendo em uma posição fixa no terreno; e ii. sistemas dinâmicos, no qual o equipamento movimenta durante obtenção de dados, podendo ser conectado a uma plataforma em movimento (Ferraz et al., 2016). Também podem ser encontradas na literatura outras denominações de categorias dos sistemas de varredura a laser baseadas na plataforma que promove o suporte ao sensor, que são Laser Scanner Terrestre (TLS – *Terrestrial Laser Scanning*), Laser Scanner Aerotransportado (ALS – *Airborne Laser Scanning*) e Laser Scanner Orbital (Soilán et al., 2019), e mais recentemente tem surgido o

Laser Scanner Móvel (MLS – *Mobile Laser Scanner*) (Levick et al., 2021).

#### Varredura a laser terrestre (TLS)

O TLS refere-se ao sistema estacionário, composto por um dispositivo de LiDAR apoiado sob um suporte, geralmente um tripé (Soilán et al., 2019). No entanto, também em plataforma terrestre, há outro tipo de LiDAR que surgiu recentemente, comparando aos demais, a varredura a laser móvel (*mobile laser scanning – MLS*), cuja plataforma terrestre pode ser veículo motorizado, mochila (*backpack*) ou portátil (*handheld – HMLS*) (Bienert et al., 2018) (Figura 3).





Figura 3. Tipos de suporte de varredura a laser terrestre: (a) tripé; (b) em veículo motorizado; (c) em mochila; (d) de mão. Fonte: (a) Adriana A. M. Nishiwaki (2022); (b) Aijazi et al. (2017); (c) Viametris.com; (d) Cabo et al. (2018).

Comumente, o pulso laser propaga-se na direção horizontal, deslocando-se em breves intervalos angulares. Por meio de um espelho giratório, a cada incremento (horizontal), é lançado pulsos no sentido vertical em intervalos angulares definidos, o que afere as coordenadas dos pontos que refletem o sinal. Portanto, a precisão dos equipamentos na determinação de coordenadas dos pontos depende de sua acurácia na mensuração de distância e ângulos (Silva et al., 2013).

As diversas possibilidades de categorização de TLS podem considerar o princípio de medição e as especificações técnicas obtidas. Não há um *scanner* a laser universal para todas as aplicações possíveis, havendo sensores apropriados para usos externos e outros para usos internos, variando de curto alcance (poucos metros) a longo alcance (até aproximadamente 100 m) (Fröhlich e Mettenleiter, 2004).

Uma das classificações do *laser scanner* encontrada na literatura é baseada no princípio do sistema de medição de distância, a partir do qual podem ser descritas três diferentes tecnologias para aferições de alcance, que são: tempo de voo do sinal ou tempo de voo (*time of flight*); diferença de fase (*phase-difference*) e triangulação (*triangulated scanner*) (Fröhlich e

Mettenleiter, 2004; Silva et al., 2013). Há trabalhos que consideram na classificação das técnicas de medição apenas as duas principais categorias (tempo de voo e diferença de fase) (Whyte et al., 2015; Sóilan et al., 2019).

O sistema de medição mais conhecido é a tecnologia de tempo de voo do sinal, a qual se baseia na determinação do intervalo entre a emissão de um pulso e o registro da parcela refletida pela superfície. O tempo que o sinal leva para ir do transmissor até o alvo e voltar ao sistema é aferido e utilizado para determinar a distância entre o sensor e objeto, com o uso da velocidade da luz (Lichti e Harvey, 2002; Wutke e Centeno, 2007). Esta tecnologia permite medições de longa distância de centenas de metros com precisão satisfatória (Fröhlich e Mettenleiter, 2004).

A técnica de diferença de fase, também denominada de *Amplitude Modulated Continuous Wave* (AMCW), permite um alcance de até 100 metros com precisão de medidas de distância de poucos milímetros. Fornece elevadas taxas de amostragem de pontos, entretanto apresenta uma faixa restrita de dados sem ambiguidades (Fröhlich e Mettenleiter, 2004; Silva et al., 2013). Quanto à triangulação óptica, é utilizada como princípio de medição de distância em usos de curto alcance, de até alguns metros (menor

que 5 metros), obtendo precisão em micrômetros (Fröhlich e Mettenleiter, 2004).

O LiDAR terrestre é uma alternativa para obtenção de variáveis dendrométricas (Buck et al., 2017), uma vez que fornece uma perspectiva lateral e gera nuvens de pontos mais densos em relação ao ALS (Chasmer et al., 2006; Murgoitio et al., 2014). A resolução do TLS viabiliza a capacidade para detectar pequenos objetos ou parte de objetos na nuvem de pontos, dado que, tecnicamente, apresenta dois fatores que colaboram para esta capacidade: o menor incremento do ângulo entre dois pontos consecutivos e a dimensão da projeção do raio laser no objeto (Wutke e Centeno, 2007).

Há três modos de obtenção de dados de variáveis dendrométricas, por meio do TLS: varredura única, varredura múltipla e varredura múltipla-única (*multi-single-scan – MSS*). A varredura única consiste em apenas uma varredura de amplo campo de captação (por exemplo 360 graus), a qual é realizada no centro da parcela. Quanto à varredura múltipla, esta é constituída por muitas varreduras feitas no interior e exterior da

parcela, as quais são unidas, mediante a identificação de referências artificiais (Figura 4) nas varreduras (Figura 5), para gerar uma nuvem de pontos (Figura 2) representando a parcela. E a varredura múltipla-única (MSS) é semelhante à varredura múltipla, com diferença de utilizar as árvores detectadas nas varreduras como referência para gerar um mapa geral da parcela (Liang et al., 2016).

Com o TLS, cujas varreduras possuem, geralmente, densidades de pontos de dezenas de milhares de pontos por metro quadrado (Brede et al., 2017; Brede et al., 2019), é possível captar com precisão as pequenas árvores do sub-bosque, podendo atingir altas precisões de detecção com varreduras múltiplas (Kankare et al., 2015). A varredura múltipla pode ser vantajosa para fornecer uma representação completa da copa e do tronco de árvores, o que aumenta a densidade e a cobertura de dados que podem potencialmente reduzir o efeito de sombra lateral (Murgoitio et al., 2014).

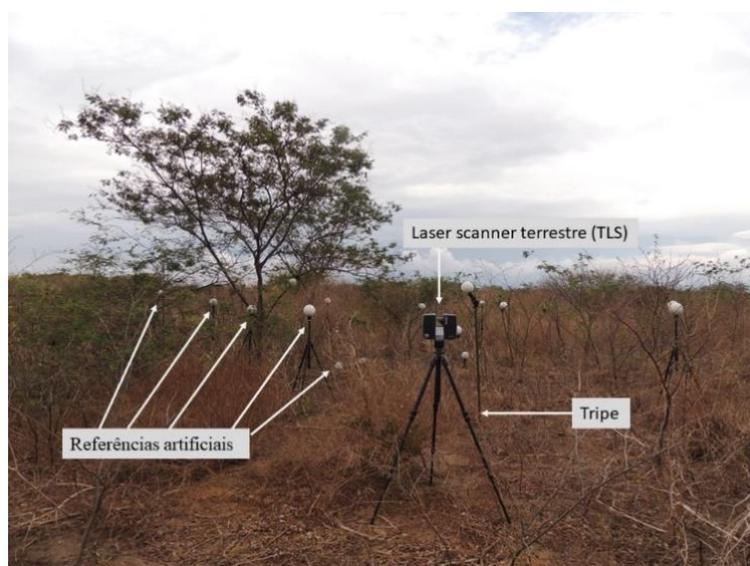


Figura 4. Laser scanner terrestre (TLS) fixo sobre tripe em área de caatinga com indicação de referências artificiais utilizadas para o processamento e registro de múltiplos escaneamentos. Foto: Joabe Santos de Almeida (2018).

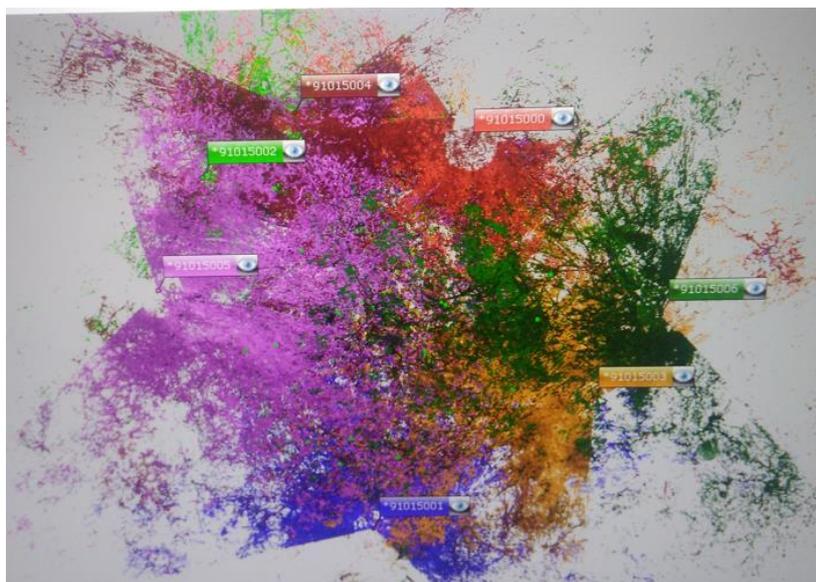


Figura 5. Múltiplas varreduras indicadas pelas diferentes cores, realizadas com o LiDAR terrestre sobre tripé na borda exterior de uma parcela de estudo em área de caatinga, Petrolina, Brasil. Fonte: Adriana A. M. Nishiwaki (2022)

De acordo com Liang et al. (2016), a taxa de detecção reduz conforme a densidade de caules aumenta em uma área. Em áreas com árvores dispersas, com densidade de caules de 200 a 400 caules  $ha^{-1}$ , mais de 80% do total das árvores pode ser encontrada. Em áreas com alta densidade de caules, com mais de 1.000 caules  $ha^{-1}$ , a taxa de detecção de caules foi em torno de 70%. No caso da Caatinga, mesmo em áreas com menor densidade de plantas, a dificuldade de detecção reside no fato de muitas espécies apresentarem múltiplos fustes, e caules com diâmetros pequenos em comparação com outras formações florestais nativas e, ou plantadas.

Após o escaneamento, para estimativa de parâmetros florestais é necessário o uso de algoritmos que possibilitam a automatização das medições desejadas, em diferentes etapas do processamento da nuvem de pontos (Zasada et al., 2013; Buck et al., 2017). Em geral, esses algoritmos tem como primeira etapa a detecção de árvores, as quais são submetidas à modelagem individual para aquisição das predições das variáveis florestais (Buck et al., 2017).

Pontos referentes às árvores exibem, no geral, um padrão específico comparando aos pontos de outro tipo de vegetação. Existem algoritmos que consideram aspectos como distância média entre pontos próximos

e retiram pontos que apresentam uma distância maior que a pré-definida. Pode-se associar essa operação com o atendimento do diâmetro máximo aceitável, o que pode excluir diversos pontos (Lingnau et al., 2008).

Muitos métodos associam a predição de diâmetro de fuste com a modelagem dos fustes das árvores. Diversos algoritmos aplicados para esses fins, fundamentam-se na análise de divisões horizontais de nuvens de pontos, nas quais são identificados os fustes de forma circular, empregando o método de transformada de Hough ou outras funções de ajuste de mínimos quadrados de círculo ou cilindro (Bienert et al., 2018; Maas et al., 2008; Cabo et al., 2018).

Heinzel e Huber (2017) detectaram fustes de árvores mediante transformação do espaço *voxel* utilizando técnicas de morfologia matemática tridimensional com critérios de forma e vizinhança. Liang et al. (2014) classificaram os pontos pertencentes ao fuste, utilizando os autovetores de cada ponto e da vizinhança. As propriedades de distribuição de pontos, como planicidade e direção do vetor normal, são usadas para diferenciar os pontos do fuste dos outros pontos. E para modelagem do fuste são aplicados, geralmente, a forma de círculo horizontal e de cilindro vertical (Liang et al., 2012). Yrttimaa et al. (2019) realizaram a detecção de árvores, admitindo-se que os

pontos no fuste apresentam grandes agrupamentos verticais, comparado aos pontos não-fuste. Para assegurar que os agrupamentos correspondessem as seções transversais das árvores foi empregada uma técnica de filtragem cilíndrica, fundamentada no ajuste de cilindro de RANSAC (*Random Sample Consensus*), o que contribuiu, mediante o atributo de encontrar *inliers*, na estimativa do diâmetro de fuste das árvores. Gollob et al. (2019) utilizaram, para a detecção automatizada de árvores, o algoritmo de agrupamento baseado em densidade local de pontos, o que considera o centro do agrupamento como máximos de densidade local, os quais são cercados por áreas de menor densidade.

Uma função relevante de qualquer método de modelagem é a segmentação da nuvem de pontos em ramos, o que fornece a estrutura topológica da árvore e os segmentos originados podem ser reestruturados geometricamente (Raumonen et al., 2013). Raumonen et al. (2013) efetuaram a segmentação, utilizando a cobertura da nuvem de pontos com conjuntos de fragmentos (*patches*) conectados e correspondentes na superfície da árvore. A relação de vizinhança dos conjuntos de cobertura estabelece as propriedades de conectividade e as caracterizações geométricas são utilizadas para a identificação de pontos de fuste e de outras áreas. Esses conjuntos dos ramos e galhos foram separados por um processo de reconhecimento de bifurcação. Cada segmento é reconstruído por sequências ajustadas de cilindros (Raumonen et al., 2013). Jaakkola et al. (2010) segmentaram árvores por meio da união de segmentos de linha vertical e a exame de sua dimensão espacial. Já Olofsson et al. (2016), ao invés de segmentar a nuvem de pontos, identificaram os pontos pertencentes ao fuste de árvores calculando o recurso de planicidade de um pequeno grupo de pontos dentro de uma célula de voxel, em substituição do modo ponto a ponto.

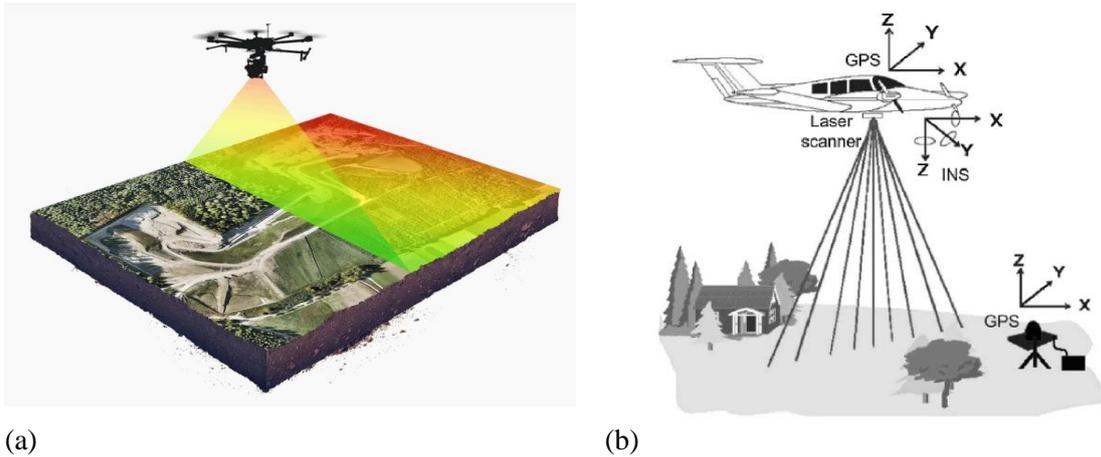
De acordo com Conto et al. (2017), para árvores que apresentam fustes bifurcados, como a maioria das espécies da Caatinga, os métodos de redução de ruídos de fuste mais adequados são técnicas baseadas em espaço voxel e na decomposição de vetores dos pontos dos troncos. Nesse mesmo estudo, foi verificado que os métodos de ruídos e de modelagem de fuste apresentaram maior desempenho nas porções inferiores do fuste, por não ocorrer obstrução pelos galhos nessa parte do tronco, o que converge com estudo realizado na Caatinga.

Em tempos atuais, o TLS fornece dados de maior qualidade, dentre todos os dados de nuvens de pontos terrestres no quesito de precisão geométrica e grau de detalhes, entretanto, todas as nuvens de pontos terrestres enfrentam a dificuldade das obstruções das copas das árvores.

O LiDAR de veículos aéreos não tripulado, denominados por VANT ou UAV (*Unmanned Aerial Vehicle*), tem se mostrado como uma tecnologia emergente por possuir atributos robustos das varreduras acima e abaixo do dossel (Liang et al., 2019).

#### Varredura a laser aéreo

No LiDAR aéreo, o dispositivo é instalado em um veículo aéreo, cuja varredura consiste na combinação da oscilação periódica da direção de emissão do laser com o movimento frontal do veículo (Soilán et al., 2019). O LiDAR aéreo pode ser transportado por aeronaves, sistema conhecido como ALS, ou por veículos aéreos não tripulado (UAV) (Figura 6a). Nesse sistema de varredura dinâmica são necessários um Sistema de Posicionamento Global (GPS) e uma Unidade de Medição Inercial (IMU) (Figura 6b), que registram a posição e a atitude (rotações) do veículo durante sua trajetória, para obter a posição tridimensional preciso dos dados (Zandoná, Lingnau e Nakajima, 2008; Torre-Tojal et al., 2022).



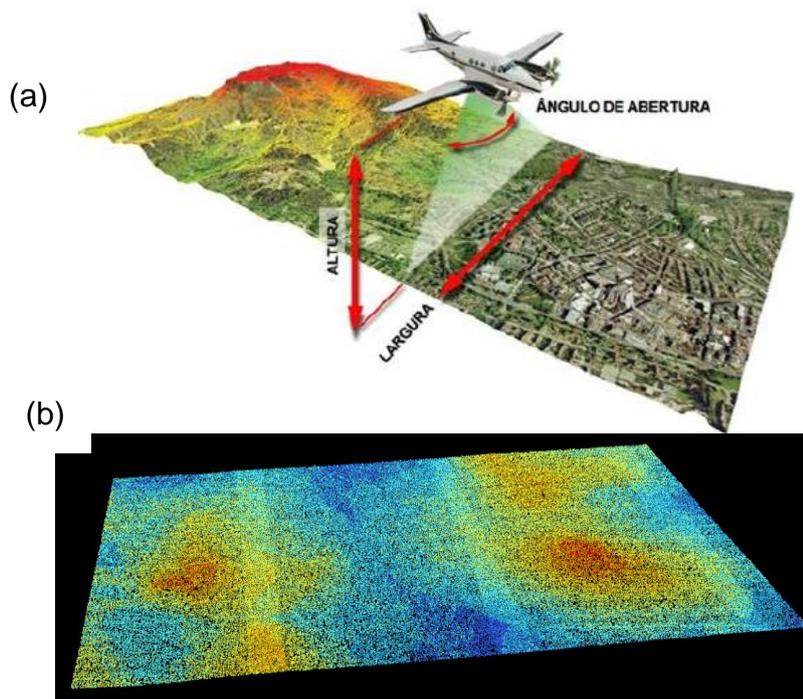
(a)

(b)

Figura 6. LiDAR aéreo transportado por veículos não tripulado (UAV) (a) e em aeronaves (b). Principais componentes do sistema de varredura a laser aéreo (b). Fonte: (a) wingtra.com; (b) Torre-Tojal et al. (2022)

A largura da faixa de varredura depende do ângulo de varredura e da altitude do voo (Bouvier et al., 2015) (Figura 7). Muitos estudos florestais têm utilizado o

drone como UAV para realização de varredura a laser (Lu et al., 2020; Costa et al., 2021; Peng et al., 2021; Qin et al., 2022).



(a)

(b)

Figura 7. Varredura pelo sistema LiDAR aerotransportado (a); e nuvem de pontos gerada, em uma altitude de voo de 3.068 m, pelo ALS do Programa Pernambuco Tridimensional - PE3D. Fonte: PE3D

O processo de medição dos sistemas ALS e UAV são diferentes quanto à altura do voo, divergência do feixe, comprimento de onda do laser, energia do pulso e ângulo de varredura, o que depende do *scanner*, planejamento de voo e do veículo, impactando, portanto, na densidade de pontos e as disposições de pontos por toda a extensão da altitude (Bruggisser et al. 2019; Morsdorf et al., 2018; Wieser et al., 2016).

Apesar do LiDAR aéreo representar uma tecnologia moderna, erros e tendências nas estimativas são, constantemente, registrados e não há um consenso acerca da melhor metodologia a ser aplicada ao utilizar os dados de LiDAR aéreo. Geralmente, tais metodologias podem ser categorizadas em duas abordagens largamente empregadas: medições em nível de povoamento, tal como abordagem baseada em área (ABA); e

abordagem baseada em árvore (individualização de árvore) (Cosenza et al., 2018).

A ABA consiste nas métricas obtidas das nuvens de pontos fornecida pelo escaneamento de parcelas distribuídas em campo, cujos dados são utilizados para ajustar modelos para estimativa de parâmetros florestais (Næsset, 2002; Bouvier et al., 2015; Cosenza et al., 2018). Apesar de sua evidente utilidade para inventário e mapeamento florestal, as ABAs apresentam uma limitação, visto que as métricas utilizadas para configuração da estrutura do povoamento, comumente, são derivadas da distribuição vertical dos retornos do LiDAR, desconsiderando diversos outros parâmetros do dossel, como a heterogeneidade do dossel horizontal (Næsset, 2002; Bouvier et al., 2015).

A abordagem de individualização de árvores fundamenta-se em algoritmos que reconhecem os indivíduos do povoamento por meio de métodos de segmentação ou filtro de máximos locais (LM) (Cosenza et al., 2018), que pressupõem que o maior valor de elevação do laser entre os impactos de laser da mesma copa da árvore é o ápice (Popescu et al., 2002). Dessa forma, os máximos locais (picos) no modelo de altura de dossel (CHM) correspondem ao topo da copa das árvores, o que possibilita a distinção de indivíduos em um povoamento (Popescu et al., 2002; Falkowski et al., 2006). O êxito na identificação da localização da árvore empregando o método LM está sujeito à escolha criteriosa do tamanho da janela do filtro, o que pode resultar em erros de omissão ou inclusão de indivíduos, se a dimensão da janela não for apropriada à estrutura espacial real (Popescu et al., 2002; Popescu e Wynne, 2004; Goerndt et al., 2010). A sobreposição das copas pode ocasionar erros ao identificar árvores, conseqüentemente, o desempenho de reconhecimento de indivíduos é baixo em povoamentos complexos (Bouvier et al., 2015). De fato, em áreas de caatinga, onde há grande diversidade de espécies de plantas, com árvores de diferentes tamanhos e arbustos no sub-bosque, além de ocorrência recorrente de duas ou mais espécies, meio que

entrelaçadas, esse tipo de erro é comum em nuvens de pontos obtidas por meio de ALS.

Diversos estudos têm revelado que parâmetros florestais, como volume do tronco, biomassa acima do solo (AGB), altura média e diâmetro de fuste, podem ser estimados com alta precisão, utilizando a ABA (Næsset, 2004; Zonete et al., 2010; Silva et al., 2015; Silva et al., 2016), com erros inferiores a 15%, percentual aceitável em inventário de campo (Silva et al., 2015; Silva et al., 2016). Também foi observada uma precisão satisfatória na aplicação da abordagem de individualização de árvores para prever tais parâmetros (Kwak et al., 2007; Oliveira et al., 2012; Macedo et al., 2013; Cosenza et al., 2018).

Segundo Giongo et al. (2010), a tecnologia LiDAR pode efetuar medidas diretas, como alturas do dossel (Sterénczak e Zasada, 2011; Chen et al., 2018; Jamru, 2018; Moe et al., 2020; Cosenza et al., 2020; Dalla Corte et al., 2020; Panagiotidis et al., 2022), número de indivíduos (Hamraz et al., 2016; Jamru, 2018; Cosenza et al., 2018; Millikan et al., 2019; Lu et al., 2020; Nishiwaki et al., 2021), volume e diâmetro de copas (Popescu et al., 2003; Jung et al., 2011; Ferraz et al., 2016; Chen et al., 2018; Panagiotidis et al., 2022), bem como estimativas de variáveis dendrométricas, como por exemplo biomassa (Ene et al., 2017; Fassnacht et al., 2018; Bispo et al., 2020; Novotný et al., 2020; Hernández-Stefanoni et al., 2020; Gao e Zhang, 2021; Chan et al., 2021; Costa et al., 2021), volume (Zonete et al., 2010; Ioki et al., 2010; Silva et al., 2016), e diâmetro na altura do peito (DAP) (Cosenza et al., 2018; Novotny et al., 2020; Dalla Corte et al., 2020; Lu et al., 2020; Panagiotidis et al., 2022).

Os métodos de estimativa de altura total de dosséis florestais podem ser por métodos diretos, que obtêm a altura medindo a diferença vertical entre o sinal de retorno do solo e o sinal do topo das árvores, ou por métodos indiretos, por meio de modelos estatísticos que ilustram a relação entre a altura do dossel e as variáveis preditoras derivadas dos dados LiDAR (Wang e Glenn, 2008; Ribas e Elmiro, 2013). Comumente, é utilizado o modelo digital de altura de copas (CHM), o qual pode ser gerado pela diferença

do modelo digital de superfície (MDS) e do modelo digital de terreno (MDT) (Waser et al., 2008; Giongo et al., 2010).

Muitos estudos tem registrado subestimativa de altura das árvores, comparando com as medições de campo (Andersen et al., 2006; Sterénczak et al., 2008; Zandoná et al., 2008; Oliveira et al., 2014; Cosenza et al., 2018), o que pode ser atribuído a diversos fatores como densidade de pontos, densidade e porte dos indivíduos, algoritmos aplicados na geração de MDS e MDT, ausência de correção e calibração do MDS e taxa de penetração dos feixes entre as copas (Giongo et al., 2010; Falkowski et al., 2006; Andersen et al., 2006; Sterénczak e Zasada, 2011; Hansen et al., 2015).

Como exemplos de estudos dessa tendência de subestimativa de altura das árvores, tem-se de Peng et al. (2021), que obtiveram, a partir de dados LiDAR UAV com densidade da nuvem de pontos variando entre 12 e 108 pontos  $m^{-2}$ , em florestas de espécies coníferas e de folhas largas, subestimativas de altura das árvores, com intervalo de RMSE de 3,13 a 4,22 m e RMSEr de 22,78 a 30,69%. Verificaram também que com o aumento da densidade de pontos, a precisão da predição da altura das árvores também aumentou gradualmente, sobretudo em florestas de coníferas. Valor menor de RMSEr (5,85%) foi encontrado por Chen et al. (2018), em estudo utilizando dados ALS de 15,3 pontos  $m^{-2}$ , obtendo também uma subestimativa de altura das árvores de florestas subtropicais. Contribuindo também para essa tendência de subestimativa, Moe et al. (2020) constataram uma correlação (coeficiente de correlação de Pearson - r), entre as medições de altura total observadas em campo e as estimativas de altura resultantes dos dados LiDAR UAV com densidade de 16,07 pontos  $m^{-2}$ , de 0,73, com RMSD igual a 2 e Bias -0,93.

Diferentemente desses resultados, outros trabalhos encontraram superestimativa da altura das árvores como de Galvíncio e Popescu (2016), que obtiveram coeficiente de correlação (r) entre dados observados e estimados a partir de dados ALS de 5,51 pontos  $m^{-2}$ , de 0,60 e RMSE de 2,8 m; assim como do estudo de Dalla Corte et al. (2020),

que usaram dados LiDAR UAV de densidade de 1400 pontos  $m^{-2}$ , apresentaram  $r = 0,91$ , RMSE = 1,51 m e RMSEr = 7,91%.

A tecnologia ALS apresenta uma limitação na obtenção direta de DAP, visto que os pulsos emitidos são interceptados pelos dosséis antes de chegarem à base das árvores (Cosenza et al., 2018). Tem-se aplicado modelos de regressão para estimar esse parâmetro a partir da altura das árvores, a qual pode ser estimada diretamente dos dados do ALS (Oliveira et al., 2014), como pode ser visto no estudo de Zhang et al. (2017), no qual foi estimado o DAP por meio de modelo preditivo a partir de dados ALS de 5,06 pontos  $m^{-2}$ , revelando valores de RMSE de 1,67 cm, RMSEr de 11,97% e  $R^2_{aj}$  de 0,61.

Os padrões hipsométricos, expressões da relação entre altura e diâmetro, podem se distinguir em diferentes tipologias florestais, em uma mesma tipologia florestal para diferentes áreas, e também no interior de uma mesma área, em razão da heterogeneidade ambiental e estrutural, existindo relações hipsométricas divergentes (Martins et al., 2020).

Em relação ao ALS, o LiDAR UAV gera nuvens de pontos com maior densidade, comparáveis às do TLS, o que possibilita uma maior precisão na estimativa de parâmetros florestais, como o diâmetro do fuste. Isso pode ser verificado no estudo de Dalla Corte et al. (2020), que estimaram o DAP de forma direta da nuvem de pontos, exibindo RMSE de 3,46 cm, RMSEr de 11,31% e r de 0,77, assim como no estudo de Panagiotidis et al. (2022), os quais, a partir de dados LiDAR UAV, obtiveram uma superestimativa de DAP com RMSE igual a 7,7 cm, RMSEr de 23,4% e Bias de 3,5 cm.

O LiDAR destaca-se, dentre os métodos de predição de biomassa acima do solo de florestas, por possibilitar medições precisas da estrutura florestal (Novotny et al., 2020), como pode ser observado no estudo de Chan et al. (2021), que verificaram um alto desempenho dos modelos preditivos de AGB da vegetação de uma floresta subtropical mista, com  $R^2$  igual a 0,864 e RMSE de 37,75  $kg\ ha^{-1}$ . Maior precisão de estimativa de AGB foi encontrado no estudo de Lu et al. (2020), que por meio de modelos ajustados pelo

método de aprendizado de máquina (*Random Forest*), apresentaram  $R^2$  entre 0,91 e 0,95, RMSE entre 3,99 e 4,65 Mg ha<sup>-1</sup> e RMSEr entre 6,5 e 10,6%. Dentro desse intervalo de precisão, os estudos de Silva et al. (2017), realizado em plantações de pinheiros, e de Silva et al. (2019), feito no Cerrado, encontraram, respectivamente, os seguintes resultados:  $R^2 = 0,93$ , RMSE = 5,71 Mg ha<sup>-1</sup> e RMSEr = 12,64%, e  $R^2$  de 0,96 a 0,97 e RMSEr de 16,92 a 20,49.

#### Varredura a laser orbital

Poucos sistemas LiDAR operaram no espaço, em virtude das demandas de alta potência, elevados custos e disponibilidade de fontes de laser robustas (Salas, 2021; Farid et al., 2006).

Antes do satélite LiDAR pioneiro ser lançado (ICESat - *Ice, Cloud and land Elevation Satellite*), que ocorreu, na década de 1990, uma tentativa da missão *Vegetation Canopy LiDAR* (VCL) da Administração Nacional da Aeronáutica e Espaço (NASA), que em razão de certas questões de viabilidade, como custos altos dos testes e o desenvolvimento ultrapassado, foi interrompida (Salas, 2021). A finalidade principal do VCL foi obter a caracterização da estrutura 3D da Terra, principalmente, estrutura vertical e horizontal do dossel e topografia da superfície, o que geraria dados relevantes para compreensão de questões ambientais, como mudança e variabilidade climática, erosão biótica, e uso sustentável da terra, assim como estimativa de estoque de biomassa e de carbono, cobertura florestal (Dubayah et al., 2010).

No ICESat, foi instalado o sensor LiDAR espacial *Geoscience Laser Altimeter System* (GLAS), que forneceu, durante o período de 2003 a 2009, dados globais contínuos, especificamente, referentes às medições de topografia do manto de gelo, assim como dados relativos às propriedades atmosféricas e das nuvens, além de informações e dados de topografia e vegetação no mundo inteiro (NASA, 2010). Apesar de não terem sido planejados diretamente para usos florestais, os dados do GLAS foram utilizados para essas aplicações

(Lefsky et al., 2006; Nelson et al., 2009; Duncanson et al., 2010).

A missão sucessora do ICESat, ICESat-2, entrou em operação em 2018, e carrega o instrumento *Advanced Topographic Laser Altimeter System* (ATLAS), que coleta dados mais detalhados e precisos, comparado à missão anterior, das alturas do gelo, vegetação, superfície terrestre, água e nuvens. Outro aperfeiçoamento dessa missão é o número maior de pulsos emitidos, que consiste em 10.000 pulsos por segundo, diferente dos 40 pulsos emitidos pela ICESat. Aproximadamente 20 trilhões de fótons partem do ATLAS a cada pulso, e somente, em torno de 12 fótons retornam ao telescópio do satélite. Programas de computador podem calcular o tempo de viagem e com a velocidade da luz, estimar a distância percorrida pelo fóton (NASA, s.d.).

Tais como os usos dos dados do GLAS/ICESat, os dados do ATLAS/ICESat-2 também resultaram em estudos referentes às estruturas de ecossistemas florestais, tais como estimativa de altura do dossel e AGB (Popescu et al., 2018; Neuenschwander, Magruder, 2019; Narine et al., 2020; Neuenschwander et al., 2020; Mulverhill et al., 2022), embora o objetivo principal da missão seja obter medições da criosfera.

Também em 2018, foi lançado o instrumento *Global Ecosystem Dynamics Investigation* (GEDI), o qual foi instalado na *International Space Station* (ISS) para uma missão de dois anos. O LiDAR GEDI tem como objetivo geral fornecer observações globais de alta resolução das estruturas florestais, o que o torna pioneiro em focar as medições das vegetações (Salas, 2021; Dubayah et al., 2020). A razão de sua missão baseia-se nas respostas da biomassa terrestre às mudanças climáticas e ao manejo do solo (Salas, 2021). As observações do GEDI são utilizadas para gerar dados acerca da altura e cobertura do dossel, perfil vertical, índice da área foliar, topografia, AGB, entre outros (Dubayah et al., 2020; Tang et al., 2012).

GEDI é um sensor do tipo *waveform-recording*, com *footprint* de diâmetro próximo de 25 m (Leite et al., 2022). A sua varredura quantifica a distribuição vertical da floresta mediante o registro da quantidade de energia

do laser refletida pela vegetação em diferentes alturas (Dubayah et al., 2020). Esse sensor possui uma alta capacidade de penetração em vegetação (até 99% da cobertura do dossel), viabilizando, dessa forma, a coleta de dados em florestas densas, o que não é possível por outros sistemas LiDAR orbital anteriores (Leite et al., 2022).

A ideia da missão do GEDI envolve como resultado um produto global de AGB com resolução espacial de 1 km, cuja escala se encontra dentro das escalas consideradas precisas para mapeamento de AGB, atingindo uma precisão de cerca de 20% (Hall et al., 2011; Dubayah et al., 2020; Leite et al., 2022). Para Leite et al. (2022), é presumido que essas estimativas de AGB se tornem referência global de AGB florestal, importante para calcular os estoques de carbono mundial. Ademais, estudos da área florestal tem aplicado métricas derivadas do GEDI para estimativa de AGB (Duncanson et al., 2020; Duncanson et al., 2022, Chen et al., 2022), de altura do dossel (Hancock et al., 2019; Guerra-Hernandez e Pascual, 2021; Gupta e Sharma, 2022, Liu et al., 2022) de

carga de combustível (Leite et al., 2022), de estrutura do dossel (Marselis et al., 2018; Schneider et al., 2020; Marselis et al., 2022, Dhargay et al., 2022; Rishmawi et al., 2022).

Semelhante ao GEDI, por possuir missão relacionada a coleta de dados de vegetação, o *Multi-footprint Observation LiDAR and Imager* (MOLI), instalado no ISS em módulo experimental japonês (JEM), tem como objetivos principais, além de coletar dados de biomassa florestal, os dados de nível do mar costeiro, de topografias da geleira, da superfície terrestre e da dinâmica do oceano (Salas, 2021; WMO, 2021). Além do LiDAR, outro instrumento presente no MOLI é o gerador de imagens (*imager*) que consiste em bandas RGB, uma largura de faixa de 500 m, em uma resolução de solo de 5 m (Salas, 2021). O objetivo principal do *imager* é o fornecer informações sobre biomassa, cobertura do solo, índice de área foliar, índice de vegetação por diferença normalizada, tipos de solo e de vegetação (WMO, 2021).

No Quadro 1, estão disponíveis os endereços dos bancos de dados dos principais produtos de LiDAR orbital.

Tabela 1. Principais bases de dados com produtos de LiDAR orbital e respectivos endereços eletrônicos para acesso e download.

LiDAR	Satélite	Link de acesso
GEDI	ISS GEDI	<a href="https://gedi.umd.edu/data/download/">https://gedi.umd.edu/data/download/</a>
GLAS	ICESat	<a href="https://nsidc.org/data/icesat/data">https://nsidc.org/data/icesat/data</a>
ATLAS	ICESat-2	<a href="https://maps.ga.lsu.edu/lidar2000/">https://maps.ga.lsu.edu/lidar2000/</a>

LiDAR e suas aplicações na Floresta Tropical Sazonalmente Seca de Caatinga

Para a caatinga, ainda há poucas aplicações florestais do LiDAR. Entretanto uma base de dados de ALS, o Pernambuco Tridimensional (PE3D), tem auxiliado na difusão da tecnologia como ferramenta de levantamento de dados.

A base de dados do PE3D é resultante do levantamento aerofotogramétrico e perfilamento a laser realizado em todo o território do estado de Pernambuco. Foram feitos dois mapeamentos, um na escala 1:5.000, que abrangeu todo o território do estado; e outro na escala de 1:1.000, o qual compreendeu áreas urbanas de 26 municípios pernambucanos, tendo como dados gerados

MDT e MDE, nos formatos raster e xyz, assim como ortofotos e imagens hipsométricas. O PE3D foi criado inicialmente para auxiliar projetos de prevenção e controle de inundações, e atualmente integra o Programa de Sustentabilidade Hídrica de Pernambuco (PSHPE). Os dados disponíveis do PE3D podem ser aplicados para diversos fins, como identificação de áreas de risco e danos aos recursos naturais, controle de expansão urbana, planejamento do uso do solo, estimativa de biomassa vegetal, dentre outros (PERNAMBUCO, 2016).

Em 2017 foi defendida uma dissertação intitulada “Avaliação espacial de espécies vegetais em áreas de Caatinga com

dados LiDAR”, na qual foram utilizados dados do PE3D, com densidade de 0,5 pulsos  $m^{-2}$ . Nesse estudo, foi revelada eficácia na detecção de indivíduos florestais, com 98% de acerto do número de árvores, e na estimativa de altura média, com 96% de acerto e desvio padrão de 0,08. Também se verificou eficiência na predição de biomassa acima do solo, com resultados que foram compatíveis com os dados de altura total e diâmetro ao nível do peito (DAP), e com variações esperadas, tendo em vista as mudanças no porte das árvores entre as datas do imageamento e das medições em campo (Gomes, 2017).

Outros estudos com dados do PE3D foram feitos por Nishiwaki et al. (2021), Oliveira (2021) e Silveira et al. (2018). Além dos dados de ALS, Silveira et al. (2018) usaram dados do sensor MSI/Sentinel-2 para mapeamento de fitofisionomias da caatinga, o que indicaram otimização na classificação da Caatinga arbórea com a aplicação das métricas de LiDAR, sobretudo em parcela de cobertura vegetal com altura das plantas acima de 5 m, a elevação do terreno e o desvio padrão da altura da vegetação. No estudo de Oliveira et al. (2021), a biomassa acima do solo (AGB) e o carbono foram estimados a partir de dados LiDAR e de medidas de campo, considerando indivíduos vegetais com DAP  $\geq 6$  cm em 40 parcelas de 400  $m^2$  em áreas da Caatinga. O desempenho dos seus modelos de estimativa de carbono apresentou  $R^2_{aj}$  entre 0,17 e 0,53 e RMSE entre 3,18 e 28,45  $Mg\ ha^{-1}$ .

Nishiwaki et al. (2021) realizaram medidas de campo em 180 indivíduos, em cinco parcelas de caatinga em Petrolina, PE, e avaliaram diferentes métodos para detecção de árvores e suas respectivas alturas. Estes autores verificaram que, com base na relação entre os diâmetros de copa e as alturas totais dos indivíduos da área de estudo, o uso de nuvens de baixa densidade de pontos para detecção de indivíduos demonstrou-se inferior comparado ao uso de CHM. Também observaram que o método de suavização com resolução de 0,5 m apresentou melhor resposta na identificação das árvores; enquanto o método *pitfree* apresentou resultados significativos na estimativa de altura das árvores.

Com o avanço das ferramentas e métodos de análises há cada vez mais pacotes escritos em R e em Python que permitem a realização de análise de nuvens de pontos de produtos LiDAR, mesmo com poucos dados oriundos de TLS para a caatinga.

O desempenho do TLS na Caatinga foi verificado por Barmpoutis et al. (2018), os quais propuseram um método de análise estrutural tridimensional de árvores/arbustos tropicais da Caatinga e de identificação de espécies desse bioma. Para extrair o “esqueleto” das árvores (Figura 8) foi aplicado o método chamado *Fast Marching Method* - FMM. O algoritmo proposto obteve uma taxa de classificação real de 80%, e uma precisão de detecção com uso de quatro descritores de 86,6%.

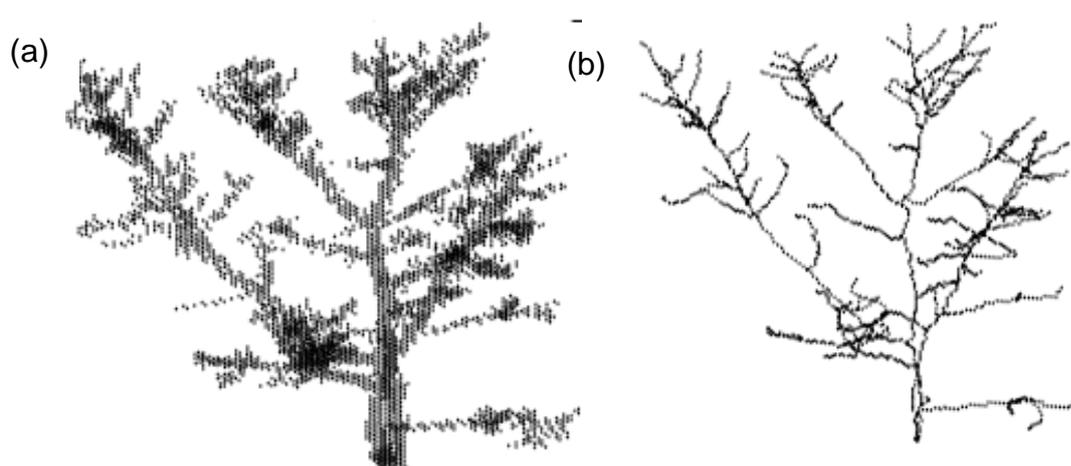


Figura 8. “Esqueleto” de *Sapium glandulosum* obtido pelo *Fast Marching Method* - FMM (b), a partir da nuvem de pontos (a) resultante do terrestre laser scanner. Fonte: Barmpoutis et al. (2018)

Assim como o ALS e o TLS, o uso do LiDAR orbital é incipiente na Caatinga. Castanho et al. (2020) utilizaram as métricas de *waveform* do GLAS, em combinação com outros dados de sensoriamento remoto, para estimativa de biomassa da floresta tropical seca da Caatinga, bem como realizaram comparações com observações de campo. As estimativas de satélite capturaram a grande variabilidade da biomassa nas diversas fisionomias, que foi de 2 a 272 Mg ha<sup>-1</sup>, além de revelar que no ano 2000, aproximadamente 50% da área apresentou biomassa abaixo de 2 Mg ha<sup>-1</sup> e, que 86% da biomassa está concentrada em 27% da região.

Saatchi et al. (2011) realizaram um mapeamento de estoque de C florestal em três regiões tropicais continentais, incluindo a Caatinga, utilizando também dados do GLAS e outros dados de sensoriamento remoto. Estes autores estimaram um total de 247 Gt de C, sendo 193 Gt de carbono armazenado acima do solo e 54 Gt de carbono nas raízes das árvores, que corresponderam a 49% das florestas da América Latina, 25% da África Subsaariana e 26% do Sudeste Asiático.

## Conclusões

Cada categoria do LiDAR, tendo em vista suas propriedades funcionais particulares, possui seus pontos fortes e limitações no uso para caracterização tridimensional das árvores, e dessa forma, todas elas contribuem para a consolidação dessa tecnologia de sensoriamento remoto para fins de inventário florestal.

Nas últimas décadas, o LiDAR, em suas três categorias, tem progredido e conquistado mais espaço na área ambiental, por ter demonstrado, a capacidade de coletar características da vegetação de modo robusto e confiável. Diante dos graves efeitos das mudanças climáticas globais, cada vez mais notada em todo o mundo com a ocorrência de eventos extremos, tal capacidade tem sido explorada para atender à necessidade

urgente de estudos e levantamentos consistentes de estoque de carbono, de biodiversidade e outros dados relevantes, fundamentando, assim, estratégias viáveis para conservação do carbono florestal e de habitats de diversas espécies, e planos de manejo diversos.

Na Caatinga, o LiDAR tem se mostrado uma tecnologia promissora, apesar da heterogeneidade morfológica de sua vegetação e da predominância de arbustos na região, mas devido a isso, deve-se considerar alguns aspectos, que promovem maior detalhamento de suas estruturas florestais, como a densidade de pontos na nuvem de pontos e a varredura por indivíduos. A densidade de espécies multi fustes promove um bloqueio na passagem dos lasers, resultando em maior dificuldade para aplicações do TLS, e por conseguinte, menor eficiência para obtenção de dados para inventário florestal por meio do LiDAR. Entretanto, as nuvens de pontos obtidas em nível de indivíduo tem-se mostrado capazes de serem utilizadas para identificação de espécies da caatinga, e assim também podem ser usadas para a obtenção de diversos atributos florestais.

O avanço dos estudos com a tecnologia LiDAR pode trazer importantes quantificações do carbono florestal, e para cobrir extensas áreas da caatinga, o uso de produtos LiDAR em escala regional ou global, como os proporcionados pelos satélites são essenciais. Em contra partida, a possibilidade de uso do LiDAR disponível em aparelhos de celular é uma realidade facilmente aplicável para parcelas menores, visando a obtenção de forma rápida, de medidas como diâmetro dos troncos e altura das plantas.

Esta revisão discorre sobre alguns aspectos da tecnologia LiDAR, apresentando informações relacionadas aos tipos de varredura quanto à plataforma utilizada (terrestre, aéreo e orbital). Aborda também suas aplicações na área florestal, com destaque para alguns métodos de processamento utilizados em dados de

LiDAR aérea e terrestre obtidos para áreas de Caatinga, uma formação florestal sazonalmente seca, constituída por espécies arbustivas e arbóreas, em sua maioria com troncos finos e multi fustes, que perdem a quase totalidade das folhas no período seco. Porém, com grande importância e eficiência na fixação de carbono atmosférico, mesmo sob condições de deficiência hídrica e elevadas temperaturas. O LiDAR pode agregar refinamento nas análises florestais da caatinga, visando estudos futuros de compartimentação de carbono, tratos vegetais, modelagem de ecossistema, cobertura do solo, biomassa, índice de área foliar, dentre outros.

### Agradecimentos

Ao Observatório da Dinâmica de Água e Carbono no Bioma Caatinga (ONDACBC) pela concessão da bolsa de estudo do INCT/CNPq/CAPES e à Embrapa Semiárido e ao Projeto Nordeste: Uma nova ciência para um importante, porém negligenciado bioma (FAPESP-NERC-BIOME) pelo apoio técnico e instrumental. À FAPESP pelo financiamento do projeto de nº 50.488-5 e a John Lloyd por coordenar esse projeto. J.D.G.; J.R.S.L.; E.S.S.; R.S.C.M. e S.M.G.L.M. agradecem ao CNPq pela bolsa de produtividade em pesquisa.

### Referências

- Aijazi, A.K., Checchin, P., Malaterre, L., Trassoudaine, L., 2017. Automatic detection and parameter estimation of trees for forest inventory applications using 3D terrestrial LiDAR. *Remote Sensing* [online] 9. Disponível: 10.3390/rs9090946. Acesso: 10 jul. 2022.
- Andersen, H.E., Reutebuch, S.E., McGaughey, R.J., 2006. A rigorous assessment of tree height measurements obtained using airborne LiDAR and conventional field methods. *Canadian Journal of Remote Sensing* [online] 32. Disponível: [10.5589/m06-030](https://doi.org/10.5589/m06-030). Acesso: 5 jul. 2022.
- Andersen, H.-E., Reutebuch, S.E., McGaughey, R.J., d'Oliveira, M.V.N., Keller, M., 2014. Monitoring selective logging in western Amazonia with repeat LiDAR flights. *Remote Sensing of Environment* [online] 151. Disponível: 10.1016/j.rse.2013.08.049. Acesso: 5 jul. 2022.
- Barber, D.M., Mills, J.P., Bryan, P.G., 2003. Towards a standard specification for terrestrial laser scanning. *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, 34, 619-624.
- Barmoutis, P., Stathaki, T., Lloyd, J., Moura, M.S.B., Carvalho, H.F.S., 2018. LiDAR technology and linear dynamical systems for classification of tropical tree species. In: *International Conference on Wood Science and Technology*, 29. Zagreb: University of Zagreb.
- Becker, J.H., Centeno, J. A. S., 2013. Avaliação de métodos de filtragem de nuvem de pontos derivados do sistema laser scanner aerotransportado para obtenção de MDT. *Revista Brasileira de Cartografia* [online] 65. Disponível: <https://seer.ufu.br/index.php/revistabrasileiracartografia/article/view/43850>. Acesso: 05 jul. 2022.
- Biernet, A., Georgi, L., Kunz, M., Maas, H., Oheimb, G., 2018. Comparison and combination of mobile and terrestrial laser scanning for natural forest inventories. *Forest* [online] 9. Disponível: 10.3390/f9070395. Acesso: 9 jul. 2022.
- Bispo, P.C., Rodríguez-Veiga, P., Zimbres, B., Miranda, S.C., Cezare, C.H.G., Fleming, S., Baldacchino, F., Louis, V., Rains, D., Garcia, M., Espírito-Santo, F., Roitman, I., Pacheco-Pascagaza, A.M., Gou, Y., Roberts, J., Barrett, K., Ferreira, L.G., Shimbo, J.Z., Alencar, A., Bustamante, M., Woodhouse, I.H., Sano, E.E., Ometto, J.P., Tansey, K., Balzter, H., 2020. Woody aboveground biomass mapping of the Brazilian savanna with a multi-sensor and machine learning approach. *Remote Sensing* [online] 12. Disponível: 10.3390/rs12172685. Acesso: 17 jul. 2022.
- Boa Morte, C.L., Carvalho, L.F.S.G., Barros, R.S., 2020. Uso de vant como ferramenta

- para estimative de altura de dossel em manguezal: Um estudo investigativo em Guaratiba, Rio de Janeiro, Brasil. *Revista Tamoios* [online] 16. Disponível: 10.12957/tamoios.2020.55745. Acesso: 7 jul. 2022.
- Boehler, W., Heinz, G., Marbs, A., 2001. The potential of non-contact close range laser scanners for cultural heritage recording. CIPA Working Group VI [online]. Disponível: <https://www.isprs.org/PROCEEDINGS/XXXIV/5-C7/pdf/2001-11-wb01.pdf>. Acesso: 15 jul. 2022.
- Bouvier, M., Durrieu, S., Fournier, R.A., Renaud, J., 2015. Generalizing predictive models of forest inventory attributes using an area-based approach with airborne LiDAR data. *Remote Sensing of Environment* [online] 156. Disponível: [10.1016/j.rse.2014.10.004](https://doi.org/10.1016/j.rse.2014.10.004). Acesso: 12 jul. 2022.
- Brede, B., Lau, A., 2017. Bartholomeus, H. M.; Kooistra, L. Comparing RIEGL RiCOPTER UAV LiDAR derived canopy height and DBH with terrestrial LiDAR. *Sensors* [online] 17. Disponível: 10.3390/s17102371. Acesso: 11 jul. 2022.
- Brede, B., Calders, K., Lau, A., Raunonen, P., Bartholomeus, H. M., Herold, M., Kooistra, L., 2019. Non-destructive tree estimation through quantitative structure modelling: Comparing UAV laser scanning with terrestrial LiDAR. *Remote Sensing of Environment* [online] 233. Disponível: 10.1016/j.rse.2019.111355. Acesso: 11 jul. 2022.
- Bruggisser, M., Hollaus, M., Kükenbrik, D., Pfeifer N., 2019. Comparison of forest structure metrics derived from UAV LiDAR and ALS data. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences* [online] 4. Disponível: 10.5194/isprs-annals-IV-2-W5-325-2019. Acesso: 13 jul. 2022.
- Buck, A.L.B., Lingnau, C., Machado, A.M.L., Péllico Netto, S., 2017. Detecção de árvores em nuvens de pontos de varredura laser terrestre. *Boletim de Ciências Geodésicas*, 23, 21-38.
- Cabo, C., Del Pozo, S., Rodríguez-Gonzálvez, P., Ordóñez, C., González-Aguilera, D., 2018. Comparing terrestrial laser scanning (TLS) and wearable laser scanning (WLS) for individual tree modeling at plot level. *Remote Sensing* [online] 10. Disponível: 10.3390/rs10040540. Acesso: 11 jul. 2022.
- Chan, E.P.Y., Fung, T., Wong, F.K.K., 2021. Estimating above-ground biomass of subtropical forest using airborne LiDAR in Hong Kong. *Scientific Reports* [online] 11. Disponível: 10.1038/s41598-021-81267-8. Acesso: 17 jul. 2021.
- Chasmer, L., Hopkinson, C., Treitz, P., 2006. Investigating laser pulse penetration through a conifer canopy by integrating airborne and terrestrial lidar. *Canadian Journal of Remote Sensing* [online] 32. Disponível: [10.5589/m06-011](https://doi.org/10.5589/m06-011). Acesso: 10 jul. 2022.
- Chen, W., Hu, X., Chen, W., Hong, Y., Yang, M., 2018. Airborne LiDAR remote sensing for individual tree forest inventory using trunk detection-aided mean shift clustering techniques. *Remote Sensing* [online] 10. Disponível: 10.3390/rs10071078. Acesso: 15 jul. 2022.
- Chen, L., Ren, C., Bao, G., Zhang, B., Wang, Z., Liu, M., Man, W., Liu, J., 2022. Improved object-based estimation of forest aboveground biomass by integrating LiDAR data from GEDI and ICESat-2 with multi-sensor images in a heterogeneous mountainous region. *Remote Sensing* [online] 14. Disponível: 10.3390/rs14122743. Acesso: 20 jul. 2022.
- Conto, T., Olofsson, K., Gorgens, E.B., Rodriguez, L.C.E., Almeida, G., 2017. Performance of stem denoising and stem modelling algorithms on single tree point clouds from terrestrial laser scanning. *Computers and Electronics in Agriculture* [online] 143. Disponível:

- 10.1016/j.compag.2017.10.019. Acesso: 14 jul. 2022.
- Cosenza, D.N., Soares, V.P., Leite, H.G., Gleriani, J. M., Amaral, C.H., Gripp Júnior, J., Silva, A.A. L., Soares, P., Tomé, M., 2018. Airborne laser scanning applied to Eucalyptus stand inventory at individual tree level. *Pesquisa Agropecuária Brasileira* [online] 53. Disponível: [10.1590/S0100-204X2018001200010](https://doi.org/10.1590/S0100-204X2018001200010). Acesso: 14 jul. 2022.
- Cosenza, D.N., Pereira, L.G., Guerra-Hernández, J., Pascual, A., Sores, P., Tomé, M., 2020. Impacto f calibrating filtering algorithms on the quality of LiDAR-derived DTM and on forest attribute estimation through area-based approach. *Remote Sensing* [online] 12. Disponível: 10.3390/rs12060918. Acesso: 15 jul. 2022.
- Costa, M.B.T., Silva, C.A., Broadbent, E.N., Leite, R.V., Mohan, M., Liesenberg, V., Stoddart, J., Amaral, C.H., Almeida, D.R.A., Silva, A.L., Goya, L.R.R.Y., Cordeiro, V.A., Rex, F., Hirsch, A., Marcatti, G.E., Cardil, A., Mendonça, B.A.F., Hamamura, C., Dalla Corte, A.P., Matricardi, E.A.T., Hudak, A.T., Zambrano, A.M.A., Valbuena, R., Faria, B.L., Silva Junior, C.H.L., Aragão, L., Ferreira, M. E., Liang, J., Carvalho, S.P.C., Klauber, C., 2021. Beyond trees: Mapping total aboveground biomass density in the Brazilian savanna using high-density UAV-lidar data. *Forest Ecology and Management* [online] 491. Disponível: 10.1016/j.foreco.2021.119155. Acesso: 13 jul. 2022.
- Cunha, J., Nóbrega, R.L.B., Rufino, I., Erasmi, S., Galvão, Carlos, Valente, F., 2020. Surface albedo as a proxy for land-cover clearing in seasonally dry forests: Evidence from the Brazilian Caatinga. *Remote Sensing of Environmet*.
- Dalla Corte, A.P., Rex, F.E., Almeida, D.R.A., Sanquetta, C.R., Silva, C.A., Moura, M.M., Wilkinson, B., Zambrano, A.M.A., Cunha Neto, E.M., Veras, H.F.P., Moraes, A., Klauber, C., Mohan, M., Cardil, A., Broadbent, E.N., 2020. Measuring individual tree diameter and height using GatorEye high-density UAV-LiDAR in an integrated crop-livestock-forest system. *Remote Sensing* [online] 12. Disponível: 10.3390/rs12050863. Acesso: 15 jul. 2022.
- Dhargay, S., Lyell, C.S., Brown, T.P., Inbar, A., Sheridan, G.J., Lane, P.N.J., 2022. Performance of GEDI Space-Borne LiDAR for Quantifying Structural Variation in the Temperate Forests of South-Eastern Australia. *Remote Sensing* [online] 14. Disponível: 10.3390/rs14153615. Acesso: 21 jul. 2022.
- Dubayah, R.O., Sheldon, S.L., Clark, D.B., Hofton, M.A., Blair, J.B., Hurtt, G.C., Chazdon, R.L., 2010. Estimation of tropical forest height and biomass dynamics using lidar remote sensing at La Selva, Costa Rica. *Journal of Geophysical Research* [online] 115. Disponível: 10.1029/2009JG000933, 2010. Acesso: 18 jul. 2022.
- Dubayah, R., Blair, J.B., Goetz, S., Fatoyinbo, L., Hansen, M., Healey, S., Hofton, M., Hurtt, G., Kellner, J., Luthcke, S., Armston, J., Tang, H., Duncanson, L., Hancock, S., Jantz, P., Marselis, S., Patterson, P.L., Qi, W., Silva, C., 2020. The Global Ecosystem Dynamics Investigation: High-resolution laser ranging of the Earth's forests and topography. *Science of Remote Sensing* [online] 1. Disponível: 10.1016/j.srs.2020.100002. Acesso: 19 jul. 2022.
- Duncanson, L.I., Niemann, K.O., Wulder, M.A., 2010. Estimating forest canopy height and terrain relief from GLAS waveform metrics. *Remote Sensing of Environment* [online] 114. Disponível: [10.1016/j.rse.2009.08.018](https://doi.org/10.1016/j.rse.2009.08.018). Acesso: 18 jul. 2022.
- Duncanson, L., Neuenschwander, A., Hancock, S., Thomas, N., Fatoyinbo, T., Simard, M., Silva, C.A., Armston, J., Luthcke, S.B., Hofton, M., Kellner, J.R., Dubayah, R., 2020. Biomass estimation from simulated GEDI,

- ICESat-2 and NISAR across environmental gradients in Sonoma County, California. *Remote Sensing of Environment* [online] 242. Disponível: [10.1016/j.rse.2020.111779](https://doi.org/10.1016/j.rse.2020.111779). Acesso: 20 jul. 2022.
- Duncanson, L., Kellner, J.R., Armston, J., et al., 2022. Aboveground biomass density models for NASA's Global Ecosystem Dynamics Investigation (GEDI) lidar mission. *Remote Sensing of Environment* [online] 270. Disponível: [10.1016/j.rse.2021.112845](https://doi.org/10.1016/j.rse.2021.112845). Acesso: 20 jul. 2022.
- Ene, L.T., Naesset, E., Gobakken, T., Bollandsas, O.M., Mauya, E.W., Zahabu, E., 2017. Large-scale estimation change in aboveground biomass in miombo woodlands using airborne laser scanning and national forest inventory data. *Remote Sensing of Environment* [online] 188. Disponível: [10.1016/j.rse.2016.10.046](https://doi.org/10.1016/j.rse.2016.10.046). Acesso: 16 jul. 2022.
- Falkowski, M.J., Smith, A.M.S., Hudak, A.T., Gessler, P.E., Vierling, L.A., Crookston, N.L., 2006. Automated estimation of individual conifer tree height and crown diameter via two-dimensional spatial wavelet analysis of LiDAR data. *Canadian Journal of Remote Sensing* [online] 32. Disponível: [10.5589/m06-005](https://doi.org/10.5589/m06-005). Acesso: 14 jul. 2022.
- Farid, A., Goodrich, D.C., Sorooshian, S., 2006. Using Airborne Lidar to Discern Age Classes of Cottonwood Trees in a Riparian Area. *Western Journal of Applied Forestry* [online] 21. Disponível: [doi.org/10.1093/wjaf/21.3.149](https://doi.org/10.1093/wjaf/21.3.149). Acesso: 18 jul. 2022.
- Fassnacht, F.E., Latifi, H., Harting, F., 2018. Using synthetic data to evaluate the benefits of large field plots for forest biomass estimation with LiDAR. *Remote Sensing of Environment* [online] 213. Disponível: [10.1016/j.rse.2018.05.007](https://doi.org/10.1016/j.rse.2018.05.007). Acesso: 16 jul. 2022.
- Ferraz, R.S., Souza, S.F., Reis, M.L.L., 2016. Laser scanner terrestre: teoria, aplicações e prática. *Revista Brasileira de Geomática* [online] 4. Disponível: [0.3895/rbgeo.v4n2.5502](https://doi.org/10.3895/rbgeo.v4n2.5502). Acesso: 6 jul. 2022.
- Ferreira, T.R., Silva, B.B., Moura, M.S.B., Verhoef, A., Nóbrega, R.L.B., 2020. The use of remote sensing for reliable estimation of net radiation and its components: a case study contrasting land covers in an agricultural hotspot of the Brazilian semiarid region. *Agricultural and Forest Meteorology* [online] 291. Disponível: [10.1016/j.agrformet.2020.108052](https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2020.108052). Acesso: 12 jul. 2022.
- Fröhlich, C., Mettenleiter, M., 2004. Terrestrial laser scanning – New perspectives in 3D surveying. *International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences* 36, 7-13.
- Galvêncio, J.D., Popescu, S.C., 2016. Measuring individual tree height and crown diameter for mangrove trees with airborne Lidar data. *International Journal of Advanced Engineering, Management and Science* 2, 431-443.
- Gao, L., Zhang, X., 2021. Above-Ground Biomass Estimation of Plantation with Complex Forest Stand Structure Using Multiple Features from Airborne Laser Scanning Point Cloud Data. *Forests* [online] 12. Disponível: [10.3390/f12121713](https://doi.org/10.3390/f12121713). Acesso: 17 jul. 2022.
- Giongo, M., Koehler, H.S., Machado, S.A., Kirchner, F.F., Marchetti, M., 2010. LiDAR: Princípios e aplicações florestais. *Pesquisa Florestal Brasileira* [online] 30. Disponível: [10.4336/2010.pfb.30.63.231](https://doi.org/10.4336/2010.pfb.30.63.231). Acesso: 7 jul. 2022.
- Goerndt, M.E., Monleon, V.J., Temesgen, H., 2010. Relating forest attributes with area and tree-based light detection and ranging metrics for western Oregon. *Western Journal of Applied Forestry* [online] 25. Disponível: [10.1093/wjaf/25.3.105](https://doi.org/10.1093/wjaf/25.3.105). Acesso: 14 jul. 2022.
- Gollob, C., Ritter, T., Wassermann, C., Nothdurft, A., 2019. Influence of scanner position and plot size on the

- accuracy of tree detection and diameter estimation using terrestrial laser scanning on forest inventory plots. *Remote Sensing* [online] 11. Disponível: 10.3390/rs11131602. Acesso: 12 jul. 2022.
- Gomes, V.P., 2017. Avaliação espacial de espécies vegetais em áreas de Caatinga com dados LiDAR. Dissertação (Mestrado em Desenvolvimento e Meio Ambiente) – Universidade Federal de Pernambuco. Recife, 2017.
- Gomes, L.F., Brites, R.S., Locks, C.J., Anjos, R.R., 2020. Estimativas das alterações na biomassa florestal utilizando LiDAR em área de manejo florestal sustentável na Amazônia Sul-Ocidental. *Anuário do Instituto de Geociências – UFRJ* [online] 43. Disponível: [10.11137/2020\\_3\\_260\\_268](https://doi.org/10.11137/2020_3_260_268). Acesso: 7 jul. 2022.
- Guerra-Hernández, J., Pascual, A., 2021. Using GEDI lidar data and airborne laser scanning to assess height growth dynamics in fast-growing species: a showcase in Spain. *Forest Ecosystems* [online] 8. Disponível: /10.1186/s40663-021-00291-2. Acesso: 20 jul. 2022.
- Gupta, R., Sharma, K., 2022. Mixed tropical forests canopy height mapping from spaceborne LiDAR GEDI and multisensor imagery using machine learning models. *Remote Sensing Applications: Society and Environment* [online] 27. Disponível: 10.1016/j.rsase.2022.100817. Acesso: 21 jul. 2022.
- Hall, F.G., Bergen, K., Blair, J.B., Dubayah, R., Houghton, R., Hurtt, G., Kellndorfer, J., Lefsky, M., Ranson, J., Saatchi, S., Shugart, H.H., Wickland, D., 2011. Characterizing 3D vegetation structure from space: mission requirements. *Remote Sensing of Environment* [online] 115. Disponível: 10.1016/j.rse.2011.01.024. Acesso: 20 jul. 2022.
- Hamraz, H., Contreras, M.A., Zhang, J., 2016. A robust approach for tree segmentation in deciduous forests using small-footprint airborne LiDAR data. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* [online] 52. Disponível: 10.1016/j.jag.2016.07.006. Acesso: 16 jul. 2022.
- Hancock, S., Armston, J., Hofton, M., Sun, X., Tang, H., Duncanson, L. I., Kellner, J.R., Dubayah, R., 2019. The GEDI simulator: A large-footprint waveform lidar simulator for calibration and validation of spaceborne missions. *Earth and Space Science* [online] 6. Disponível: 10.1029/2018EA000506. Acesso: 20 jul. 2022.
- Hansen, E.H., Gobakken, T., Næsset, E., 2015. Effects of pulse density on digital terrain models and canopy metrics using airborne laser scanning in a tropical rainforest. *Remote Sensing* [online] 7. Disponível: 10.3390/rs70708453. Acesso: 18 jul. 2022.
- Heinzel, J., Huber, M.O., 2017. Detecting tree stems from volumetric TLS data in forest environments with rich understory. *Remote Sensing* [online] 9. Disponível: 10.3390/rs9010009. Acesso: 12 jul. 2022.
- Hernández-Stefanoni, J.L., Castillo-Santiago, M.A., Mas, J.F., Wheeler, C.E., Andres-Maurício, J., Tun-Dzul, F., George-Chacón, S.P., Reyes-Palomeque, G., Castellanos-Basto, B., Vaca, R., Dupuy, J.M., 2020. Improving aboveground biomass maps of tropical dry forests by integrating LiDAR, ALOS PALSAR, climate and field data. *Carbon Balance Manage* [online] 15. Disponível: 10.1186/s13021-020-00151-6. Acesso: 17 jul. 2022.
- Ioki, K., Imanishi, J., Sasaki, T., Morimoto, Y., Kitada, K., 2010. Estimating stand volume in broad-leaved forest using discrete-return LiDAR: plot-based approach. *Landscape and Ecological Engineering* [online] 6. Disponível: 10.1007/s11355-009-0077-4. Acesso: 8 jul. 2022.
- Jaakkola, A., Hyyppä, J., Kukko, A., Yu, X., Kaartinen, H., Lehtomäki, M., Lin, Y., 2010. A low-cost multi-sensoral

- mobile mapping system and its feasibility for tree measurements. *ISPRS Journal of Photogrammetry* [online] 65. Disponível: [10.1016/j.isprsjprs.2010.08.002](https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2010.08.002). Acesso: 12 jul. 2022.
- Jamru, L.R., 2018. Correction pit free canopy height model derived from LiDAR data for the broad leaf tropical forest. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science* [online] 169. Disponível: 10.1088/1755-1315/169/1/012113. Acesso: 15 jul. 2022.
- Jung, S., Kwak, D., Park, T., Lee, W., Yoo, S., 2011. Estimating crown variables of individual trees using airborne and terrestrial laser scanners. *Remote Sensing* [online] 3. Disponível: 10.3390/rs3112346. Acesso: 16 jul. 2022.
- Kankare, V., Liang, X., Vastaranta, M., Yu, X., Holopainen, M., Hyyppä, J., 2015. Diameter distribution estimation with laser scanning based multisource single tree inventory. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* [online] 108. Disponível: 10.1016/j.isprsjprs.2015.07.007. Acesso: 11 jul. 2022.
- Kwak, D., Lee, W., Lee, J., Biging, G.S., Gong, P., 2007. Detection of individual trees and estimation of tree height using LiDAR data. *Journal of Forest Research* [online] 12. Disponível: [10.1007/s10310-007-0041-9](https://doi.org/10.1007/s10310-007-0041-9). Acesso: 15 jul. 2022.
- Lefsky, M.A., Cohen, W.B., Parker, G.G., Harding, D.J., 2002. LiDAR remote sensing for ecosystem studies. *BioScience* [online] 32. Disponível: [10.1641/0006-3568\(2002\)052\[0019:LRSFES\]2.0.CO;2](https://doi.org/10.1641/0006-3568(2002)052[0019:LRSFES]2.0.CO;2). Acesso: 8 jul. 2022.
- Lefsky, M.A., Harding, D.J., Keller, M., Cohen, W.B., Carabajal, C.C., Espirito-Santo, F.D., de Camargo, P.B., 2006. Correction to “estimates of forest canopy height and aboveground biomass using ICESat”. *Geophysical Research Letters* [online] 32. Disponível: 10.1029/2005GL025518.607–622. Acesso: 18 jul. 2022.
- Leite, R.V., Silva, C.A., Broadbent, E.N., Amaral, C.H., Liesenberg, V., Almeida, D.R.A., Mohan, M., Godinho, S., Cardil, A., Hamamura, C., Faria, B.L., Brancalion, P.H.S., Hirsch, A., Marcatti, G.E., Dalla Corte, A.P., Zambrano, A.M.A., Costa, M.B.T., Matricardi, E.A.T., Silva, A.L., Goya, L.R.R.Y., Valbuena, R., Mendonça, B.A.F., Silva Júnior, C.H.L., Aragão, L.E.O.C., García, M., Liang, J., Merrick, T., Hudak, A.T., Xiao, J., Hancock, S., Duncanson, L., Ferreira, M.P., Valle, D., Saatchi, S., Klauber, C., 2022. Large scale multi-layer fuel load characterization in tropical savanna using GEDI spaceborne lidar data. *Remote Sensing of Environment* [online] 268. Disponível: 10.1016/j.rse.2021.112764. Acesso: 20 jul. 2022.
- Levick, S.R., Whiteside, T., Loewensteiner, D.A., Rudge, M., Bartolo, R. 2021. Leveraging TLS as a calibration and validation tool for MLS and ULS mapping of savanna structure and biomass at landscape-scales. *Remote Sensing* [online] 13. Disponível: [10.3390/rs13020257](https://doi.org/10.3390/rs13020257). Acesso: 1 jul. 2022.
- Liang, X., Litkey, P., Hyyppä, J., Kaatinen, H., Vastaranta, M., Holopainen, M., 2012. Automatic stem mapping using single-scan terrestrial laser scanning. *IEEE Transactions on Geoscience and remote Sensing* [online] 50. Disponível: [10.1109/TGRS.2011.2161613](https://doi.org/10.1109/TGRS.2011.2161613). Acesso: 12 jul. 2022.
- Liang, X., Kankare, V., Yu, X., Hyyppä, J., Holopainen, M., 2014. Automated stem curve measurement using terrestrial laser scanning. *IEEE Transactions on Geoscience and remote Sensing* [online] 52. Disponível:

- [10.1109/TGRS.2013.2253783](https://doi.org/10.1109/TGRS.2013.2253783). Acesso: 12 jul. 2022.
- Liang, X., Kankare, V., Hyyppä, J., Wang, Y., Kukko, A., Haggrén, H., Yu, X., Kaartinen, H., Jaakkola, A., Guan, F., Holopainen, M., Vastaranta, M., 2016. Terrestrial laser scanning in forest inventories. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* [online] 115. Disponível: 10.1016/j.isprsjprs.2016.01.006. Acesso: 10 jul. 2022.
- Liang, X., Wang, Y., Pyörälä, J., Lehtomäki, M., Yu, X., Kaartinen, H., Kukko, A., Honkavaara, E., Issaoui, A.E., Nevalainen, O., 2019. Forest in situ observations using unmanned aerial vehicle as an alternative of terrestrial measurements. *Forest Ecosystems* [online] 6. Disponível: 10.1186/s40663-019-0173-3. Acesso: 12 jul. 2022.
- Lichti, D.D., Harvey, B.R., 2002. The effects of reflecting surface material properties on time-of-flight laser scanner measurements. In: *Symposium Geospatial Theory Processing and Applications*, 4., 2002, Ottawa: ISPRS, 9-12.
- Lim, K., Treitz, P., Wulder, M., St-Onge, B., Flood, M., 2003. LiDAR remote sensing of forest structure. *Progress in Physical Geography* [online] 27. Disponível: [10.1191/0309133303pp360ra](https://doi.org/10.1191/0309133303pp360ra)
- Lingnau, C., Silva, M.N., Santos, D.S., Machado, A., Lima, J.G.S., 2008. Mensuração de alturas de árvores individuais a partir de dados laser terrestre. *Ambiência* 4, 85-96.
- Liu, X., Su, Y., Hu, T., Yang, Q., Liu, B., Deng, Y., Tang, H., Tang, Z., Fang, J., Guo, Q., 2022. Neural network guided interpolation for mapping canopy height of China's forests by integrating GEDI and ICESat-2 data. *Remote Sensing of Environment*, [online] 269. Disponível: 10.1016/j.rse.2021.112844. Acesso: 21 jul. 2022.
- Locks, C.J., Matricardi, E.A.T., 2019. Estimativa de impactos da extração seletiva de madeiras na Amazônia utilizando dados LiDAR. *Ciência Florestal* [online] 29. Disponível: 10.5902/1980509826007. Acesso: 7 jul. 2022.
- Lu, J., Wang, H., Qin, S., Cao, L., Pu, R., Li, G., Sun, J., 2020. Estimation of aboveground biomass of Robinia pseudoacacia forest in the Yellow River Delta based on UAV and backpack LiDAR point clouds. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* [online] 86. Disponível: 10.1016/j.jag.2019.102014. Acesso: 13 jul. 2022.
- Maas, H.G., Bienert, A., Scheller, S., Keane, E., 2008. Automatic forest inventory parameter determination from terrestrial laser scanner data. *International Journal of Remote Sensing* [online]. Disponível: 10.1080/01431160701736406. Acesso: 12 jul. 2022.
- Macedo, R.C., Santos, J.R., Soares, J.V., 2013. Treex (Tree Extractor) – Uma ferramenta para análise de dossel florestal e contagem de árvores a partir de dados LiDAR. *Revista Brasileira de Cartografia* 65, 673-680.**
- Marselis, S. M., Tang, H., Armston, J. D., Calders, K., Labriere, N., Dubayah, R., 2018. Distinguishing vegetation types with airborne waveform lidar data in a tropical forest-savanna mosaic: A case study in Lope National Park, Gabon. *Remote Sensing of Environment* [online] 216. Disponível: 10.1016/j.rse.2018.07.023. Acesso: 21 jul. 2022.
- Marselis, S.M., Keil, P., Chase, J.M., Dubayah, R. 2022. The use of GEDI canopy structure for explaining variation in tree species richness in natural forests. *Environmental Research Letters* [online] 17. Disponível: 10.1088/1748-9326/ac583f. Acesso: 21 jul. 2022.
- Martins, M.T., Maragon, G.P., Costa, E.A., Pfeifer, M.I., Lisboa, G.S., 2020. Relação hipsométrica de três espécies

- da Caatinga, semiárido pernambucano. *Agrarian Academy* 7, 45-55.
- Medeiros, R., Andrade, J., Ramos, D., Moura, M., Pérez-Marin, A.M., Santos, C.A.C., Silva, B.B., Cunha, J., 2022. Remote sensing phenology of the brazilian Caatinga and its environmental drivers. *Remote Sensing* [online] 14. Disponível: [10.3390/rs14112637](https://doi.org/10.3390/rs14112637). Acesso: 11 jul. 2022.
- Millikan, P.H.K., Silva, C.A., Rodriguez, L.C.E., Oliveira, T.M., Carvalho, M.P.L.C., Carvalho, S.P.C., 2019. Automated individual tree detection in Amazon tropical forest from airborne laser scanning data. *Cerne* [online] 25. Disponível: [10.1590/01047760201925032630](https://doi.org/10.1590/01047760201925032630). Acesso: 16 jul. 2022.
- Miranda, R.Q., Nóbrega, R.L.B., Moura, M.S.B., Raghavan, S., Galvíncio, J.D., 2020. Realistic and simplified models of plant leaf area indices for a seasonally dry tropical forest. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* [online] 85. Disponível: [10.1016/j.jag.2019.101992](https://doi.org/10.1016/j.jag.2019.101992). Acesso: 10 jul. 2022.
- Moe, K.T., Owari, T., Furuya, N., Hiroshima, T., 2020. Comparing individual tree height information derived from field surveys, LiDAR and UAV-DAP for high-value timber species in Northern Japan. *Forests* [online] 11. Disponível: [10.3390/f11020223](https://doi.org/10.3390/f11020223). Acesso: 15 jul. 2022.
- Morsdorf, F., Kückenbrink, D., Schneider, F., Abegg, M., Schaepman, M., 2018. Close-range laser scanning in forests: towards physically based semantics across scales. *Interface Focus* [online] 8. Disponível: [10.1098/rsfs.2017.0046](https://doi.org/10.1098/rsfs.2017.0046). Acesso: 14 jul. 2022.
- Mulverhill, C., Coops, N.C., Hermosilla, T., White, J.C., Wulder, M.A., 2022. Evaluating ICESat-2 for monitoring modeling, and update of large area forest canopy height products. *Remote Sensing of Environment* [online] 271. Disponível: [10.1016/j.rse.2022.112919](https://doi.org/10.1016/j.rse.2022.112919). Acesso: 19 jul. 2022.
- Murgoitio, J., Shrestha, R., Glenn, N., Spaete, L., 2014. Airborne LiDAR and terrestrial laser scanning derived vegetation obstruction factors for visibility models. *Transactions in GIS* [online] 14. Disponível: [10.1111/tgis.12022](https://doi.org/10.1111/tgis.12022). Acesso: 9 jul. 2022.
- Næsset, E., 2002. Predicting forest stand characteristics with airborne scanning laser using a practical two-stage procedure and field data. *Remote Sensing of Environment* [online] 80. Disponível: [10.1016/S0034-4257\(01\)00290-5](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(01)00290-5). Acesso: 14 jul. 2022.
- Næsset, E., 2004. Estimation of above and below ground biomass in boreal forest ecosystems. *International Archives of Photogrammetry Remote Sensing and Spatial Information Sciences* 36, 145-148.
- Narine, L.L., Popescu, S.C., Malambo, L., 2020. Using ICESat-2 to estimate and map forest aboveground biomass: A first example. *Remote Sensing* [online] 12. Disponível: [10.3390/rs12111824](https://doi.org/10.3390/rs12111824). Acesso: 19 jul. 2022.
- NASA. National Aeronautics and Space Administration, s.d. ICESat-2. Washington D.C.
- NASA. National Aeronautics and Space Administration, 2010. ICESat. Washington D.C.
- Nelson, R., Ranson, K.J., Sun, G., Kimes, D.S., Kharuk, V., Montesano, P., 2009. Estimating Siberian Timber Volume Using MODIS and ICESat/GLAS. *Remote Sensing of Environment* [online] 113. Disponível: [10.1016/j.rse.2008.11.010](https://doi.org/10.1016/j.rse.2008.11.010). Acesso: 18 jul. 2022.
- Neuenschwander, A.L., Magruder, L.A., 2019. Canopy and terrain height retrievals with ICESat-2: A first look. *Remote Sensing* [online] 11. Disponível: [10.3390/rs11141721](https://doi.org/10.3390/rs11141721). Acesso: 19 jul. 2022.
- Neuenschwander, A., Guenther, E., White, J.C., Ducanson, L., Montesano, P.,

2020. Validation of ICESat-2 terrain and canopy heights in boreal forests. *Remote Sensing of Environment* [online] 251. Disponível: [10.1016/j.rse.2020.112110](https://doi.org/10.1016/j.rse.2020.112110). Acesso: 19 jul. 2022.
- Nishiwaki, A. A. M., Moura, M. S. B., Galvêncio, J. D., Santos, C. V. B., Carvalho, H. F. S., 2021. Comparação de métodos de detecção de indivíduos vegetais da Caatinga a partir de dados LiDAR aerotransportado. *Journal Hyperspectral Remote Sensing* [online] 11. Disponível: [10.29150/jhrs.v11.5.p302-309](https://doi.org/10.29150/jhrs.v11.5.p302-309). Acesso: 16 jul. 2022.
- Novotný, J., Navrátilová, B., Janoutová, R., Oulehle, F., Homolová, L., 2020. Influence of site-specific conditions on estimation of forest above ground biomass from airborne laser scanning. *Forests* [online] 11. Disponível: [10.3390/f11030268](https://doi.org/10.3390/f11030268). Acesso: 17 jul. 2022.
- Oliveira, L.T., Carvalho, L.M.T., Ferreira, M.Z., Oliveira, T.C.A., Acerbi Junior, F.W., 2012. Application of LiDAR to forest inventory for tree count in stands of *Eucalyptus* sp. *Cerne* [online] 18. Disponível: [10.1590/S0104-77602012000200001](https://doi.org/10.1590/S0104-77602012000200001). Acesso: 15 jul. 2022.
- Oliveira, L.T., Ferreira, M.Z., Carvalho, L.M.T., Ferraz Filho, A.C., Oliveira, T.C.A., Silveira, E.M.O., Acerbi Junior, F.W., 2014. Determinação do volume de madeira em povoamento de eucalipto por escâner a laser aerotransportado. *Pesquisa Agropecuária Brasileira* [online] 49. Disponível: [10.1590/S0100-204X2014000900005](https://doi.org/10.1590/S0100-204X2014000900005). Acesso: 17 jul. 2022.
- Oliveira, C.P., Ferreira, R.L.C., da Silva, J.A.A.; Lima, R.B.d.; Silva, E.A.; Silva, A.F.d.; Lucena, J.D.S.d.; dos Santos, N.A.T.; Lopes, I.J.C.; Pessoa, M.M.d.L.; Melo, C.L.S.S., 2021. Modeling and spatialization of biomass and carbon stock using LiDAR metrics in tropical dry forest, Brazil. *Forests* [online] 12. Disponível: [10.3390/f12040473](https://doi.org/10.3390/f12040473). Acesso: 18 out. 2022.
- Olofsson, K., Holmgren, J., 2016. Single tree stem profile detection using terrestrial laser scanner data, flatness saliency features and curvature proprieties. *Forests* [online] 7. Disponível: [10.3390/f7090207](https://doi.org/10.3390/f7090207). Acesso: 12 jul. 2022.
- Panagiotidis, D., Abdollahnejad, A., Slavík, M., 2022. 3D point cloud fusion from UAV and TLS to assess temperate managed forest structures. *International Journal of Applied Earth Observations and Geoinformation* [online] 112. Disponível: [10.1016/j.jag.2022.102917](https://doi.org/10.1016/j.jag.2022.102917). Acesso: 5 jul. 2022.
- Peng, X., Zhao, A., Chen, Y., Chen, Q., Liu, H., 2021. Tree height measurements in degraded tropical forests based on uav-LiDAR data of different point cloud densities: A case study on *dacrydium pierrei* in China. *Forests* [online] 12. Disponível: [10.3390/f12030328](https://doi.org/10.3390/f12030328). Acesso: 13 jul. 2022.
- Pettorelli, N., Laurence, W.F., O'Brien, T.G., Wegmann, M., Nagendra, H., Turner, W., 2014. Satellite remote sensing for applied ecologists: oportunities and challenges. *Journal of Applied Ecology* [online] 51. Disponível: [10.1111/1365-2664.12261](https://doi.org/10.1111/1365-2664.12261). Acesso: 5 jul. 2022.
- Piazzetta, G.R., Trzaskos, B., Machado, A.M.L., 2017. Aplicação a laser scanner na análise de estabilidade em escavações subterrâneas: Mina Tabiporã, Campo Largo, PR. *Geologia USP, Série Científica* [online] 17. Disponível: [10.11606/issn.2316-9095.v17-266](https://doi.org/10.11606/issn.2316-9095.v17-266). Acesso: 07 jul. 2022.
- Popescu, S.C., Wynne, R.H., Nelson, R.F., 2002. Estimating plot-level tree heights with LiDAR: local filtering with a canopy-height based variable window size. *Computers and Electronics in Agriculture* [online] 37. Disponível: [10.1016/S0168-1699\(02\)00121-7](https://doi.org/10.1016/S0168-1699(02)00121-7). Acesso: 15 jul. 2022.
- Popescu, S.C., Wynne, R.H., Nelson, R.F., 2003. Measuring individual tree crown diameter with LiDAR and assessing its influence on estimating forest volume and

- biomass. *Canadian Journal of Remote Sensing* [online] 29. Disponível: [10.5589/m03-027](https://doi.org/10.5589/m03-027). Acesso: 16 jul. 2022.
- Popescu, S.C., Wynne, R.H., 2004. Seeing the trees in the forest: Using LiDAR and multispectral data fusion with local filtering and variable window size for estimating tree height. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing* [online] 70. Disponível: [10.14358/PERS.70.5.589](https://doi.org/10.14358/PERS.70.5.589). Acesso: 14 jul. 2022.
- Popescu, S.C., Zhou, T., Nelson, R., Neuenschwander, A., Sheridan, R., Narine, L., Walsh, K.M., 2018. Photon counting LiDAR: An adaptive ground and canopy height retrieval algorithm for ICESat-2 data. *Remote Sensing of Environment* [online] 208. Disponível: [10.1016/j.rse.2018.02.019](https://doi.org/10.1016/j.rse.2018.02.019). Acesso: 19 jul. 2022.
- Qi, S., Nie, S., Guan, Y., Zhang, D., Wang, C., Zhang, X., 2022. Forest emissions reduction assessment using airborne LiDAR for biomass estimation. *Resources, Conservation & Recycling* [online] 181. Disponível: [10.1016/j.resconrec.2022.106224](https://doi.org/10.1016/j.resconrec.2022.106224). Acesso: 13 jul. 2022.
- Raumonen, P., Kaasalainen, M., Akerblom, M., Kaasalainen, S., Kaartinen, H., Vastaranta, M., Holopainen, M., Disney, M., Lewis, P., 2013. Fast automatic precision tree models from terrestrial laser scanner data. *Remote Sensing* [online] 5. Disponível: [10.3390/rs5020491](https://doi.org/10.3390/rs5020491). Acesso: 12 jul. 2022.
- Rex, F.E., Dalla Corte, A.P., Debastiani, A.B., Kazama, V.S., Sanquetta, C.R., 2018. Uso de dados LiDAR na estimativa de variáveis biofísicas na Amazônia, sob diferentes resoluções espaciais. *Nativa* [online] 6. Disponível: [10.31413/nativa.v6i0.6312](https://doi.org/10.31413/nativa.v6i0.6312). Acesso: 07 jul. 2022.
- Ribas, R.P., Elmira, M.A.T., 2013. Individualização de árvores em ambiente florestal nativo utilizando métodos de segmentação em modelos digitais produzidos a partir da tecnologia LiDAR. *Revista Brasileira de Cartografia* [online] 65. Disponível: <https://seer.ufu.br/index.php/revistabrasi> leiracartografia/article/view/43856. Acesso: 05 jul. 2022.
- Rishmawi, K., Huang, C., Schleeweis, K., Zhan, X., 2022. Integration of VIIRS observations with GEDI-LiDAR measurements to monitor forest structure dynamics from 2013 to 2020 across the conterminous United States. *Remote Sensing* [online] 14. Disponível: [10.3390/rs14102320](https://doi.org/10.3390/rs14102320). Acesso: 22 jul. 2022.
- Salas, E. A. L., 2021. Waveform LiDAR concepts and applications for potential vegetation phenology monitoring and modeling: a comprehensive review. *Geo-spatial Information Science* [online] 24. Disponível: [10.1080/10095020.2020.1761763](https://doi.org/10.1080/10095020.2020.1761763). Acesso: 18 jul. 2022.
- Schneider, F.D., Ferraz, A., Hancock, S., Duncanson, L.I., Dubayah, R.O., Pavlick, R.P., Schimel, D.S., 2020. Towards mapping the diversity of canopy structure from space with GEDI. *Environmental Research Letters* [online] 15. Disponível: [10.1088/1748-9326/ab9e99](https://doi.org/10.1088/1748-9326/ab9e99). Acesso: 21 jul. 2022.
- Sheng, Y., 2008. Quantifying the size of a LiDAR footprint: A set of generalized equations. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters* [online] 5. Disponível: [10.1109/LGRS.2008.916978](https://doi.org/10.1109/LGRS.2008.916978). Acesso 7 jul. 2022.
- Silva, M.N., Buck, A.L.B., Lingnau, C., Machado, A.M.L., Martins Neto, R.P., Pesck, V. A., 2013. Laser scanner terrestre para medições florestais – Princípios e aplicações. *Revista Brasileira de Cartografia* [online] 65. Disponível: <https://seer.ufu.br/index.php/revistabrasi> leiracartografia/article/view/43886/23150. Acesso: 10 jul. 2022.
- Silva, A.G.P., Görgens, E.B., Campoe, O.C., Alvares, C.A., Stape, J.L., Rodriguez, L. C.E., 2015. Assessing biomass based on canopy height profiles using airborne laser scanning data in eucalypt plantation. *Scientia Agricola* [online] 72. Disponível: [10.1590/0103-9016-2015-0070](https://doi.org/10.1590/0103-9016-2015-0070). Acesso: 15 jul. 2022.

- Silva, C.A., Klauberg, C., Hudak, A.T., Vierling, L.A., Liesenberg, V., Carvalho, S.P. C., Rodriguez, L.C.E., 2016. A principal component approach for predicting the stem volume in Eucalyptus plantations in Brazil using airborne LiDAR data. *Forestry* [online] 89. Disponível: [10.1093/forestry/cpw016](https://doi.org/10.1093/forestry/cpw016). Acesso: 15 jul. 2022.
- Silva, I.L.G., Silva, C.A., Klauberg, C., Mello, J.C., 2017. Detecção de árvores individuais em área florestal mista de coníferas por meio de dados LiDAR aerotransportado. *Advances in Forestry Science* [online] 4. Disponível: [10.34062/afs.v4i2.4067](https://doi.org/10.34062/afs.v4i2.4067). Acesso: 5 jul. 2022.
- Silva, D.A.O., Lopes, P.M.O., Moura, G.B.A., Silva, E. F. F., Silva, J. L. B., Bezerra, A. C., 2019. Evolução espaço-temporal do risco de degradação da cobertura vegetal de Petrolina – PE. *Revista Brasileira de Meteorologia* [online] 34. Disponível: [10.1590/0102-7786334018](https://doi.org/10.1590/0102-7786334018). Acesso: 18 jul. 2022.
- Soilán, M., Sánchez-Rodríguez, A., Río-Barral, P., Perez-Collazo, C., Arias, P., Riveiro, B., 2019. Review of laser scanning technologies and their applications for road and railway infrastructure monitoring. *Infrastructures* [online] 4. Disponível: [10.3390/infrastructures4040058](https://doi.org/10.3390/infrastructures4040058). Acesso: 9 jul. 2022.
- Stereńczak K., Będkowski K., Weinacker H. 2008. Accuracy of crown segmentation and estimation of selected trees and forest stand parameters in order to resolution of used DSM and nDSM models generated from dense small footprint LIDAR data. In: *ISPRS Congress, Beijing, China, Commission VI, WG VI/5*, 27– 32.
- Stereńczak, K., Zasada, M., 2011. Accuracy of tree height estimation based on LiDAR data analysis. *Folia Forestalia Polonica* [online] 53. Disponível: [10.5281/zenodo.30859](https://doi.org/10.5281/zenodo.30859). Acesso: 15 jul. 2022.
- Sun, P., Wu, Y., Xiao, J., Hui, J., Hu, J., Zhao, F., Qiu, L., Liu, S., 2019. Remote sensing and modeling fusion for investigating the ecosystem water-carbon coupling processes. *Science of the Total Environment* [online] 697. Disponível: [10.1016/j.scitotenv.2019.134064](https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2019.134064). Acesso: 05 jul. 2022.
- Tang, H., Dubayah, R., Swatantran, A., Hofton, M., Sheldon, S., Clark, D.B., Blair, B., 2012. Retrieval of vertical LAI profiles over tropical rain forests using waveform LiDAR at La Selva, Costa Rica. *Remote Sensing of Environment* [online] 124. Disponível: [10.1016/j.rse.2012.05.005](https://doi.org/10.1016/j.rse.2012.05.005). Acesso: 19 jul. 2022.
- Tan, L., Zheng, K., Zhao, Q., Wu, Y., 2021. Evapotranspiration estimation using remote sensing technology based on a SEBAL model in the upper reaches of the Huaihe river basin. *Atmosphere* [online] 12. Disponível: [10.3390/atmos12121599](https://doi.org/10.3390/atmos12121599). Acesso: 11 jul. 2022.
- [Teixeira, A.H. de C., Leivas, J.F., Hernandez, F.B.T., Franco, R.A.M., Nunez, D.N.C., 2016. Evapotranspiration, biomass production and water productivity acquired from Landsat 8 images in the northwestern side of the São Paulo state, Brazil. \*Proceedings of SPIE\* \[online\] 9998. Disponível: <https://ainfo.cnptia.embrapa.br/digital/bitstream/item/152628/1/PofSPIE-HERIBERTO-ET-BIO-SP.pdf>. Acesso: 11 jul. 2022.](https://doi.org/10.1117/12.221111)
- Wang, C., Glenn, N.F., 2008. A linear regression method for tree canopy height estimation using airborne LiDAR data. *Canadian Journal of Remote Sensing* [online] 34. Disponível: [10.5589/m08-043](https://doi.org/10.5589/m08-043). Acesso: 18 jul. 2022.
- Waser, L. T., Baltsavias, E., Ecker, K., Eisenbeiss, H., Feldmeyer-Christe, E., Ginzler, C., Küchler, M., Zhang, L., 2008. Assessing changes of forest area and shrub encroachment in a mire ecosystem using digital surface models and CIR aerial images. *Remote Sensing of Environment* [online] 112. Disponível: [10.1016/j.rse.2007.09.015](https://doi.org/10.1016/j.rse.2007.09.015). Acesso: 18 jul. 2022.

- Whyte, R., Streeter, L., Cree, M.J., Dorrington, A.A., 2015. Application of LiDAR techniques to time-of-flight range imaging. *Applied Optics* [online] 54. Disponível: [10.1364/AO.54.009654](https://doi.org/10.1364/AO.54.009654). Acesso: 9 jul. 2022.
- Wieser, M., Hollaus, M., Mandlbauer, G., Glira, P. and Pfeifer, N., 2016. ULS LiDAR supported analyses of laser beam penetration from different ALS systems into vegetation. *ISPRS Annals of Photogrammetry, Remote Sensing & Spatial Information Sciences* III-3. Disponível: <https://www.isprs-ann-photogramm-remote-sens-spatial-inf-sci.net/III-3/233/2016/isprs-annals-III-3-233-2016.pdf>. Acesso: 14 jul. 2022.
- WMO. World Meteorological Organization. 2021. MOLI LiDAR. Genebra.
- Wutke, J.D., Centeno, J.A.S., 2007. Métodos para avaliação da resolução de sistemas de varredura a laser terrestres. *Boletim de Ciências Geodésicas* [online] 13. Disponível: <https://www.redalyc.org/pdf/3939/393937701009.pdf>. Acesso: 9 jul. 2022.
- Yrttimaa, T., Saarinen, N., Kankare, V., Liang, V., Liang, X., Hyypä, J., Holopainen, M., Vastaranta, M., 2019. Investigating the feasibility of multi-scan terrestrial laser scanning to characterize tree communities in Southern boreal forest. *Remote Sensing* [online] 11. Disponível: [10.3390/rs11121423](https://doi.org/10.3390/rs11121423). Acesso: 12 jul. 2022.
- Zandoná, D.F., Lingnau, C., Nakajima, N.Y. 2008. Varredura a laser aerotransportado para estimativa de variáveis dendrométricas. *Scientia Forestalis* 36, 295-306.
- Zasada, M., Sterenczak, K., Dudek, W.M., Rybski, A., 2013. Horizon visibility and accuracy of stocking determination on circular sample plots using automated remote measurement techniques. *Forest Ecology and Management* [online] 302. Disponível: [10.1016/j.foreco.2013.03.041](https://doi.org/10.1016/j.foreco.2013.03.041). Acesso: 12 jul. 2022.
- Zhang, Z., Cao, L., She, G., 2017. Estimating Forest Structural Parameters Using Canopy Metrics Derived from Airborne LiDAR Data in Subtropical Forests. *Remote Sensing* [online] 9. Disponível: [10.3390/rs9090940](https://doi.org/10.3390/rs9090940). Acesso: 18 jul. 2022.
- Zonete, M.F., Rodriguez, L.C.E., Packalén, P., 2010. Estimação de parâmetros biométricos de plantios clonais de eucalipto no Sul: uma aplicação da tecnologia laser aerotransportada. *Scientia Forestalis* 38, 225-235.