UNIVERSIDADE FEDERAL DO ESPÍRITO SANTO
CENTRO DE CIÊNCIAS AGRÁRIAS E ENGENHARIAS
DEPARTAMENTO DE CIÊNCIAS FLORESTAIS E DA MADEIRA

ALEHANDO LOPES GAMAS

SISTEMA LiDAR E FOTOGRAMETRIA AÉREA DIGITAL PARA UMA ABORDAGEM DE RISCO DE INCÊNDIO VIA MODELAGEM DE BIOMASSA.

JERÔNIMO MONTEIRO
ESPÍRITO SANTO
2025

ALEHANDO LOPES GAMAS

SISTEMA LiDAR E FOTOGRAMETRIA AÉREA DIGITAL PARA UMA ABORDAGEM DE RISCO DE INCÊNDIO VIA MODELAGEM DE BIOMASSA.

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao Departamento de Ciências Florestais e da Madeira da Universidade Federal do Espírito Santo, como requisito parcial para obtenção do título de Engenheiro Florestal.

Orientador: Nilton Cesar Fiedler

Conselheiro: Christiano Jorge Gomes Pinheiro

JERÔNIMO MONTEIRO

ESPÍRITO SANTO

2025

ALEHANDO LOPES GAMAS

SISTEMA LiDAR E FOTOGRAMETRIA AÉREA DIGITAL PARA UMA ABORDAGEM DE RISCO DE INCÊNDIO VIA MODELAGEM DE BIOMASSA

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao Departamento de Ciências Florestais e da Madeira da Universidade Federal do Espírito Santo, como requisito parcial para obtenção do título de Engenheiro Florestal.

Aprovado em 13 de agosto de 2025.

COMISSÃO EXAMINADORA

Documento assinado digitalmente
NILTON CESAR FIEDLER
Data: 14/08/2025 14:23:56-0300
Verifique em https://validar.iti.gov.br

Prof. Dr. Nilton Cesar Fiedler
Universidade Federal do Espírito Santo (UFES)
Orientador

Documento assinado digitalmente
NIVEA MARIA MAFRA RODRIGUES
Data: 13/08/2025 16:12:23-0300
Verifique em https://validar.iti.gov.br

Drª Nívea Maria Mafra Rodrigues
Universidade Federal dos Vales do Jequitinhonha e Mucuri (UFVJM)
Examinadora

Documento assinado digitalmente
WILLIAM MASIOLI
Data: 13/08/2025 16:24:43-0300
Verifique em https://validar.iti.gov.br

Msc. William Masioli
Universidade Federal do Espírito Santo (UFES)
Examinador

Documento assinado digitalmente
LEONARDO DUARTE BIAZATTI
Data: 13/08/2025 16:29:47-0300
Verifique em https://validar.iti.gov.br

Msc. Leonardo Duarte Biazatti
Universidade Federal do Espírito Santo (UFES)
Examinador

À

Deus,

Toda minha gratidão.

“Em tudo dai graças, porque esta é a vontade de Deus em Cristo Jesus para convosco”.

1. Tessalonicenses 5:18

AGRADECIMENTOS

Agradeço a Deus, por me guiar e conceder sabedoria para superar desafios e alcançar meus objetivos.

À minha família, especialmente aos meus pais, Alcebides da Silva Gamas e Marlene Lopes Gamas, pelo amor, apoio e confiança que me trouxeram até aqui. Aos meus irmãos, Samara, Maria Luiza, Damares e Alcebiades, por serem exemplos de perseverança e motivação, juntamente com meus cunhados Luiz, Nerli e Núbia. Além disso, agradeço a tia Maria Bernadina, tia Rose e ao Léo por todo apoio.

A Marilda Ventureli Machado e Ubirajara Machado de Oliveira, pelo apoio e orações. Ao pastor Claudemir Cruz de Almeida e sua esposa, Lucinéia Rezende Gomes de Almeida, pelas palavras de sabedoria e orientação espiritual.

Aos amigos e conselheiros, Prof. Christiano Jorge Gomes Pinheiro e Natália Ferraz Thomé de Azevedo, pelo carinho, conselhos e incentivos.

Ao meu orientador, Prof. Nilton Cesar Fiedler, pela oportunidade, ensinamentos e carisma que alegraram o laboratório, contribuindo para meu crescimento acadêmico e pessoal.

À banca examinadora, Drª Nívea Maria Mafra Rodrigues, Msc. William Masioli e Msc. Leonardo Duarte Biazatti, pela dedicação e sugestões. Agradeço também à Engenheira Florestal Luciélia, por suas contribuições.

Aos amigos, pelo apoio e momentos que marcaram minha formação.

Aos membros do NUPEME, pelos ensinamentos técnicos, trocas de experiências e convívio agradável.

Ao LAMFLOR, pelos dados que viabilizaram esta pesquisa.

À Universidade Federal do Espírito Santo (UFES), pelo ensino gratuito e de qualidade.

À Fundação de Amparo à Pesquisa e Inovação do Espírito Santo (FAPES), pelo apoio financeiro e bolsa, indispensáveis para este projeto.

RESUMO

A estimativa da biomassa acima do solo (AGB) é fundamental para compreender a dinâmica estrutural de florestas tropicais e subsidiar estratégias de conservação e prevenção de incêndios florestais. Este estudo teve como objetivo estimar a AGB em áreas de Floresta Ombrófila Densa no norte do Espírito Santo por meio da integração de dados LiDAR (Light Detection and Ranging) e fotogrametria aérea digital (FAD), coletados com drone e processados em ambientes específicos. Foram analisadas oito áreas totalizando 201 hectares, onde foram extraídas métricas estruturais das nuvens de pontos 3D, relacionadas à distribuição de altura e cobertura do dossel, utilizadas como preditoras em modelos estatísticos. A modelagem da AGB foi realizada com diferentes combinações de variáveis extraídas de LiDAR e FAD, sendo validada por meio de análise gráfica e indicadores estatísticos R^2 (coeficiente de determinação) e RMSE (Raiz do Erro Quadrático Médio). Os modelos baseados em dados LiDAR apresentaram desempenho superior aos modelos derivados da FAD, refletindo maior capacidade de captura da variabilidade estrutural da vegetação. Observou-se que métricas como altura média, altura máxima e percentis foram mais frequentes nos modelos selecionados, especialmente para o sensor LiDAR. Além do potencial na estimativa de biomassa, os resultados apontam para a utilidade prática dessas abordagens no contexto do manejo do risco de incêndios florestais, uma vez que a distribuição da biomassa pode indicar áreas com maior acúmulo de combustível e, consequentemente, maior vulnerabilidade. O uso de sensores remotos permite maior cobertura espacial, redução do esforço de campo e incremento na qualidade das informações obtidas. O estudo contribui para o avanço das metodologias de monitoramento florestal e reforça a importância da tecnologia na gestão de paisagens tropicais diante de pressões ambientais crescentes.

Palavras-chave: Modelagem; Mata Atlântica; Sensoriamento Remoto; Estrutura Florestal; Combustíveis Vegetativos.

ABSTRACT

Estimating aboveground biomass (AGB) is essential for understanding the structural dynamics of tropical forests and supporting conservation strategies and wildfire prevention. This study aimed to estimate AGB in areas of Dense Ombrophilous Forest in northern Espírito Santo by integrating LiDAR (Light Detection and Ranging) data and digital aerial photogrammetry (DAP), collected using a drone and processed in dedicated software environments. Eight areas totaling 201 hectares were analyzed, where structural metrics were extracted from 3D point clouds—related to height distribution and canopy cover—and used as predictors in statistical models. AGB modeling was conducted using different combinations of variables derived from LiDAR and DAP, and validated through graphical analysis and statistical indicators such as R^2 and RMSE. Models based on LiDAR data showed superior performance compared to those derived from DAP, reflecting a greater ability to capture the structural variability of vegetation. Metrics such as mean height, maximum height, and percentiles were the most frequent in the selected models, especially for the LiDAR sensor. In addition to their potential for biomass estimation, the results highlight the practical utility of these approaches in the context of wildfire risk management, as biomass distribution can indicate areas with higher fuel accumulation and, consequently, greater vulnerability. The use of remote sensors enables broader spatial coverage, reduced field effort, and improved data quality. This study contributes to the advancement of forest monitoring methodologies and reinforces the importance of technology in managing tropical landscapes under increasing environmental pressure.

Keywords: Modeling; Atlantic Forest; Remote Sensing; Forest Structure; Vegetative Fuels.

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO 11
2 OBJETIVOS 13
2.1 Objetivo Geral 13
2.2 Objetivos específicos 13
3 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA 14
3.1 Mata Atlântica 14
3.2 Inventário Florestal 14
3.3 Biomassa Florestal e riscos de incêndios 16
3.4 LiDAR 17
3.5 Fotogrametria aérea digital 18
3.6 Modelos digitais de elevação 19
4 METODOLOGIA 21
4.1 Área de estudo 21
4.2 Inventário Florestal 22
4.3 LiDAR 24
4.4 Fotogrametria aérea digital 24
4.5 Processamento de dados 24
4.5.1LiDAR 24
4.5.2 Fotogrametria aérea digital 25
4.6 Métricas estruturais 26
5 RESULTADOS E DISCUSSÃO 27
5.1 Inventário Florestal 27
5.2 LiDAR 31
5.3 Fotogrametria aérea digital 34
5.4 Biomassa Florestal e riscos de incêndios 37
6 CONCLUSÃO 39
7 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS 41

LISTA DE FIGURAS

Figura 1. Localização da área de estudo. 20

Figura 2. Espécies com maior frequência por classes de vegetação. 27

Figura 3. (A) Distribuição da área basal (m²/ha) em relação a frequência; (B) Distribuição do diâmetro à altura do peito (DAP); (C) Altura total média das árvores; (D) Biomassa aérea (AGB) em Mg/ha.. 23

Figura 4. Estatísticas de ajuste e validação dos melhores modelos para estimar a AGB através dos dados de FAD e ALS. 33

Figura 5. Ajuste do modelo 1 (A), RMSE modelo 1 (B), ajuste do modelo 2 (C), RMSE do modelo 2 (D), ajuste do modelo 3 (E), RMSE do modelo 3 (F), ajuste do modelo 4 (G) e RMSE do modelo 4 (H) de dados FAD. 34

LISTA DE TABELAS

Tabela 1. Classes de vegetação distribuídas com o número de parcelas amostradas. 20

Tabela 2. Métricas estruturais extraídas da nuvem de pontos. 24

Tabela 3. Estatísticas de ajuste e validação dos melhores modelos para estimar a AGB através dos dados de FAD e ALS 34

1 INTRODUÇÃO

A Mata Atlântica é um dos biomas com maior biodiversidade e ameaçados do planeta, abrigando grande parte da biodiversidade global (LAURENCE, 2009; (JUVANHOL *et al*., 2011). Originalmente, cobria cerca de 1.450.000 km², correspondendo a aproximadamente 17% do território brasileiro, estendendo-se do litoral do Rio Grande do Norte ao Rio Grande do Sul (JOLY *et al*., 2014). Contudo, devido à intensa ocupação humana e ao longo histórico de degradação e alterações no uso e cobertura do solo, restam cerca de 28% da vegetação original da Mata Atlântica no Brasil (REZENDE *et al*., 2018), com uma degradação anual de aproximadamente 6% da sua cobertura vegetal (INPE, 2014).

No contexto desse bioma, destaca-se a Floresta Ombrófila Densa, uma das formações vegetais predominantes na Mata Atlântica. Essa tipologia é caracterizada por elevado grau de umidade, vegetação perenifólia, dossel fechado e presença significativa de epífitas, sendo comum em áreas de clima quente e úmido, como o norte do Espírito Santo. Assim, é correto afirmar que a Floresta Ombrófila Densa é uma formação pertencente à Mata Atlântica, compondo um importante subconjunto desse bioma.

Os incêndios florestais, definidos como a queima não controlada da vegetação natural, representam uma das principais ameaças aos ecossistemas tropicais. Apesar de não serem um fenômeno natural comum na Mata Atlântica, têm ocorrido com frequência crescente, impulsionados por ações antrópicas e agravados por eventos climáticos extremos, como secas e ondas de calor (DIELE-VIEGAS *et al*., 2022). O fogo altera profundamente a estrutura das florestas, modifica as propriedades do solo e provoca elevada mortalidade vegetal, afetando diretamente a regeneração natural e a resiliência do ecossistema.

Esses incêndios impactam diretamente os ciclos biogeoquímicos, como o ciclo do carbono, além de afetar a composição e a estrutura da vegetação (FLANNIGAN *et al*., 2000; GIRARD *et al*., 2009; BECK *et al*., 2011; PAYETTE *et al*., 2018). O fogo pode

influenciar significativamente a dinâmica, a estrutura das populações de plantas e a diversidade de espécies (WHELAN, 1995; BOND; STEVENS-RUMANN *et al*., 2018), além de exercer papel essencial na regulação de diversos ecossistemas naturais, incluindo florestas tropicais.

Nesse contexto, uma variável-chave para compreender a vulnerabilidade das florestas aos incêndios é a biomassa acima do solo (AGB, do inglês Above-Ground Biomass), que corresponde à massa de toda a matéria vegetal presente acima do solo, incluindo troncos, galhos, folhas e material lenhoso vivo ou morto. A AGB está diretamente relacionada à quantidade de combustível disponível para combustão, sendo um importante indicador do potencial de severidade de incêndios florestais (BARBOSA *et al*., 2014).

A estimação da biomassa acima do solo (AGB) pode ser utilizada para compreender a dinâmica ecológica do ecossistema, assim como para prover subsídios importantes na elaboração de mapas de risco de incêndios florestais baseados na intensidade do combustível acumulado. Tradicionalmente, essa estimativa tem sido realizada por meio de inventários florestais, os quais, embora forneçam dados detalhados, são limitados em termos de cobertura espacial e demandam considerável esforço de campo (MCROBERTS *et al*., 2013; TEJADA *et al*., 2019).

O avanço do sensoriamento remoto tem permitido superar essas limitações. Tecnologias como o LiDAR (Light Detection and Ranging) e a fotogrametria aérea digital oferecem informações tridimensionais da estrutura florestal de forma mais eficiente e abrangente (CAO *et al*., 2019). O uso de drones equipados com esses sensores possibilita a coleta de dados de alta resolução, facilitando a modelagem da biomassa florestal e a análise de sua distribuição espacial (SOUSA, 2023).

Diante desse cenário, a presente pesquisa buscou responder à seguinte pergunta-problema: Como estimar de forma precisa a biomassa acima do solo (AGB) em florestas ombrófilas densas da Mata Atlântica utilizando tecnologias de sensoriamento remoto, e como essa estimativa pode auxiliar no mapeamento do risco de incêndios florestais?

2 OBJETIVOS

2.1 Objetivo geral

Esta pesquisa teve por objetivo estimar a biomassa acima do solo em fragmentos de Floresta Ombrófila Densa utilizando dados LiDAR e fotogrametria aérea digital, visando também contribuir para a avaliação do risco de incêndios florestais.

2.2 Objetivos específicos

a) Caracterizar a estrutura de fragmentos de floresta ombrófila densa por meio de dados LiDAR e fotogrametria aérea digital;
b) Aplicar modelos de estimativa de biomassa acima do solo com base em variáveis derivadas do LiDAR e da fotogrametria aérea digital;
c) Validar as estimativas geradas com dados de campo obtidos por inventário florestal;
d) Comparar a precisão dos modelos de estimativa baseados em dados lidar e fotogrametria aérea digital;
e) Avaliar a aplicabilidade e eficiência das técnicas de sensoriamento remoto na estimativa da biomassa acima do solo em florestas tropicais;
f) Discutir o potencial uso das estimativas de biomassa para avaliação do risco de incêndios florestais em fragmentos de Floresta Ombrófila Densa.

3 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

3.1 Mata Atlântica

O Brasil é constituído por seis biomas com características distintas, dentre eles encontra se a Mata Atlântica. O bioma é altamente biodiverso, composto por espécies endêmicas, sistemas biológicos frágeis ou com distribuição restrita, e ainda não totalmente estudado. Essa biodiversidade sugere que o bioma seja um importante patrimônio genético (REZENDE *et al*., 2018).

A vegetação da Mata Atlântica se organiza em diferentes fitofisionomias, que variam de acordo com fatores como clima, solo, altitude e proximidade com o litoral. Dentre essas formações, destaca-se a Floresta Ombrófila Densa, que ocorre principalmente nas regiões litorâneas e de encosta, caracterizando-se por apresentar elevada umidade, dossel contínuo, estrutura vertical complexa e alta diversidade de espécies arbóreas (IBGE, 2012).

A Floresta Ombrófila Densa é uma das formações mais importantes do bioma Mata Atlântica, não apenas por sua extensão original, mas também por seu papel na conservação de recursos hídricos, estabilidade do solo e manutenção da biodiversidade. Apesar de sua relevância ecológica, grande parte dessa formação encontra-se atualmente fragmentada devido à expansão urbana, agropecuária e exploração madeireira (REZENDE *et al*., 2018).

3.2 Inventário Florestal

O inventário florestal constitui uma ferramenta essencial para a obtenção de informações quantitativas e qualitativas sobre os recursos florestais e as características ecológicas dos ecossistemas onde as árvores se desenvolvem (KERSHAW JR. *et al*., 2016). Essas informações abrangem variáveis como densidade de árvores, diâmetro à altura do peito (D), altura total, área basal, volume de madeira e biomassa, além de aspectos

qualitativos, como composição florística, estágios sucessionais e saúde da vegetação. Essa abordagem permite não apenas caracterizar a estrutura e a dinâmica das florestas, mas também subsidiar a gestão sustentável dos recursos naturais, o planejamento de conservação e a avaliação de impactos ambientais.

De acordo com Campos e Leite (2006), o desenvolvimento de um inventário florestal envolve a integração de diversas áreas de atuação, incluindo técnicas de computação, cartografia da área, amostragem e medição. A cartografia desempenha um papel crucial ao delimitar as unidades de manejo e mapear a distribuição espacial das espécies, enquanto as técnicas de amostragem, como parcelas permanentes ou sistemáticas, garantem a representatividade dos dados coletados. As medições, realizadas com instrumentos como paquímetros, clinômetros e réguas de altura, fornecem dados precisos que servem de base para estimativas estatísticas e modelagem florestal. Além disso, o uso de tecnologias modernas, como sistemas de informação geográfica (SIG) e sensoriamento remoto, tem revolucionado os inventários, permitindo a integração de dados de campo com imagens de satélite e levantamentos aéreos, como os realizados com LiDAR, ampliando a escala e a precisão das análises (WHITE *et al*., 2016).

A importância do inventário florestal transcende a mera quantificação de recursos, estendendo-se à conservação da biodiversidade e ao monitoramento de mudanças climáticas. Em florestas tropicais, como as ombrófilas densas, o inventário possibilita avaliar o estoque de carbono, essencial para iniciativas de REDD+ (Redução de Emissões por Desmatamento e Degradação), e identificar áreas de regeneração ou degradação, como pastagens sujas ou vegetação secundária em diferentes estágios (Chave *et al*., 2014). Métodos tradicionais, como o inventário por parcelas, combinados com abordagens alométricas, fornecem estimativas de biomassa com base em relações entre o diâmetro à altura do peito (D), a altura das árvores e a densidade da madeira.

As abordagens alométricas consistem na utilização de equações empíricas que descrevem relações matemáticas entre variáveis mensuráveis da árvore (como DAP e altura) e variáveis difíceis de medir diretamente, como volume ou biomassa (CHAVE *et*

al., 2014). Essas equações são fundamentais para estimativas indiretas da biomassa florestal. Tecnologias avançadas, como a fotogrametria aérea, complementam essas análises ao mapear com maior detalhamento a estrutura vertical do dossel (DANDOIS & ELLIS, 2013).

Além disso, o inventário florestal desempenha um papel estratégico na gestão territorial, auxiliando na delimitação de zonas de amortecimento, no planejamento de aceiros e na prevenção de incêndios ou invasões biológicas. A integração de dados de inventário com modelos preditivos permite simular cenários futuros de crescimento florestal e avaliar a resiliência dos ecossistemas frente a pressões antrópicas (VANCLAY , 2006). Assim, o inventário florestal emerge como uma ponte entre a pesquisa científica e a aplicação prática, fornecendo subsídios para políticas públicas e estratégias de manejo sustentável, especialmente em regiões como o norte do Espírito Santo, onde a Mata Atlântica enfrenta desafios de fragmentação e recuperação.

3.3 Biomassa florestal e riscos de incêndios

A biomassa florestal é definida como a quantidade total de matéria orgânica presente na vegetação de um ecossistema, sendo considerada um dos principais indicadores da produtividade e do potencial de sequestro de carbono das florestas (BARBOSA et al., 2014). Em especial, a biomassa acima do solo (AGB – *Aboveground Biomas*s) refere-se à parte aérea da vegetação, incluindo troncos, galhos, folhas e outros componentes vivos. Sua quantificação é essencial para estimativas de carbono estocado, balanços de emissões de gases de efeito estufa e estratégias de conservação e manejo sustentável.

Nesse sentido, o avanço de tecnologias de sensoriamento remoto tem ampliado as possibilidades de estimativa da biomassa de forma mais eficiente e abrangente.

Além de ser um indicador ecológico relevante, a biomassa também está diretamente relacionada ao risco de incêndios florestais. O acúmulo de material vegetal, especialmente em áreas com elevada densidade de AGB, pode servir como combustível para a propagação

do fogo. Incêndios florestais são eventos de queima descontrolada da vegetação que causam perdas ecológicas, econômicas e sociais, sendo majoritariamente causados por ações humanas (FIEDLER *et al*., 2020; TORRES, 2020). No Brasil, o uso recorrente do fogo como prática agrícola ou para limpeza de áreas é uma das principais causas desses eventos (ANDERSON, 2017).

Esses incêndios afetam diretamente a biodiversidade, aumentam a fragmentação florestal, contribuem para a poluição atmosférica e aceleram processos de degradação do solo, como a erosão (RAMALHO *et al*., 2021; BOND e KEELEY, 2005). A intensidade e propagação das chamas são determinadas por fatores como clima, topografia, tipo de vegetação e interferência antrópica (TORRES, 2020).

Dessa forma, a modelagem da biomassa com auxílio do sensoriamento remoto não apenas contribui para a compreensão da dinâmica dos ecossistemas, mas também se mostra uma ferramenta estratégica para o mapeamento de zonas com maior potencial de risco de incêndios, auxiliando na prevenção e no planejamento ambiental.

3.4 LiDAR

A tecnologia LiDAR (Light Detection and Ranging) é um método de sensoriamento remoto ativo que utiliza pulsos de laser para medir distâncias entre o sensor e a superfície terrestre, gerando nuvens de pontos tridimensionais de alta resolução (ZHANG et al., 2016). Essa tecnologia permite a extração de métricas estruturais da vegetação, como altura, densidade, cobertura do dossel e distribuição vertical, que são fundamentais para modelagens ecológicas, estimativas de biomassa e monitoramento de florestas (ROUSSEL et al., 2021).

O LiDAR aerotransportado (ALS) é amplamente utilizado em estudos florestais devido à sua alta precisão na caracterização de estruturas florestais, mesmo em vegetação densa, como as florestas tropicais ombrófilas da Mata Atlântica (BARBOSA et al., 2014).

Por meio da classificação dos pontos retornados, o LiDAR possibilita a geração de Modelos Digitais de Terreno (MDT) e de Superfície (MDS), que são essenciais para normalizar alturas e analisar a estrutura florestal. Além disso, sensores LiDAR acoplados a drones têm se destacado por sua flexibilidade e capacidade de mapear áreas menores com alta resolução (SCHUH, 2019; YADAV, 2016).

Na área de estudo, o LiDAR tem sido empregado em diversas aplicações práticas, especialmente em florestas tropicais. Por exemplo, na Mata Atlântica, o LiDAR aerotransportado tem sido utilizado para estimar a biomassa acima do solo (Above-Ground Biomass - AGB), permitindo a quantificação de carbono estocado e o monitoramento de mudanças na cobertura florestal (SILVA et al., 2018). Estudos também têm aplicado o LiDAR para avaliar a estrutura vertical do dossel, identificando padrões de regeneração natural e áreas degradadas, o que auxilia na formulação de estratégias de restauração ecológica (ALMEIDA et al., 2020). Além disso, o uso de LiDAR montado em drones tem facilitado o monitoramento de fragmentos florestais em pequena escala, fornecendo dados detalhados para a gestão de unidades de conservação e o planejamento de corredores ecológicos (SANTOS et al., 2021). Essas aplicações demonstram o potencial do LiDAR em fornecer informações precisas e detalhadas, contribuindo para a conservação e o manejo sustentável de ecossistemas florestais.

As nuvens de pontos tridimensionais geradas pelo LiDAR, densas e georreferenciadas, oferecem uma ampla gama de informações que podem ser processadas para análises espaciais e temporais, consolidando a tecnologia como uma ferramenta indispensável para estudos florestais (SCHUH, 2019).

3.5 Fotogrametria aérea digital

A aerofotogrametria é uma técnica de sensoriamento remoto passivo que utiliza imagens aéreas sobrepostas para reconstruir a superfície terrestre em três dimensões por

meio de algoritmos de *Structure from Motion* (SfM) (AGISOFT, 2023). Com drones equipados com câmeras de alta resolução, obtêm-se imagens georreferenciadas que geram ortofotos, modelos digitais de superfície (MDS) e nuvens de pontos densas.

Embora tenha menor penetração em áreas densamente vegetadas em comparação ao LiDAR, a aerofotogrametria destaca-se pelo baixo custo e facilidade de operação, sendo ideal para áreas abertas ou projetos com restrições orçamentárias (FLANNIGAN et al., 2000). Sua acurácia depende da qualidade da câmera, altitude de voo, sobreposição de imagens e uso de pontos de controle em solo (GCPs).

Na área de estudo, focada em florestas tropicais como a Mata Atlântica, a aerofotogrametria tem sido aplicada para mapear clareiras e monitorar áreas degradadas, auxiliando no planejamento de restauração ecológica (SANTOS et al., 2022). Também é usada para estimar a altura de árvores em regeneração natural, complementando inventários florestais (OLIVEIRA et al., 2021), e para detectar desmatamento ilegal em unidades de conservação (FERREIRA et al., 2020). Essas aplicações destacam sua relevância para o manejo e a conservação florestal.

3.6 Modelos digitais de elevação

Após o escaneamento por LiDAR ou aerofotogrametria aérea, obtém-se uma nuvem de pontos tridimensionais (3D), georreferenciada e de alta densidade, que representa com precisão a estrutura da vegetação e do terreno (SCHUH, 2019; YADAV, 2016). A partir dessa nuvem, derivam-se Modelos Digitais de Elevação (MDE), como o Modelo Digital de Superfície (MDS) e o Modelo Digital de Terreno (MDT). O MDS retrata a superfície superior da paisagem, incluindo o dossel de árvores, edificações e outras estruturas elevadas, enquanto o MDT, gerado a partir de pontos classificados como solo, representa o relevo real, sem interferência de vegetação ou construções (MONGUS et al., 2014).

Na área de estudo, focada em florestas tropicais como a Mata Atlântica, os produtos derivados de nuvens de pontos têm sido amplamente utilizados para fins ecológicos e de

manejo. O MDT é empregado para modelar o relevo em áreas florestais, auxiliando na análise de drenagem e no planejamento de corredores ecológicos (SILVA et al., 2019). O MDS, por sua vez, é usado para estimar a altura do dossel e a densidade da vegetação, fornecendo dados para cálculos de biomassa acima do solo e monitoramento de mudanças na cobertura florestal (ALMEIDA et al., 2020). Além disso, a combinação de MDS e MDT permite a normalização de alturas para mapear a estrutura vertical da floresta, essencial para estudos de regeneração natural e identificação de áreas degradadas (SANTOS et al., 2021). Esses produtos também são aplicados em projetos de conservação, como o monitoramento de fragmentos florestais e a detecção de desmatamento, contribuindo para a gestão sustentável de ecossistemas tropicais.

4 MATERIAL E MÉTODOS

4.1 Área de estudo

O estudo foi conduzido em oito áreas no norte do estado do Espírito Santo (Figura 1), onde o bioma característico é de Mata Atlântica e fitofisionomia de floresta ombrófila densa. De acordo com a classificação de Köppen–Geiger, o clima predominante na região é do tipo “Aw”, caracterizado por ser tropical chuvoso com estação seca no inverno. A temperatura média anual é de 23,6 °C, enquanto a precipitação média anual é de 1.290 mm (ALVARES, 2013). O relevo é majoritariamente plano (80%), com uma menor parcela composta por terrenos acidentados (20%) e altitude média de 55 m (INCAPER, 2020). O solo local é classificado como argissolo amarelo distrófico (IBGE, 2022). No total, as oito áreas que foram analisadas, somam aproximadamente 201 hectares.

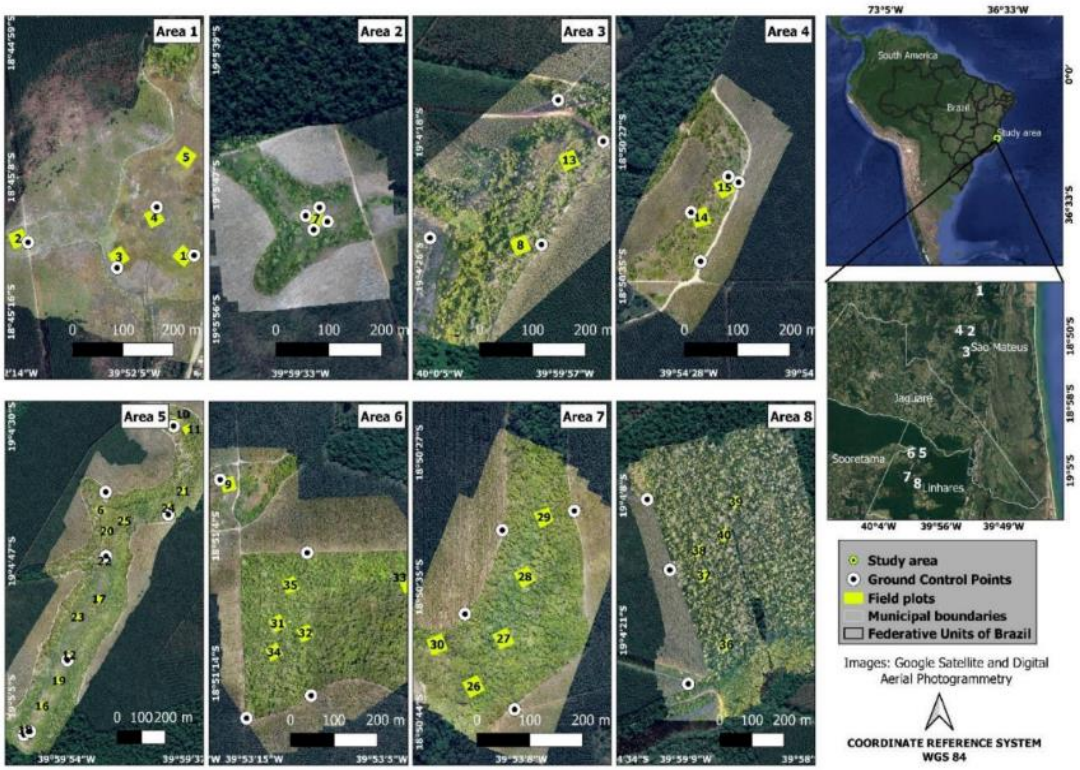


Figura 1. Localização da área de estudo.

Fonte: Cabral et al. (2023).

A classificação da vegetação foi realizada antes de iniciar o inventário florestal, seguindo os critérios estabelecidos pela Resolução CONAMA n° 026/1994. As vegetações onde as parcelas inseridas apresentam diversas tipologias que compõem a estrutura do bioma (Tabela 1).

Tabela 1. Classes de vegetação distribuídas com o número de parcelas amostradas.

Classe de vegetação	Número de Parcelas
Pasto sujo ralo (PSR)	4
Pasto sujo denso (PSD)	4
Pasto denso e sujo infestado de espécies exóticas (PSDE)	5
Vegetação Secundária em Estágio Inicial com espécie exóticas (VSIE)	5
Vegetação secundária em estágio inicial (VSI)	5
Vegetação secundária em estágio médio (VSM)	5
Vegetação secundária em estágio avançado (VSA)	5

Fonte: BRASIL, 1994.

Essas vegetações secundárias se desenvolvem sobre áreas originalmente cobertas por Floresta Ombrófila Densa — também conhecida regionalmente como Mata de Tabuleiro ou Floresta de Tabuleiro — formação típica da planície costeira do norte do Espírito Santo e amplamente representativa da Mata Atlântica (PAULA *et al*, 2011). Esse tipo florestal é caracterizado por árvores de grande porte, dossel fechado e elevada biodiversidade, embora atualmente esteja bastante fragmentado devido ao uso antrópico histórico.

4.2 Inventário Florestal

Na realização do inventário florestal, foram distribuídas 34 parcelas com dimensões de 30 m x 30 m (0,09 ha), utilizando o processo de amostragem aleatória com parcelas de áreas fixas. Os vértices de cada parcela foram georreferenciadas com um Global navigatins

Satellite System (GNSS) no modo real time kinematic (RTK). Em cada parcela, mediu-se o diâmetro à altura do peito (D), medido a 1,30 m do solo) ≥ 5 cm e a altura total medida (H) das árvores vivas, foram mensurados com o auxílio de uma fita métrica e de uma régua telescópica de 15 m, respectivamente. Para indivíduos com altura maior que 15 m, utilizou-se um Clinômetro Suunto PM-5/360PCN. Todos os indivíduos foram identificados por nível de gênero ou espécie com o auxílio de um taxonomista vinculado ao Herbário da Reserva Natural Vale. A classificação seguiu o sistema Angiosperm Phylogeny Group IV (APG IV, 2023), enquanto a nomenclatura foi padronizada conforme A Lista de Espécies da Flora do Brasil (FLORA DO BRASIL, 2023).

Para obter informações sobre a densidade da madeira das espécies (ρ), os valores foram extraídos com base na identificação das espécies utilizando o pacote R BIOMASS (RÉJOU-MÉCHAIN *et al.*, 2017). Quando não houve dados disponíveis para determinada espécie, considerou-se as médias correspondentes ao gênero ou à família. Como fonte de referência, foi utilizado o banco de dados global de densidade da madeira de árvores (CHAVE *et al.*, 2009).

Utilizou-se os dados individuais de cada árvore para calcular a biomassa acima do solo (AGB) em nível de parcela. A biomassa de cada árvore (kg) foi estimada por meio da equação alométrica desenvolvida por Chave et al. (2014) (Equação 1).

$$AGB = 0{,}0673 * (\rho * D^2 * \mathrm{H})^{0{,}976} \qquad \text{(Equação 1)}$$

Em que: AGB = Biomassa (kg); ρ = Densidade da madeira do fuste da espécie (g/cm³); D = Diâmetro altura do peito (cm); H Altura (m).

Após a estimativa da biomassa de cada árvore, os valores foram somados e divididos pela área da parcela, resultando na estimativa de AGB por hectare ($Mg.ha^{-1}$).

4.3 LiDAR

Os dados LiDAR foram coletados com o uso do scanner a laser GeoSLam ZEB-HORIZON 3D (modelo GS510254), operando a uma frequência de 100 Hz, com precisão variando entre 1 e 3 cm e uma taxa de aquisição de 300.000 pontos por segundo (GEOSLAM, 2022). Os voos foram conduzidos no modo Visual Line of Sight (VLOS) a uma velocidade de 3m/s e 80 m de altura. Para o voo utilizou-se um drone multirrotor modelo DJI Matrice 600 PRO de seis rotores.

4.4 Fotogrametria aérea digital

Para a fotogrametria aérea digital (FAD), utilizou-se um drone multirrotor DJI Mavic 2 PRO (SZ DJI Technology Co., Ltd., Shenzhen, China) que conta com uma câmera RGB equipada com um sensor CMOS (Complementary Metal-Oxide Semiconductor) de 20 megapixels, gerando imagens com resolução de 5472 × 3648 pixels. A condição climática do dia teve a presença de ventos moderados (<10 nós) e céu claro. Nos voos, utilizou-se uma altura média de 80 m, respeitando o Instituto de Cartografia Aérea - ICA 100-40 (DECEA, 2015), com sobreposição longitudinal de 75% e lateral de 65%, a uma velocidade de 7 m/s.

4.5 Processamento dos dados

4.5.1 LiDAR

O processamento dos dados LiDAR de cada área foi realizado no ambiente R (versão 4.3.1), por meio do pacote lidR (ROUSSEL et al., 2021). A classificação dos pontos do solo foi conduzida por meio da função classify_ground, que utiliza o Ground Segmentation Algorithm (CSF). Esse método é baseado no Cloth Simulation Filter (ZHANG et al., 2016), um algoritmo que simula uma superfície flexível para diferenciar pontos do solo e da vegetação com alta precisão. O georreferenciamento foi realizado de forma pós-processada, usando o Software GeoSLAM e referências fixas no campo, a fim de garantir

que as nuvens de pontos representassem com precisão a localização real das parcelas escaneadas.

Após a classificação, os pontos de solo foram interpolados por meio da função *rasterize_terrain*, empregando o algoritmo TIN (Triangular Irregular Network) para a geração de um modelo digital de terreno (MDT) com resolução espacial de 1 m. A normalização das nuvens de pontos foi obtida pela subtração das elevações do MDT das elevações originais dos pontos, garantindo que a altura de cada ponto seja ajustada em relação ao nível do solo. Esse processo permitiu a obtenção de alturas normalizadas, essenciais para análises estruturais da vegetação. Todas as etapas metodológicas foram conduzidas no ambiente R (R Core Team, 2024).

4.5.2 Fotogrametria aérea digital

As imagens obtidas de FAD, foram processadas no software Agisoft Metashape, que aplica algoritmos de Structure from Motion (SfM) para alinhamento e construção de nuvens de pontos 3D. O alinhamento foi configurado com alta precisão, utilizando até 40.000 pontos-chave e 10.000 pontos de amarração. Pontos de controle de solo (GCPs), com no mínimo quatro por levantamento, também foram distribuídos nas áreas sobrevoadas. As coordenadas dos GCPs foram coletadas com GNSS RTK que alcança uma precisão submétrica no sistema SIRGAS 2000 UTM 24 S. O erro médio (RMSE) foi obtido por meio da equação 2 e equação 3.

$$RMSE = \sqrt{\sum_{t}^{n} \frac{(Yi - \hat{Y})^2}{n}} \quad 2)$$

$$RMSE\ (\%) = \frac{RMSE}{Y} \quad 3)$$

Em que: Y_i= variável dependente observada,$Y\grave{i}$= variável dependente estimada, $\hat{Y}$= média da variável dependente observada e n = número de observações.

A geração da nuvem densa de pontos foi realizada com os parâmetros ajustados para alta qualidade e aplicação do modo de filtragem de profundidade do tipo “agressivo”. Para os oito levantamentos, a média da distância da amostra ao solo foi de aproximadamente 2,5 cm por pixel.

4.6 Métricas estruturais

Foram extraídas métricas convencionais associadas à distribuição de altura, incluindo média, moda, variância, altura máxima e percentis. Além disso, calculou-se métricas que caracterizam a forma da distribuição da altura da nuvem de pontos, como coeficiente de assimetria, curtose e momentos lineares (Tabela 2). Essas métricas foram extraídas no software FUSION/LDV versão 4.41 (MCGAUGHEY, 2014).

Tabela 2. Métricas estruturais extraídas das nuvens de pontos.

Tipo	Métricas	Descrição
	H_{min}	Altura mínima
	H_{max}	Altura máxima
	H_{mean}	Altura média
	H_{mode}	Moda da altura
	H_{CV}	Coeficiente de variação
	H_{SD}	Desvio padrão
	H_{V}	Variância
Altura	H_{IQ}	Distância interquartil
	H_{skew}	Assimetria
	H_{kurt}	Curtose
	HP_{X}	Percentil (1 , 5, 10, 20, 25, 30, 40, 50, 60, 70, 75, 80, 90, 95, 99)
	$H_{SQRT}me_{Q}$	Média generalizada para a 2ª potência
	$H_{CURT}men_{CUBE}$	Média generalizada para a 3ª potência
	HAAD	Desvio absoluto médio
	$HMAD_{median}$	Mediana dos desvios absolutos em relação à mediana geral

	$HMAD_{mode}$	Moda dos desvios absolutos em relação à moda geral
	HL_X	Momentos lineares (L1, L2, L3 e L4)
	HL_{skew}	Assimetria baseada em momentos lineares
	HL_{kurt}	Curtose baseada em momentos lineares
	HCRR	Razão de relevo do dossel $(H_{mean} - H_{min}) / (H_{max} - H_{min})$
Cobertura Dossel	CCH	Total de todos os retornos
	CCHmean	Todos os retornos acima da altura média
	CCHmode	Todos os retornos acima do valor modal de altura
	CCHmean	Porcentagem de todos os retornos acima da altura média em relação ao número total de pontos
	CCHmode	Porcentagem de todos os retornos acima da altura modal em relação ao número total de pontos
	$CCH2_m$	Porcentagem de todos os retornos acima de 2 m de altura em relação ao número total de pontos

Fonte: MCGAUGHEY, 2014.

Cada modelo foi avaliado por meio de testes estatísticos para verificar os pressupostos de normalidade e homogeneidade de variâncias, além de análises gráficas para avaliar a correspondência entre os valores estimados e de referência e a distribuição dos erros.

5 RESULTADOS E DISCUSSÃO

5.1 Inventário Florestal

Com base nos resultados do inventário florestal, que identificou 2.685 indivíduos distribuídos em 240 espécies, observa-se uma alta riqueza florística típica da Mata Atlântica (JOLY et al., 2014).

Na Figura 2, são apresentadas as cinco espécies mais representativas em número de indivíduos para cada classe de vegetação, o que permite observar padrões na dominância florística entre os diferentes usos e estágios de regeneração. As espécies dominantes, como

Brysonima sericea (pasto sujo denso com exóticas - PSDE), *Acacia auriculiformes* (PSDE e vegetação secundária inicial com exóticas - VSIE), *Schinus terebinthifolius* e *Joanesia princeps* (pasto sujo ralo - PSR), *Handroanthus chrysothrichus* (vegetação secundária média - VSM), *Tapirira guianensis* (vegetação secundária inicial - VSI) e *Astronium concinnum* (vegetação secundária avançada - VSA), refletem diferentes estágios sucessionais e níveis de perturbação. Esses padrões apresentados, influenciam diretamente a biomassa acima do solo (AGB) e a suscetibilidade a incêndios, que foram analisados em conjunto com dados de LiDAR e fotogrametria aérea para modelar o risco de incêndio.

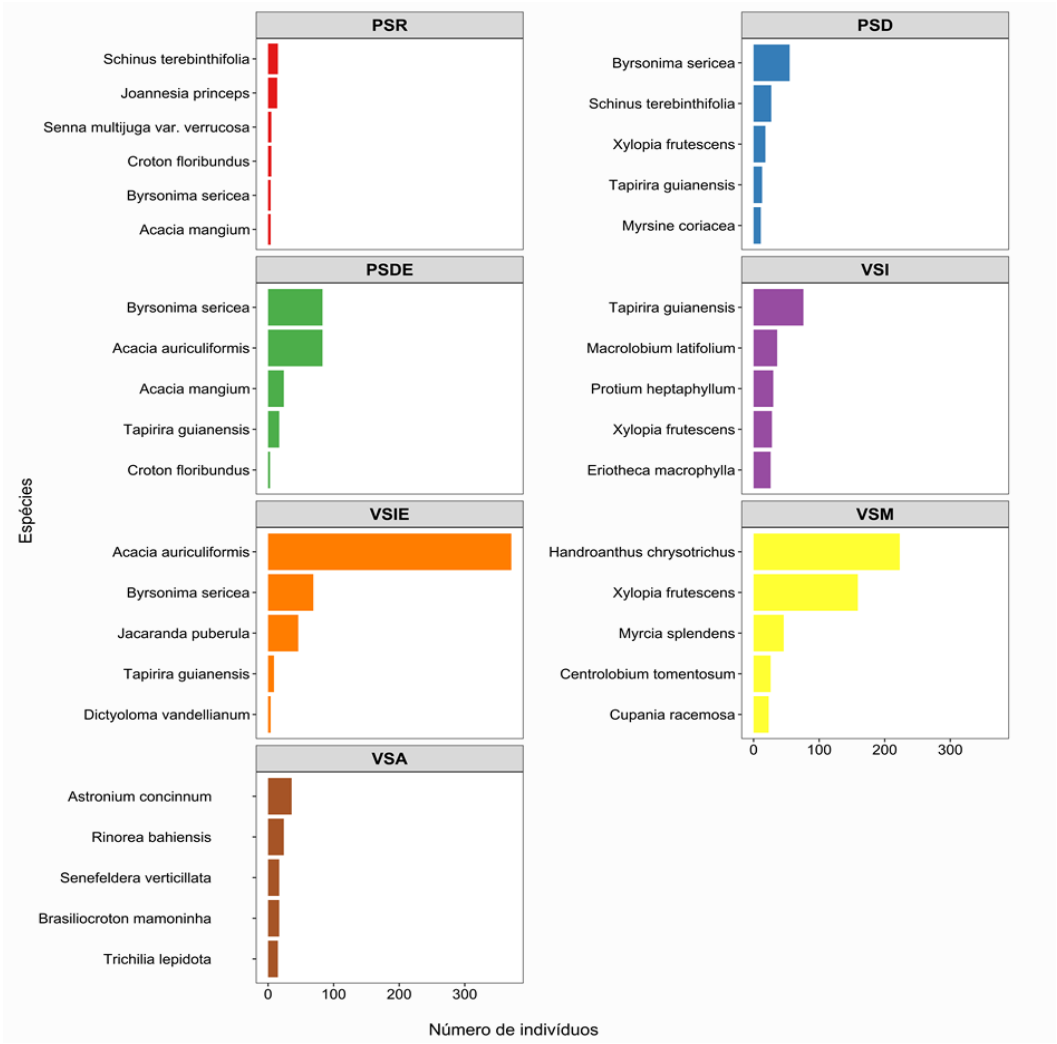


Figura 2. Frequência de espécies por classes de vegetação. Fonte: O autor.

Os resultados indicam que áreas de pasto sujo (PSR e PSDE) apresentam menor diversidade florística, com dominância de poucas espécies, como *B. sericea* e *A. auriculiformes*, refletindo o empobrecimento típico de áreas degradadas (SANTOS et al., 2023). Já as vegetações secundárias (VSI, VSM, VSA, VSIE) mostram maior diversidade e complexidade estrutural, com espécies como *T. guianensis*, *H. chrysothrichus* e *A. concinnum*, sugerindo recuperação ecológica (ALMEIDA & PEREIRA, 2022; PEREIRA & SOUZA, 2024). A área basal (10-15 m²/ha, Figura 3A), o diâmetro predominante (8-10 cm, Figura 3B) e a altura das árvores (9-12 m, Figura 3C) indicam uma vegetação de densidade moderada, com AGB (Figura 3D) característica de florestas secundárias em regeneração, mas ainda distante da estrutura de florestas maduras (PAULA et al., 2011).

Espécies pioneiras, como *B. sericea* e *A. auriculiformes*, contribuem para uma AGB inicial mais baixa, composta por material combustível fino (folhas, galhos), o que aumenta a inflamabilidade. Um estudo de 2020 sobre o Cerrado mostrou que áreas com espécies pioneiras, como *B. sericea*, sofrem redução de AGB devido a incêndios frequentes, que impedem a recuperação de árvores maiores e perpetuam a dominância de material inflamável (GOMES et al., 2020). A presença de *A. auriculiformes*, uma exótica invasora, agrava esse cenário, pois seu rápido crescimento eleva a AGB, mas também a carga de combustível, como observado em análises de savanas tropicais (SILVA et al., 2022). Em contrapartida, espécies de estágios mais avançados, como *A. concinnum* e *H. chrysothrichus*, aumentam a AGB com árvores de maior porte, contribuindo para o sequestro de carbono, mas também para o risco de incêndios mais intensos devido à maior quantidade de biomassa lenhosa (ZHANG et al., 2025).

A suscetibilidade a incêndios varia entre as classes de vegetação devido à composição de espécies e à AGB. Em PSR e PSDE, dominados por *B. sericea*, *S. terebinthifolius* e *A. auriculiformes*, a baixa diversidade e a alta proporção de material combustível fino (como folhas secas e galhos) aumentam a inflamabilidade. Estudos recentes indicam que espécies invasoras, como *S. terebinthifolius*, alteram a dinâmica de fogo em áreas degradadas, promovendo queimas mais frequentes devido à sua rápida

regeneração pós-fogo (RIBEIRO et al., 2023). Da mesma forma, *A. auriculiformes* forma densos aglomerados em PSDE e VSIE, aumentando a AGB e o risco de incêndios rápidos, conforme observado em florestas tropicais invadidas (OLIVEIRA & FONSECA, 2021).

Em vegetações secundárias (VSI, VSM, VSA), espécies como *T. guianensis* e *A. concinnum* apresentam maior resistência ao fogo devido a traços funcionais, como maior densidade de madeira e menor proporção de material fino. Um estudo de 2021 sobre florestas tropicais destacou que *T. guianensis* reduz a propagação de fogo em estágios iniciais de sucessão devido a características foliares menos inflamáveis (VARGAS-LARRETA et al., 2021). No entanto, em VSA, onde *A. concinnum* predomina, a maior AGB (devido a árvores de maior diâmetro e altura) pode resultar em incêndios mais severos, com perdas significativas de biomassa, como indicado por análises de sensoriamento remoto em florestas tropicais (ZHANG et al., 2025). Para *J. princeps* (PSR), embora dados específicos sejam escassos, a literatura sugere que espécies arbustivas em áreas degradadas sofrem redução de AGB e diversidade após incêndios recorrentes, perpetuando a suscetibilidade (SANTOS et al., 2023).

O uso de LiDAR e fotogrametria aérea no estudo permite estimar a AGB com alta precisão, capturando a estrutura tridimensional da vegetação (altura e densidade do dossel, via Modelo Digital de Superfície - MDS) e a topografia (declividade e orientação, via Modelo Digital de Terreno - MDT). Esses dados complementam o inventário florestal, validando as medidas de DAP, altura e AGB. Por exemplo, em PSDE, a dominância de B. sericea e *A. auriculiformes* em áreas com maior declividade (detectada pelo MDT) indica maior risco de propagação rápida de incêndios devido à alta carga de combustível fino. Já em VSA, a maior AGB associada a *A. concinnum* sugere maior intensidade de fogo em caso de queima, especialmente em terrenos favoráveis à propagação. Um estudo de 2024 sobre florestas tropicais destacou que a integração de LiDAR com dados de campo melhora a precisão na modelagem de AGB e risco de incêndio, permitindo identificar áreas prioritárias para manejo (PEREIRA & SOUZA, 2024). A presença de espécies invasoras, como A. auriculiformes e S. terebinthifolius, em PSDE e PSR sugere a necessidade de

manejo ativo, como remoção seletiva e uso de fogo controlado, para reduzir a carga de combustível e promover a regeneração de espécies nativas (OLIVEIRA & FONSECA, 2021). Em áreas de vegetação secundária (VSI, VSM, VSA), a conservação da AGB é crucial para o sequestro de carbono, mas exige monitoramento contínuo para prevenir incêndios severos, especialmente em VSA com alta densidade de A. concinnum (ZHANG et al., 2025). Estratégias de manejo integrado, como as propostas por Santos et al. (2023), podem equilibrar a restauração ecológica e a mitigação de riscos de incêndio, promovendo a recuperação de áreas degradadas na Mata Atlântica.

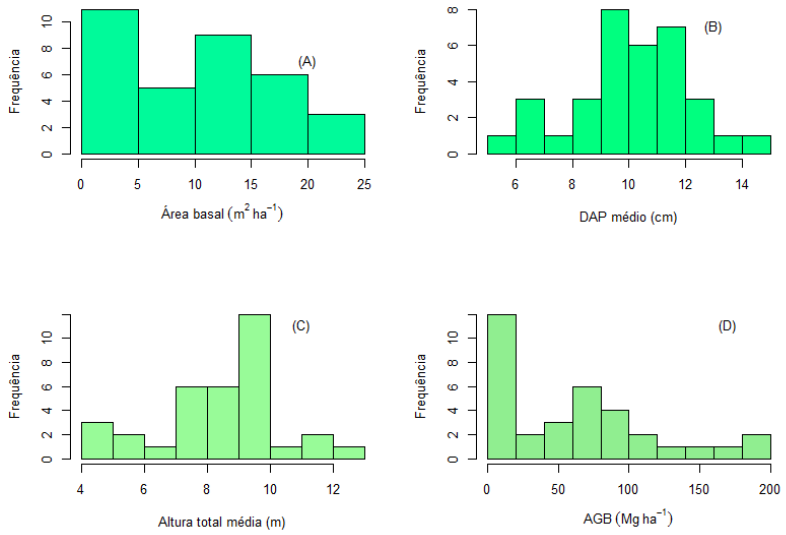


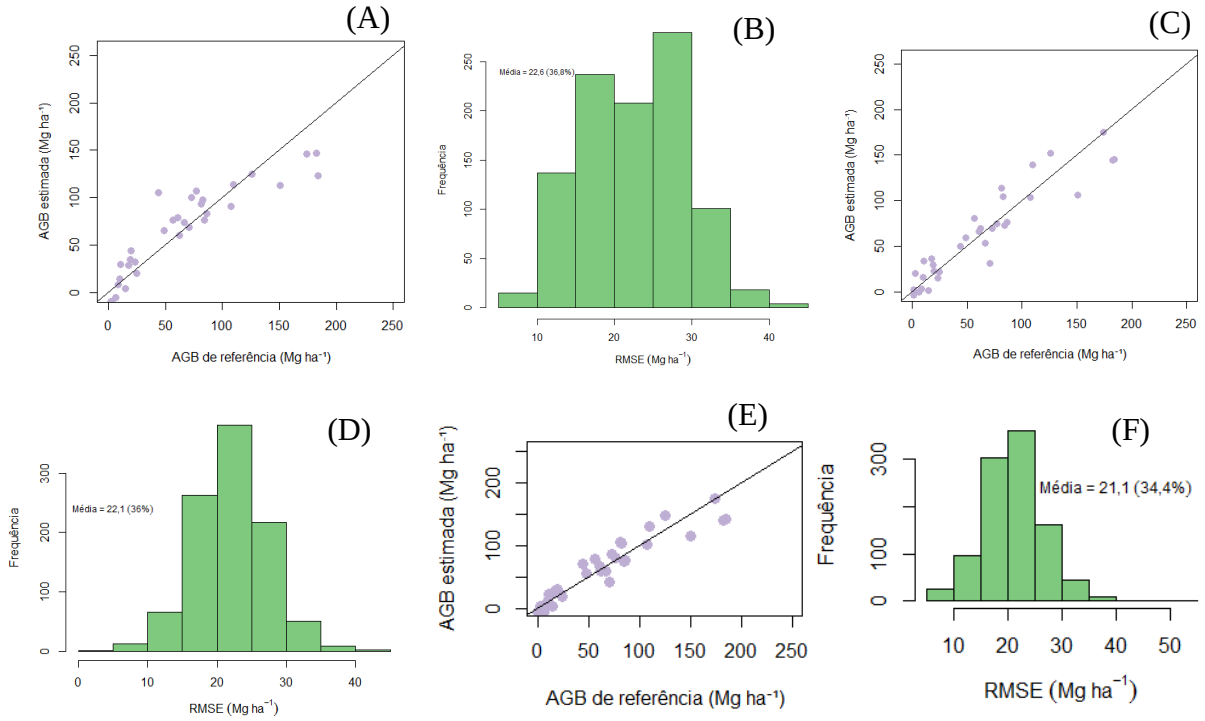
Figura 5. (A) Distribuição da área basal (m²/ha) em relação a frequência; (B) Distribuição do diâmetro à altura do peito (DAP); (C) Altura total média das árvores; (D) Biomassa aérea (AGB) em Mg/ha.

Fonte: O autor.

5.2 LiDAR

Na Figura 3, é possível visualizar os melhores modelos que foram obtidos. O Modelo 1 (N1), que utilizou apenas o 80º percentil (HP80), alcançou R^2 de 0,85 na validação e

RMSE de 36,8 %, representando um bom desempenho inicial (Figura 3). Esta variável, que expressa a altura dominante do dossel, é eficaz em ambientes onde há relativa uniformidade na distribuição vertical (MORAES *et al.*, 2025). Contudo, seu uso isolado mostrou-se limitado para capturar variações estruturais mais sutis, como áreas de regeneração, clareiras ou forte presença de vegetação de sub-bosque, aspectos recorrentes na Floresta Ombrófila Densa. No Modelo 2, houve melhora considerável na acurácia, reduzindo o erro absoluto (RMSE) para 36%, e mantendo R^2 elevado (0,86). Isso reforça a relevância de variáveis que representam tanto a distribuição quanto a dispersão dos retornos verticais do LiDAR, especialmente em florestas com alta heterogeneidade (Tabela 4).



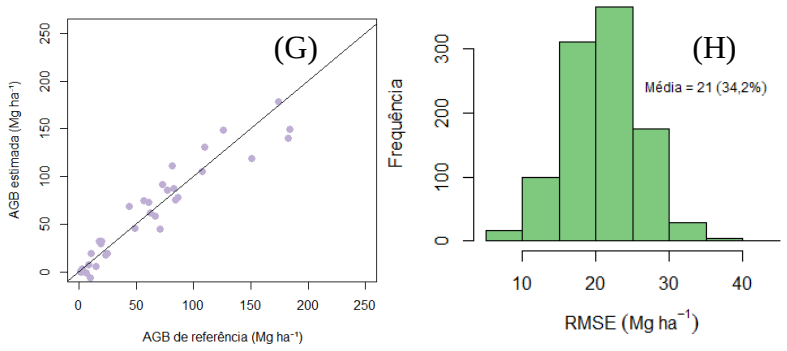


Figura 4. Ajuste do modelo 1 (A), RMSE modelo 1 (B), ajuste do modelo 2 (C), RMSE do modelo 2 (D), ajuste do modelo 3 (E), RMSE do modelo 3 (F), ajuste do modelo 4 (G) e RMSE do modelo 4 (H) de dados LiDAR.

Fonte: O autor.

Já o Modelo 3 (HL3), capturou com maior fidelidade a vegetação rasteira e a regeneração, elementos presentes principalmente nas classes PSDE, VSIE e VSI, o que se traduziu em maior acurácia (R^2 de 0,88 e RMSE de 34,4%). Estudos anteriores já destacaram a relevância dessa métrica em áreas com intensa regeneração natural (Ferraz et al., 2016).

O Modelo 4, que integrou quatro variáveis (H_maximum, H_variance, H_P01 e H_P50), obteve o melhor desempenho geral, com R^2 de 0,88 e RMSE de 34,4% na validação. Isso indica que a combinação de métricas representativas de diferentes extratos do dossel permite capturar com mais precisão a variação da biomassa entre as diferentes classes de vegetação, desde os pastos sujos até as áreas de vegetação secundária em estágio avançado. A inclusão de H_P01 e H_variance é particularmente relevante em florestas tropicais, onde a biomassa não está concentrada apenas nas árvores dominantes, mas distribuída em múltiplos estratos (ASNER & MASCARO, 2014).

ALS					
N	MODELOS	TESTE		VALIDAÇÃO	
		R^2	RMSE	R^2	RMSE
1	AGB = -58.1362 + 10.4939 Elev_P80, y = T)	0.84	21.7(35.4%)	0.85	22.6 (36.8%)
2	AGB = -31.1382 + 2.7228 Elev_variance +37.8887 Elev_P01, y = T)	0.87	19.3(31.4%)	0.86	22.1 (36%)
3	AGB = -25.142 + 3.215 Elev_variance + -29.332 Elev_L3 + 30.578 Elev_P01, y = T)	0.9	17.3(28.2%)	0.88	21.1 (34.4%)
4	AGB = -10.9131 -2.8405 Elev_maximum + 3.4617 Elev_variance + 29.4178Elev_P01 + 4.0917 Elev_P50, y = T)	0.91	16.5(26.8%)	0.88	21.1 (34.4%)
FAD					
N	MODELOS	TREINO	VALIDAÇÃO		
		R^2	RMSE	R^2	RMSE
1	AGB = -60.0047 + 7.5534 Elev maximum	0.73	28 (45.6%)	0.73	29.4 (47.9%)
2	AGB = -41.3772 + 5.5652 Elev_maximum + 10.1417Elev_P05	0.8	24.2 (39.4%)	0.79	26.8 (43.7%)
3	AGB= 200.7001 + 5.6000 Elev_maximum -281.6713 Elev_L_CV -2.8034 Percentage_first_returns_above_mean	0.83	22.3 (36.4%)	0.81	24.5 (39.9%)
4	AGB = 112.001 -6.184 Elev_mode -491.089 Elev_L_CV +367.209 Elev_L_skewness +15.334 Elev_P70	0.88	18.4 (29.9%)	0.87	20.9 (34%)

Tabela 3. Estatísticas de ajuste e validação dos melhores modelos para estimar a AGB através dos dados de FAD e ALS.

A fotogrametria aérea digital tem se destacado como alternativa de menor custo ao LiDAR para estimativas estruturais da vegetação, sendo amplamente utilizada em inventários florestais, especialmente em contextos de monitoramento frequente e em áreas de difícil acesso (DANDOIS & BÉLAND, 2021; PULIT *et al*., 2015).

Os modelos ajustados com base em dados derivados de nuvens de pontos fotogramétricas para estimar AGB em Floresta Ombrófila Densa apresentaram desempenho progressivamente superior à medida que se incorporaram métricas que capturam a complexidade estrutural da vegetação.

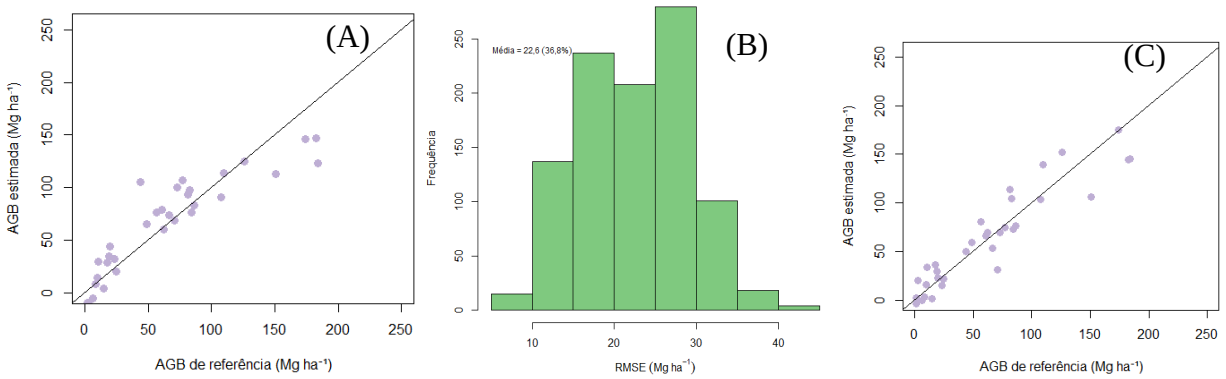
5.3 Fotogrametria aéreo digital

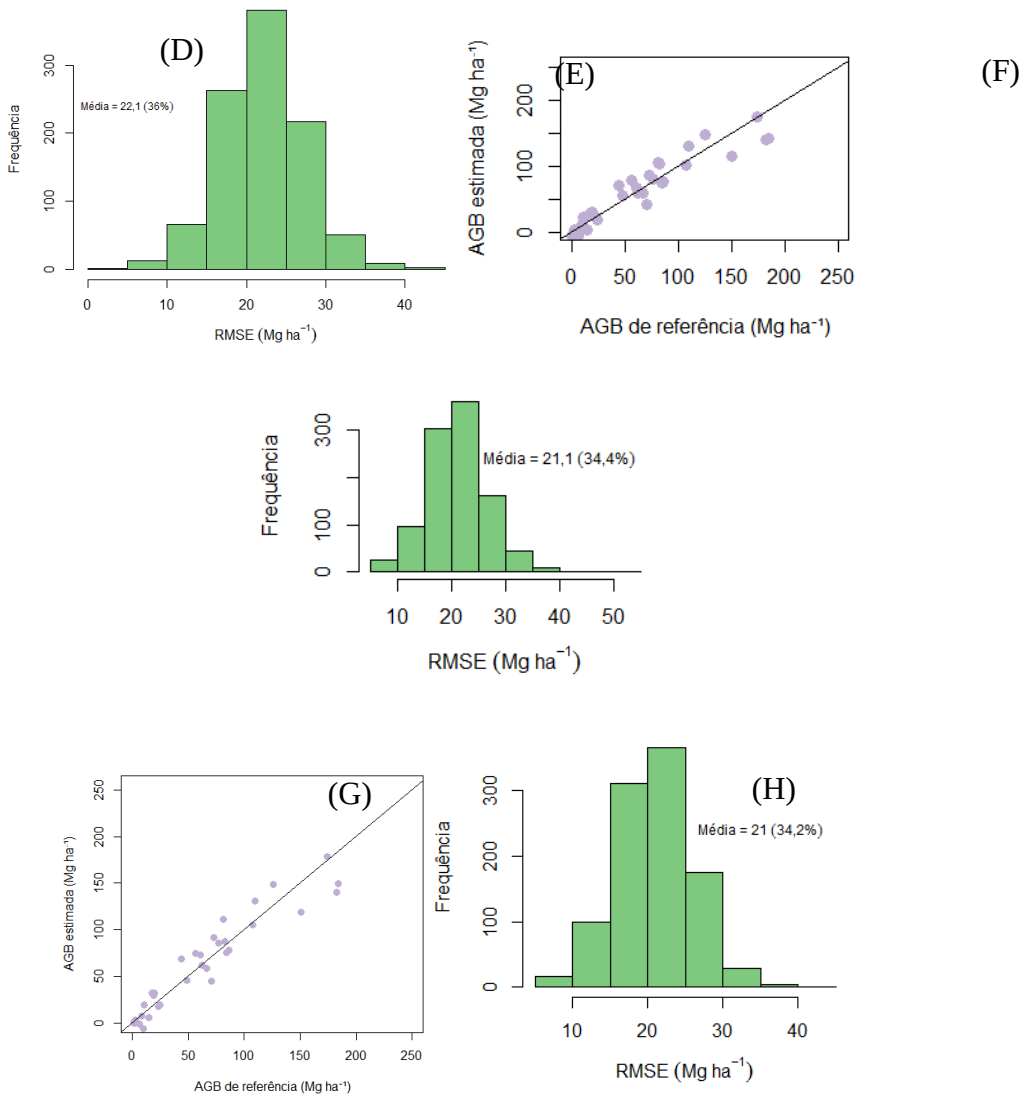
Os modelos de FAD estão apresentados no Tabela 3, onde foram obtidos os melhores modelos. A verificação dos ajustes dos modelos e quanto as suas distribuições estão apresentadas na Tabela 4. O Modelo 1, que utilizou apenas a altura máxima (H_maximum),

apresentou R^2 de 0,73 e RMSE de 47,9% na validação. Esse desempenho, embora inferior ao observado nos modelos LiDAR, já evidencia a capacidade da FAD de detectar padrões de altura do dossel. Contudo, métricas baseadas apenas no valor máximo não capturam adequadamente a heterogeneidade vertical de florestas tropicais, especialmente em áreas em regeneração (MELO *et al*., 2020).

No Modelo 2, a inclusão do 5º percentil de altura (H_P05) — que representa a vegetação mais baixa, geralmente composta por sub-bosque ou regeneração — melhorou substancialmente o ajuste (R^2 = 0,79; RMSE = 43,7%). Essa variável é relevante em ambientes como os representados pelas classes VSI, VSIE e VSM, onde a densidade da vegetação inferior é maior. A combinação dessas métricas permitiu capturar melhor a distribuição vertical da biomassa (ZLINSZKY *et al*., 2015).

Figura 5 Ajuste do modelo 1 (A), RMSE modelo 1 (B), ajuste do modelo 2 (C), RMSE do modelo 2 (D), ajuste do modelo 3 (E), RMSE do modelo 3 (F), ajuste do modelo 4 (G) e RMSE do modelo 4 (H) de dados FAD.





O Modelo 3 incorporou variáveis de variabilidade e distribuição dos retornos, como o coeficiente de variação da altura (H_L_CV) e a porcentagem de retornos acima da média (Percentage_first_returns_above_mean), resultando em R^2 de 0,81 e RMSE de 39,9%. Esses indicadores são essenciais para diferenciar áreas com estrutura mais regular (como PSR e PSD) daquelas com grande variação vertical, como VSA e VSM, cujas diferenças não são capturadas apenas com estatísticas de tendência central (Giannico et al., 2020).

O Modelo 4, que apresentou o melhor desempenho (R^2 = 0,87 e RMSE de 34%), combinou métricas que representam centralidade (H_mode), variabilidade (H_L_CV), assimetria (H_L_skewness) e percentis superiores (H_P70). A presença de H_mode é

especialmente relevante em florestas maduras, onde a maioria das árvores se concentra em faixas de altura específicas (PAULA *et al*., 2011). A inclusão de H_L_skewness (assimetria) permite detectar padrões de dossel onde há predominância de árvores muito altas ou muito baixas — típico em áreas com perturbações ou grandes clareiras — sendo um diferencial importante no monitoramento estrutural com FAD (CUNLIFFE *et al*., 2021).

Ainda que os modelos de FAD tenham apresentado desempenho ligeiramente inferior aos de LiDAR, o R^2 de 0,87 e o RMSE inferior a 36% no melhor modelo indicam que essa tecnologia é altamente promissora para estimativas de biomassa em ambientes tropicais, especialmente quando se utilizam métricas derivadas de nuvem de pontos com alta densidade e qualidade. O bom desempenho mesmo em áreas de floresta secundária e pastagens densas — como as classes PSDE, VSIE e VSI — mostra que, a FAD pode ser aplicada com sucesso quando associada a modelos estatísticos robustos e a métricas bem selecionadas (JOHANSEN *et al*., 2020).

5.4 Biomassa florestal e riscos de incêndios

A mensuração do acúmulo de biomassa acima do solo (AGB) é fundamental para compreender a disponibilidade de combustível em ecossistemas florestais, pois locais com maior biomassa acumulada apresentam uma quantidade significativamente maior de material combustível para a propagação de incêndios florestais (SILVA *et al*., 2020; PEREIRA *et al*., 2021).

Os modelos com melhor desempenho, como o Modelo 4 do LiDAR — que combina variáveis representativas dos diferentes estratos do dossel (H_maximum, H_variance, H_P01 e H_P50) — e o Modelo 4 da FAD — que inclui métricas de centralidade, variabilidade, assimetria e percentis superiores (H_mode, H_L_CV, H_L_skewness e H_P70) — possibilitaram estimativas precisas de biomassa com R^2 próximos a 0,88 e RMSE inferiores a 35%. Essas métricas são especialmente relevantes porque capturam a

heterogeneidade estrutural vertical da vegetação, incluindo a presença de vegetação rasteira e regeneração, que são componentes críticos na composição do combustível florestal (FERRAZ *et al*., 2016; ZOLKOS *et al*., 2019).

A capacidade de detectar áreas com elevada biomassa acumulada permite inferir quais regiões dentro da Floresta Ombrófila Densa apresentam maior potencial para propagação do fogo, pois o acúmulo excessivo de material combustível — especialmente em múltiplos estratos do dossel — facilita o desenvolvimento de incêndios mais intensos e de difícil controle (MURRAY *et al*., 2021; ARAGÃO *et al*., 2018). Assim, a análise da biomassa gerada a partir desses sensores pode ser integrada a estudos de risco de incêndios, identificando zonas críticas que merecem atenção especial para ações de prevenção e manejo.

Além disso, as diferenças estruturais entre classes de vegetação analisadas, como as áreas de pasto sujo denso com infestação por exóticas (PSDE) e as florestas secundárias em estágios variados (VSIE, VSI), refletem distintos níveis de acúmulo de biomassa e, consequentemente, diferentes riscos de incêndio (CARDOSO *et al*., 2022; OLIVEIRA *et al*., 2020). Áreas com maior biomassa e estrutura heterogênea, conforme indicam os modelos, são as que apresentam maior carga de combustível e, portanto, maior vulnerabilidade a incêndios florestais.

A aplicação dessas tecnologias em conjunto com informações climáticas, topográficas e registros históricos de queimadas pode permitir um mapeamento mais detalhado das áreas com maior risco de incêndios, orientando estratégias de manejo como criação de aceiros, monitoramento remoto contínuo e planejamento de ações preventivas (SILVA *et al*., 2019; JOHNSTON *et al*., 2023).

6 CONCLUSÕES

Os resultados obtidos demonstraram que as metodologias baseadas em LiDAR aerotransportado (ALS) e fotogrametria aérea digital (FAD) foram eficientes para estimar a biomassa acima do solo (AGB) nas florestas ombrófilas densas do norte do Espírito Santo. A caracterização da estrutura florestal revelou padrões ecológicos distintos, destacando a importância do monitoramento contínuo, especialmente em áreas de regeneração e pastagens degradadas.

As espécies identificadas no inventário florestal refletem diferentes estágios sucessionais, com *Brysonima sericea* e *Acacia auriculiformes* aumentando a suscetibilidade a incêndios em pastos devido ao acúmulo de material combustível fino, enquanto *Tapirira guianensis*, *Handroanthus chrysothrichus* e *Astronium concinnum* contribuem para maior AGB em vegetações secundárias, com maior resiliência, mas risco de incêndios intensos. A integração de dados de LiDAR e fotogrametria com o inventário florestal permite modelar a AGB e o risco de incêndio com precisão, destacando áreas prioritárias para manejo. Estudos recentes reforçam a importância de estratégias adaptativas para conservar a biodiversidade e mitigar os impactos de incêndios na Mata Atlântica.

Os modelos desenvolvidos, validados com dados de campo, comprovaram seu potencial como ferramentas robustas para a estimação da biomassa, evidenciando vantagens específicas de cada técnica entre ALS e FAD. Os dados gerados mostram-se valiosos para apoiar gestores ambientais na elaboração de planos de manejo florestal, com potencial de integração em plataformas de sensoriamento remoto para monitoramento periódico da região. Nesse sentido, os modelos de estimativa de biomassa desenvolvidos neste estudo, baseados em dados LiDAR e fotogrametria aérea digital (FAD), oferecem uma importante ferramenta para identificar e quantificar essa carga de combustível em fragmentos de Floresta Ombrófila Densa da Mata Atlântica.

As áreas de vegetação secundária em estágios iniciais e pastos sujos apresentaram desafios particulares para a estimativa da biomassa, indicando a necessidade de estratégias

específicas de conservação, como o controle de espécies exóticas e a promoção da regeneração natural. Espécies invasoras, como *Acacia auriculiformes* e *Schinus terebinthifolius*, aumentam a vulnerabilidade a incêndios devido à sua alta inflamabilidade e rápido crescimento, exigindo manejo ativo, como remoção seletiva e uso de fogo controlado, para reduzir a carga de combustível. Por outro lado, espécies tardias, como *Astronium concinnum* e *Tapirira guianensis*, oferecem maior resistência ao fogo, mas sua alta AGB pode intensificar incêndios severos, demandando monitoramento contínuo e estratégias preventivas. Assim, as abordagens utilizadas fornecem suporte essencial para a definição de medidas prioritárias de conservação e manejo sustentável.

Além disso, as estimativas precisas da biomassa acima do solo obtidas por meio dos modelos são fundamentais para compreender a disponibilidade e a distribuição do combustível florestal, informações essenciais para a avaliação do risco de incêndios. A incorporação dessas estimativas em análises espaciais pode contribuir para a identificação de áreas com maior acúmulo de biomassa, as quais apresentam maior vulnerabilidade à propagação do fogo. Embora um mapa de espacialização dessas áreas não tenha sido elaborado neste estudo, os resultados gerados fornecem uma base robusta que pode contribuir significativamente para futuros estudos de mapeamento espacial, permitindo a identificação de zonas prioritárias para monitoramento e manejo. Portanto, os modelos desenvolvidos representam uma base técnica promissora para futuras aplicações em mapeamentos de risco de incêndios, auxiliando na formulação de estratégias preventivas e mitigatórias.

Como sugestão para otimizar resultados, recomenda-se priorizar o uso do ALS em áreas de alta densidade florestal e da FAD em regiões de menor complexidade estrutural, além de investir em capacitação dos gestores para interpretação dos dados. Direcionar esforços de monitoramento em períodos de maior vulnerabilidade ecológica, como a estação seca, e promover campanhas educativas junto à comunidade local também são ações recomendadas.

Por fim, conclui-se que os modelos desenvolvidos possibilitam identificar áreas com vulnerabilidade estrutural, fornecendo subsídios importantes para a tomada de decisão em atividades preventivas, de conservação, manejo florestal e, potencialmente, na mitigação dos riscos de incêndios florestais nas florestas ombrófilas densas do norte do Espírito Santo.

7 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

AGISOFT. Metashape user manual: professional edition, versão 1.7. **Agisoft LLC**, 2023. Disponível em: https://www.agisoft.com. Acesso em: 10 jun. 2025.

ALMEIDA, Maria L.; PEREIRA, Carlos R. Sucessão ecológica em florestas secundárias da Mata Atlântica: diversidade e complexidade estrutural. **Revista Brasileira de Botânica**, vol. 45, n. 2, p. 125-138, 2022.

ÁLVARES, C. A. et al. Mapa de classificação climática de Köppen para o Brasil. **Meteorologische Zeitschrift**, v. 22, p. 711–728, 2013.

ANDERSON, L. O. et al. Utilização de dados orbitais de focos de calor para caracterização de riscos de incêndios florestais e priorização de áreas para a tomada de decisão. **Revista Brasileira de Cartografia,** v. 69, n. 1, p. 163-177, 2017.

ANGIOSPERM PHYLOGENY GROUP et al. An update of the Angiosperm Phylogeny Group classification for the orders and families of flowering plants: APG IV. **Botanical Journal of the Linnean Society**, v. 181, n. 1, p. 1-20, 2016.

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**, 2014, Article ID 715796, 2014.

BECK, P. S. A. et al. The impacts and implications of an intensifying fire regime on Alaskan boreal forest composition and albedo. **Global Change Biology**, v. 17, n. 9, p. 2853-2866, 2011.

BOND, W. J.; KEELEY, J. E. Fire as a global ‘herbivore’: the ecology and evolution of flammable ecosystems. **Trends in Ecology & Evolution**, v. 20, n. 7, p. 387-394, 2005.

BOUCHER, D. et al. How climate change might affect tree regeneration following fire at northern latitudes: a review. **New Forests**, p. 1-29, 2019.

BRASIL. Conselho Nacional do Meio Ambiente. Resolução Conama nº 29, de 7 de dezembro de 1994. Disponível em: http://conama.mma.gov.br. Acesso em: 20 abr. 2025.

BRASIL. Instituto de Controle do Espaço Aéreo (ICA). ICA 100-40: Aeronaves não Tripuladas e o Acesso Aéreo Brasileiro. Disponível em: https://publicacoes.decea.mil.br/publicacao/ica-100-40. Acesso em: 4 jun. 2025.

BRASIL. Ministério do Meio Ambiente. Biodiversidade brasileira: avaliação e identificação de áreas e ações prioritárias para conservação, utilização sustentável e repartição dos benefícios da biodiversidade nos biomas brasileiros. Brasília: MMA/SBF, 2002.

CAMPOS, J. C. C.; LEITE, H. G. **Mensuração florestal: perguntas e respostas**. Viçosa: UFV, 2006.

CAO, L. et al. Comparison of UAV LiDAR and Digital Aerial Photogrammetry Point Clouds for Estimating Forest Structural Attributes in Subtropical Planted Forests. **Forests**, v. 10, n. 2, art. 145, 2019.

CHAVE, J. et al. Error propagation and scaling for tropical forest biomass estimates. **Philosophical Transactions of the Royal Society** *B*, v. 359, n. 1443, p. 409-420, 2004.

CHAVE, J. et al. Improved allometric models to estimate the aboveground biomass of tropical trees. **Global Change Biology**, v. 20, n. 10, p. 3177-3190, 2014.

CLINÔMETRO SUUNTO PM-5/360 PC – Ferramenta de Inclinação para Profissionais. Disponível em: https://www.suunto.com/Products/Compasses/Suunto-PM-5/Suunto-PM-5360-PC/. Acesso em: 09 de maio 2025.

CLOUDCOMPARE. *CloudCompare version 2.12.4* [software GPL]. Disponível em: https://www.cloudcompare.org/. Acesso em: 30 dez. 2023.

COCHRAE, M. A. Fire science for rainforests. **Nature**, v. 421, n. 6926, p. 913-919, 2003.

DANDOIS, J. P.; BÉLAND, M. Benchmarking acquisition parameters for digital aerial photogrammetric mapping of forest understory vegetation. Remote Sensing of Environment, v. 265, p. 112678, 2021. DOI: 10.1016/j.rse.2021.112678.

DANDOIS, J. P.; ELLIS, E. C. High spatial resolution three-dimensional mapping of vegetation spectral dynamics using computer vision. Remote Sensing of Environment, v. 136, p. 259-276, 2013. DOI: 10.1016/j.rse.2013.04.005.

DIELE-VIEGAS, L. M. et al. We’re building it up to burn it down: fire occurrence and fire-related climatic patterns in Brazilian biomes. **PeerJ**, v. 10, p. e12662, 2022.

DO BRASIL. Flora e Funga do Brasil. **Jardim Botânico do Rio de Janeiro**, 2023. Disponível em: http://floradobrasil.jbrj.gov.br. Acesso em: 17 jun. 2025.

FIEDLER, N. C. et al. Firefighting combat with fire retardants at different concentrations. **Floresta**, v. 50, n. 1, p. 1107–1112, 2020.

FLANNIGAN, M. D.; STOCKS, B. J.; WOTTON, B. M. Climate change and forest fires. ***Science of the Total Environment,*** v. 262, n. 3, p. 221-229, 2000.

GIRARD, F.; PAYETTE, S.; GAGNON, R. Origin of the lichen–spruce woodland in the closed-crown forest zone of eastern. Canada. **Global Ecology and Biogeography**, v. 18, n. 3, p. 291-303, 2009.

GUEDES, M. L. S. et al. Breve incursão sobre a biodiversidade da Mata Atlântica. In: **Mata Atlântica e biodiversidade,** p. 39-92, 2005.

IBGE. Banco de Dados de Informações Ambientais (BDIA). Disponível em: https://bdiaweb.ibge.gov.br/#/consulta/pedologia. Acesso em: 6 jun. 2025.

IBGE. *Manual Técnico da Vegetação Brasileira*. 2. ed. Rio de Janeiro: **IBGE**, 2012.

INCAPER. Programa de Assistência Técnica e Extensão Rural, Proater 2020–2023. São Mateus, ES: INCAPER, 2020.

INMA. Síntese da biodiversidade em unidades de conservação no estado do Espírito Santo. Santa Teresa, ES, 2021. Disponível em: https://www.gov.br/inma/pt-br/assuntos/pesquisa-1/rede-de-compatilhamento-de-dados-e-divulgacao-da-mata-atlantica-no-estado-do-esp2013-rima/sintese-da-biodiversidade-em-unidades-de-conservacao-no-estado-do-espirito-santo. Acesso em: 24 jun. 2025.

INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS (INPE). SOS Mata Atlântica e INPE apresentam dados do Atlas dos Remanescentes Florestais da Mata Atlântica. 2014. Disponível em: http://www.inpe.br/noticias/noticia.php?Cod_Noticia=3610. Acesso em: 9 jun. 2025.

IPCC. Climate Change 2014. Synthesis Report. In: Contribution of Working Groups I, II and III to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change. Pachauri, L. A.; Meyer, R. K. (eds.). 151 p.

JOLY, C. A.; METZGER, J. P.; TABARELLI, M. Experiences from the Brazilian Atlantic Forest: ecological findings and conservation initiatives. **New Phytologist**, v. 204, n. 1, p. 459–473, 2014.

JUVANHOL, R. S.; FIEDLER, N. C.; SANTOS, A. R.; PIROVANI, D. B.; LOUZADA, F. L. R. O.; DIAS, H. M.; TEBALDI, A. L. C. Análise Espacial de Fragmentos Florestais: Caso dos Parques Estaduais de Forno Grande e Pedra Azul, Estado do Espírito Santo. **Floresta e Ambiente**, n.18, v.4, p.253-264, 2011

KERSHAW Jr, J. A. et al. **Forest mensuration**. John Wiley & Sons, 2016.

LAURENCE, W. F. Conserving the hottest of the hotspots. **Biological Conservation**, v. 142, n. 6, p. 1137, 2009.

LINDOSO, D. P. et al. Harvesting water for living with drought: insights from the Brazilian human coexistence with semi-aridity approach towards achieving the sustainable development goals. **Sustainability**, v. 10, n. 3, p. 622, 2018.

MARQUES, M. C.; GRELLE, C. E. V. The Atlantic Forest: history, biodiversity, threats and opportunities of the mega-diverse forest. **Springer International** Publishing, 2021.

MCGAUGHEY, R. FUSION/LDV: Software para análise e visualização de dados LIDAR. Washington, DC: **Serviço Florestal do USDA**, 2022. 212 p.

MCROBERTS, R. E.; TOMPPO, E. O.; VIBRANS, A. C.; FREITAS, J. V. de. Considerações sobre o delineamento de inventários de florestas tropicais. **Pesquisa Florestal Brasileira**, v. 33, n. 74, p. 189–202, 2013.

MENEZES, G.; CAZETTA, E.; DODONOV, P. Vegetation structure across fire edges in a Neotropical rain forest. **Forest Ecology and Management**, v. 453, p. 117587, 2019.

MORAES, A. P. P. et al. Estimativa do estoque volumétrico e acúmulo de biomassa e carbono em uma floresta ombrófila densa na Floresta Nacional de Carajás. **Biodiversidade Brasileira**, v. 15, n. 1, p. 13-24, 2025.

MYERS, N. et al. Biodiversity hotspots for conservation priorities. **Nature**, v. 403, n. 7326, p. 853–858, 2000.

OLIVEIRA, Mariana S.; FONSECA, Diego R. Impactos da invasão de espécies exóticas na regeneração natural em pastagens degradadas da Mata Atlântica. **Restauro: Revista do Instituto de Estudos Ambientais**, v. 12, n. 1, p. 45-59, 2021.

PAULA, A. de; SOARES, J. J. Estrutura horizontal de um trecho de floresta ombrófila densa das terras baixas na Reserva Biológica de Sooretama, Linhares, ES. **Floresta**, v. 41, n. 2, p. 321-334, 2011.

PAYETTE, S.; DELWAIDE, A. Tamm review: The North-American lichen woodland. **Forest Ecology and Management**, v. 417, p. 167-183, 2018.

PEREIRA, Ana C.; SOUZA, Leandro F. Recuperação da estrutura florestal e diversidade em estágios sucessionais avançados na Mata Atlântica. **Biological Conservation**, v. 276, art. 109678, 2024.

R CORE TEAM. R: O projeto R para computação estatística. Disponível em: https://www.r-project.org/. Acesso em: 17 abr. 2024.

RAMALHO, A. H. C. et al. Allocation of water reservoirs to fight forest fires according to the risk of occurrence. **Journal of Environmental Management**, v. 296, p. 113122, 2021.

RÉJOU-MÉCHAIN, M. et al. biomass: an r package for estimating above-ground biomass and its uncertainty in tropical forests. **Methods in Ecology and Evolution**, v. 8, n. 9, p. 1163-1167, 2017.

REZENDE, C. L. et al. From hotspot to hopespot: An opportunity for the Brazilian Atlantic Forest. **Perspectives in Ecology and Conservation**, v. 16, n. 4, p. 208–214, 2018.

RIBEIRO, Luiz H. et al. Espécies invasoras e seu impacto na trajetória de sucessão em florestas secundárias da Mata Atlântica. **Ecologia e Restauração**, v. 13, n. 2, p. 87-97, 2023.

ROUSSEL, J.-R. et al. lidR: um pacote R para análise de dados de varredura a laser aerotransportada (ALS). **Remote Sensing in Environment**, v. 251, p. 112061, 2020.

SANTOS, João Paulo dos et al. A dinamicidade florística em manchas de vegetação secundária da Mata Atlântica: padrões de diversidade e composição. **Floresta e Ambiente**, vol. 30, 2023.

SCHUH, M. S. Modelos preditivos de biomassa em floresta amazônica a partir de dados LiDAR. Dissertação (Mestrado) — Universidade Federal de Santa Maria, RS, 2019.

SOUSA, J. M. R. Modelagem da biomassa de plantações florestais a partir da tecnologia LiDAR embarcada em drone. 2023. Dissertação (Mestrado) — Universidade Federal do Espírito Santo, Vitória, ES, 2023.

STEVENS-RUMANN, C. S. et al. Evidence for declining forest resilience to wildfires under climate change. **Ecology Letters**, v. 21, n. 2, p. 243-52, 2018.

TEJADA, G. et al. Avaliação da cobertura espacial de dados sobre a biomassa aérea em florestas intocadas na Amazônia brasileira. **Balanço e Manejo de Carbono**, v. 14, p. 1-18, 2019.

TORRES, F. T. P. et al. *Manual de prevenção e combate de incêndios florestais*. Viçosa, MG: Os Editores, 2020. Disponível em: https://www.cemig.com.br/wp-content/uploads/2021/03/manual-prevencao-combateincendios-florestais.pdf. Acesso em: 18 jun. 2025.

WHELAN, R. J. **The ecology of fire**. Cambridge: Cambridge University Press, 1995.

YADAV, S. Ground and Non-Ground Filtering for Airborne LIDAR Data. **International Journal of Advanced Remote Sensing and GIS**, v. 5, n. 1, p. 1500-1506, 2016.

ZHANG, W. et al. An easy-to-use airborne LiDAR data filtering method based on cloth simulation. **Remote Sensing,** v. 8, n. 6, p. 501, 2016.