UNIVERSIDADE FEDERAL DO AMAZONAS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIAS FLORESTAIS E AMBIENTAIS - PPG CIFA

ESTIMATIVA DO ESTOQUE DE CARBONO DE FLORESTAS A PARTIR DE ABORDAGEM MULTISSENSOR

JULIANA SOUSA DE HOLANDA

MANAUS/AM
2025

JULIANA SOUSA DE HOLANDA

ESTIMATIVA DO ESTOQUE DE CARBONO DE FLORESTAS A PARTIR DE ABORDAGEM MULTISSENSOR

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-graduação em Ciências Florestais e Ambientais da Universidade Federal do Amazonas, como requisito final para a obtenção do título de mestre em Ciências Florestais e Ambientais, área de concentração Conservação Florestal.

Prof. Dr. André Luiz Alencar de Mendonça

MANAUS/AM

2025

Ficha Catalográfica

Elaborada automaticamente de acordo com os dados fornecidos pelo(a) autor(a).

H722e Holanda, Juliana Sousa de
Estimativa do estoque de carbono de florestas a partir de abordagem multissensor / Juliana Sousa de Holanda. - 2025.
113 f. : il., color. ; 31 cm.

Orientador(a): André Luiz Alencar de Mendonça.
Dissertação (mestrado) - Universidade Federal do Amazonas, Programa de Pós-Graduação em Ciências Florestais e Ambientais, Manaus, 2025.

1. Biomassa viva acima do solo. 2. Aerofotogrametria. 3. Inventário florestal. 4. Conservação da natureza. I. Mendonça, André Luiz Alencar de. II. Universidade Federal do Amazonas. Programa de Pós-Graduação em Ciências Florestais e Ambientais. III. Título

---

JULIANA SOUSA DE HOLANDA

ESTIMATIVA DO ESTOQUE DE CARBONO DE FLORESTAS A PARTIR DE ABORDAGEM MULTISSENSOR

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-graduação em Ciências Florestais e Ambientais da Universidade Federal do Amazonas, como requisito final para a obtenção do título de mestre em Ciências Florestais e Ambientais, área de concentração Conservação Florestal.

Aprovado em 15 de agosto de 2025.

BANCA EXAMINADORA

Prof. Dr. André Luiz Alencar de Mendonça

Doutor, Presidente da banca- UFAM

Prof. Dr. Joberto Veloso de Freitas

Doutor, Membro 1- UFAM

Prof. Dr. Rodrigo Campos Macedo

Doutor, Membro 2- UFPR

Agradecimentos

À Universidade Federal do Amazonas (UFAM), e ao Programa de Pós Graduação em Ciências Ambientais e Florestais (PPGCIFA) pela oportunidade de formação e pesquisa na área de conservação da natureza em meio à maior floresta tropical do mundo.

Ao Conselho Nacional de Desenvolvimento (CNPQ) pela bolsa concedida e o apoio ao desenvolvimento da pesquisa. Agradeço imensamente ao Prof. Dr. André Luiz Alencar de Mendonça pela orientação, apoio, suporte e por todo o conhecimento compartilhado ao longo desses anos em que estive no laboratório de geotecnologias.

À Karen Alves, por todo suporte emocional e mental, e por toda inspiração e apoio em todos os dias em que o mundo se escureceu pra mim e seus olhos puderam clarear o meu caminho e me guiar à melhor decisão, você é meu par perfeito.

À minha amiga Isabel Bezerra por todos os momentos, horas, conversas e conselhos compartilhados desde o início da pesquisa tornando essa jornada ainda mais leve. Minha admiração é eterna e estarei sempre aqui pra dividir os momentos ruins e bons da vida.

À minha amiga Camile Corrêa por todas as conversas e parceria ao longo dos anos, sua companhia e existência é essencial na minha caminhada e sou grata por poder contar com você em todos os momentos possíveis, obrigada pela nossa amizade.

RESUMO

Holanda, JS de. Estimativa do estoque de carbono de florestas a partir de abordagem multissensor [dissertação] Manaus: Universidade Federal do Amazonas; 2025.

A heterogeneidade da floresta amazônica e seus efeitos na sua dinâmica e estrutura são obstáculos na caracterização e quantificação de atributos florestais, como biomassa e estoques de carbono. Isso implica em estimativas mais precisas desses atributos, com maior intensidade amostral em levantamentos *in situ*, tornando-os onerosos. Essas limitações incentivam a busca por alternativas para estimar o quantitativo de carbono de forma mais acurada, com apoio de ferramentas de sensoriamento remoto, considerando a existência de grandes estoques de biomassa viva acima do solo (BVAS), em regiões de floresta tropical úmida. Este estudo avalia o uso de dados de sensoriamento remoto (SR) na estimativa do estoque de carbono para BVAS em áreas de floresta primária e secundária no Estado do Amazonas. São investigadas as possibilidades de integração de dados em diferentes escalas, a fim de obter um método de estimativa do estoque para posteriormente realizar a sua comparação com dados obtidos por métodos não invasivos, como o uso de dados advindos de missões GEDI e aerofotogrametria, e o quanto estes possivelmente superestimam ou subestimam o estoque em duas fitofisionomias na floresta amazônica. Espera-se que por meio do SR a mensuração do estoque de carbono de BVAS em diferentes fitofisionomias possa ser efetiva e precisa para a floresta amazônica, independentemente da intensidade amostral, de acordo com a sua heterogeneidade. Ainda, espera-se que essa alternativa seja validada e aprimorada ao longo de sua utilização, para assim reduzir as limitações de processamento de dados em florestas nativas, visto que as técnicas para estimativa atuais incorporam como principais estudos de caso áreas de florestas plantadas e culturas agronômicas.

PALAVRAS-CHAVE: Biomassa Viva Acima do Solo; Aerofotogrametria; Inventário Florestal; Conservação da Natureza.

ABSTRACT

The Amazon rainforest heterogeneity effects on its own dynamics and structure presents a characterization and quantification challenge for forest attributes such as biomass and carbon stocks. This condition implies the necessity for more precise attributes estimation, with a higher number of in situ surveys, turning it on a more cost-intensive evaluation. These limitations prompt the search for more accurate carbon quantities estimate alternatives, supported by remote sensing tools, considering the large aboveground live biomass (AGLB) stocks presence in humid tropical forest regions. This study evaluates the remote sensing (RS) data use in carbon stocks estimative for AGLB in primary and secondary forest areas in Amazonas State. The data integration at different scales possibilities are investigated to develop a carbon stocks estimation method, subsequently comparing it with data obtained through non-invasive methods, such as GEDI missions data usage and aerial photogrammetry. This study also evaluates to which level these methods may overestimate or underestimate carbon stocks in two Amazon rainforest different physiognomies. It is expected that through RS, the AGLB carbon stocks measurement in different physiognomies can be effective and accurate for the Amazon rainforest considering its heterogeneity and regardless of the sampling intensity. Furthermore, it is anticipated that this alternative will, over its use, be validated and improved aiming to reduce data processing limitations in native forests, as current estimation techniques primarily focus on planted forests and agronomic crops as main case study.

KEYWORDS: Aboveground Live Biomass; Aerial Photogrammetry; Forest Inventory; Nature Conservation.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1. Ilustração da estimativa de biomassa florestal acima do solo usando técnicas de sensoriamento remoto. Fonte: Tian et al., 2023.....27
Figura 2. Mapa de carbono pantropical.....33
Figura 3. Área de estudo 1- APA Manaós- Manaus (AM)..... 37
Figura 4. Características fitofisionômicas da área de estudo 1- APA Manaós- Manaus (AM).....38
Figura 5. Área de estudo 2 - Coari- (AM)..... 39
Figura 6. Enquadramento fitofisionômico da área 2 situada no município de Coari-Amazonas.....39
Figura 7. Esquematização da parcela instalada em campo no sítio 1 (APA Manaós), representando as subparcelas de 2 x 250m (verde), 20 x 250 m (cinza escuro), 40 x 250 m (cinza claro)..... 40
Figura 8. Parcelas instaladas em campo na área de estudo 1 (APA Manaós)..... 41
Figura 9. Coleta de dados realizada no inventário florestal amostral..... 43
Figura 10. Parcelas instaladas em campo no sítio 2 situado em Coari-AM, representando parcelas de 20 x 125 metros.....43
Figura 11. Aeronave remotamente pilotada (ARP), Drone DJi Mini 4 Pro e controle remoto..... 44
Figura 12. Aeronave remotamente pilotada (ARP) em operação e dossel da floresta.. 45
Figura 13. Exemplo de imagem capturada pelo ARP.....52
Figura 14. M1 - Abordagem desenvolvida para o mapeamento da estimativa da biomassa florestal acima do solo utilizando dados de sensoriamento remoto de múltiplas fontes.....54
Figura 15. M2 - abordagem desenvolvida para o mapeamento da estimativa da biomassa florestal acima do solo utilizando dados de sensoriamento remoto de múltiplas fontes.....55
Figura 16. Espacialização das parcelas inventariadas na área de estudo 1, situada na Universidade Federal do Amazonas..... 63
Figura 17. Representação dos valores de AGB obtidos nas 9 parcelas inventariadas na área de estudo da Universidade Federal do Amazonas..... 64
Figura 18. Representação dos histogramas de Biomassa Acima do Solo (AGB) e carbono florestal obtidos nas 9 parcelas inventariadas na área de estudo da Universidade Federal do Amazonas..... 65
Figura 19. Matriz de correlação das variáveis obtidas por meio do inventário florestal realizado na área de estudo da Universidade Federal do Amazonas.....66
Figura 20. Espacialização dos conglomerados inventariados na área de estudo 2 em Coari-AM..... 67
Figura 21. Representação dos valores de AGB obtidos nas 9 conglomerados inventariados na área de estudo de Coari-Amazonas..... 68
Figura 22. Representação da distribuição dos valores de AGB de acordo com a

frequência obtidos na área de estudo de Coari-Amazonas..... 69
Figura 23. Representação da matriz de correlação entre variáveis obtidas nos 9 conglomerados inventariados na área de estudo de Coari-Amazonas.....71
Figura 24. Detalhes da tipologia florestal presente no fragmento florestal da Universidade Federal do Amazonas..... 72
Figura 25. Classificação da vegetação da Universidade Federal do Amazonas..... 73
Figura 26. Classificação da vegetação na área de estudo localizada no município de Coari-Amazonas.....74
Fonte: Autoria própria, 2025.....74
Figura 27. Características da fitofisionomia florestal presente na área de estudo em Coari-Amazonas.....75
Figura 28. Mapeamento da biomassa florestal viva acima do solo (AGB) por meio de modelagem (M1) usando dados multifonte no Fragmento da UFAM.....76
Figura 29. Variável de Importância do modelo Random Forest do M1 na área de estudo situada na Universidade Federal do Amazonas.....77
Figura 34. Comparativo da biomassa acima do solo e carbono florestal por meio de modelagem (M1) usando dados multifonte no fragmento da UFAM.....77
Figura 30. Mapeamento da biomassa florestal viva acima do solo (AGB) por meio de modelagem (M2) usando dados multifonte na Universidade Federal do Amazonas.78
Figura 31. Importância da variância do modelo Random Forest do M2 na área de estudo situado no fragmento da UFAM.....79
Figura 32. Comparativo da biomassa acima do solo e carbono florestal por meio de modelagem (M2) usando dados multifonte no fragmento da UFAM.....79
Figura 33. Mapeamento da biomassa florestal viva acima do solo (AGB) por meio de modelagem (M1) usando dados multifonte em Coari - AM.....80
Figura 34. Mapeamento da biomassa florestal viva acima do solo (AGB) por meio de modelagem (M2) usando dados multifonte em Coari - AM.....81
Figura 35. Variável de Importância do modelo Random Forest no M1 na área de estudo situada em Coari-AM.....82
Figura 36. Ortofotomosaicos utilizados na área de estudo situada na Universidade Federal do Amazonas..... 83
Figura 37. Ortofotomosaicos utilizados na área de estudo situada em Coari-Amazonas.....83
Figura 38. Ortofotomosaicos com erros de arrasto em áreas de borda.....84
Figura 39. Demonstração da estrutura da floresta.....85
Figura 40. Produto da segmentação automática na área de estudo 1 da Universidade Federal do Amazonas, A)ortofotomosaico, B) segmentação usando SAMgeo2.....87
Figura 41. Detalhamento da segmentação de palmeiras na área de estudo 1 da Universidade Federal do Amazonas..... 88
Figura 43. Gráfico de distribuição dos erros percentuais por método utilizado na contagem de indivíduos arbóreos..... 89
Figura 44. Produto da segmentação automática na área de estudo de Coari-Amazonas, A)ortofotomosaico, B) segmentação usando SAMgeo2.....91
Figura 45. Detalhamento da segmentação de copas na área de estudo de

Coari-Amazonas..... 91

Lista de Tabelas

Tabela 1. Síntese dos valores da distribuição diamétrica (medição direta) e da biomassa acima do solo estimada a partir do inventário florestal realizado na Universidade Federal do Amazonas, no ano de 2023..... 64
Tabela 2. Síntese dos valores da distribuição diamétrica (medição direta) e da biomassa acima do solo estimada a partir do inventário florestal realizado em Coari-Amazonas, no ano de 2023..... 67
Tabela 3. Erro Quadrático Médio (RMSE), AGB (biomassa acima do solo) e Carbono, correspondente aos métodos utilizados (M1 e M2) para estimativa da biomassa acima do solo estimada para a área de estudo situada em Coari-AM..... 81
Tabela 4. Resumo da segmentação supervisionada e não supervisionada das copas das árvores situadas na área de estudo da Universidade Federal do Amazonas..... 85
Tabela 5. Resumo da estimativa de biomassa utilizando a contagem das copas das árvores situadas na área de estudo da Universidade Federal do Amazonas..... 86
Tabela 6. Resumo da segmentação supervisionada e não supervisionada das copas das árvores situadas na área de estudo em Coari-Amazonas..... 89
Tabela 7. Resumo da estimativa de biomassa utilizando a contagem das copas das árvores situadas na área de estudo em Coari-Amazonas..... 90

Lista de Quadros

Quadro 1. Comprimento de onda e resolução das imagens Sentinel-1 e Sentinel-2.... 50
Quadro 2. Índices espectrais calculados por meio da composição Sentinel-2 harmonizada..... 54
Quadro 3. Composição das abordagens utilizadas para modelagem da biomassa acima do solo nas áreas de estudo 1 e 2 usando dados multifonte..... 56

Lista de Abreviaturas e Siglas

AGB	*Above-Ground Biomass*
CO_2	Dióxido de carbono
COP13	13 Conferência das Partes das Nações Unidas
COP 21	21 Conferência das Partes das Nações Unidas
DAP	Diâmetro à altura do peito
DEM	Modelo Digital de Elevação
GEE	*Google Earth Engine*
GEDI	*Global Ecosystem Dynamics Investigation*
GPS	*Global Positioning System*
ICESat	Cloud, and Land Elevation Satellite
LASER	*Light Amplification by Stimulated Emission of Radiation*
LiDAR	*Light Detection and Ranging*
MDE	Modelo Digital de Elevação
Mg	Megagrama (10^6 gramas, equivalente a uma tonelada)
ML	*Machine Learning*
NASA	*National Aeronautics and Space Administration*
NICFI	*Norway's International Climate and Forest Initiative*
Pixel	*Picture Element*
RADAR	*Radio Detection and Ranging*
REDD+	*Reducing Emissions from Deforestation and Forest Degradation*
RF	*Random Forest*
RMSE	*Root Mean Square Error*
SAR	*Synthetic Aperture Radar*
SVM	*Support Vector Machine*
UNFCCC	*United Nations Framework Convention on Climate Change*
USGS	*United States Geological Survey*
UTM	*Universal Transversa de Mercator*

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO..... 14
2. OBJETIVOS..... 18
2.1. Objetivo Geral.....18
2.2. Objetivos Específicos..... 18
3. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA..... 19
3.1. Mudanças climáticas..... 19
3.2. REDD+..... 21
3.3. Estimativa de Biomassa Viva Acima do Solo e Carbono em ecossistemas florestais..... 24
3.4. Fitofisionomias florestais da Amazônia..... 30
3.5. Iniciativas de estudos de mapas de carbono global.....32
3.6. Algoritmos inteligentes aplicados ao SR..... 34
4. MATERIAIS E MÉTODOS.....36
4.1. Localização e caracterização das áreas de estudo..... 36
4.1.1. Fragmento Florestal da Universidade Federal do Amazonas..... 36
4.1.2. Floresta ombrófila densa aluvial- Coari-Amazonas.....38
4.2. Coleta de dados..... 40
4.2.1. Inventário Florestal.....40
4.2.2. Aquisição de imagem com uso de ARP.....44
4.2.3. Aquisição de dados GEDI..... 45
4.2.4. Aquisição de dados multissensor.....47
4.3. Processamento de dados e desenvolvimento dos modelos de estimativa.....47
4.3.1. Estimativa de biomassa aérea arbórea e carbono das árvores inventariadas.48
4.3.2. Pré-Processamento.....49
4.3.2.1 Dados de Sensoriamento Remoto..... 49
4.3.2.1.1 Imagens Sentinel.....49
4.3.2.1.2 Imagens Planet.....51
4.3.2.1.3 GEDI.....51
4.3.2.1.4 DEM.....51
4.3.2.2 Imagens obtidas por ARP.....52
4.3.3 Método da Integração de dados de SR de acesso aberto..... 52
4.3.4. Classificação da floresta em fitofisionomias.....57
4.3.5. Contagem de copas de árvores e palmeiras.....58
4.5. Análise estatística.....61
5. RESULTADOS E DISCUSSÃO..... 63
5.1 Inventário florestal- AGB e carbono florestal referência.....63
5.2 Fitofisionomias florestais presentes nas áreas de estudo.....71
5.3 Modelo de biomassa acima do solo usando dados multifonte.....75
5.4 Contagem de indivíduos arbóreos.....82

6. CONSIDERAÇÕES FINAIS..... 93
7. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS..... 95

1. INTRODUÇÃO

As florestas constituem o maior ecossistema terrestre responsável pela captura e armazenamento do carbono atmosférico (DE FREITAS, *et al*., 2020). Nesse contexto, as florestas tropicais desempenham papel essencial no ciclo global do carbono devido a sua capacidade de estocar cerca de 20-25% do carbono terrestre global. Esse acúmulo de carbono está relacionado ao processo fotossintético acoplado à produção de celulose durante o crescimento e manutenção das plantas (RENNER, 2004). Esse processo, denominado sequestro de carbono, é considerado uma das principais alternativas para mitigar a elevação da temperatura do planeta em resposta aos efeitos da mudança climática (RENNER, 2004; RAIHAN *et al*., 2019, BUOTTE *et al.*, 2020).

A região amazônica abriga a maior extensão de floresta tropical úmida contínua do mundo, além de concentrar a mais rica biodiversidade terrestre (MALHI *et al*., 2006), sendo vital para os processos dinâmicos dos ecossistemas da terra (LAURENCE *et al*., 2018). Estima-se que as florestas tropicais detenham aproximadamente um quarto do total de reservas de carbono nos ecossistemas terrestres, desempenhando um papel fundamental na mitigação às alterações climáticas (LONGO *et al*., 2016; RAI *et al*., 2024).

Diante da descoberta de mudanças significativas no clima e seus ciclos, esforços para mitigação dos impactos causados pelo aumento das concentrações dos gases do efeito estufa tem sido frequentes. Com isso, os estoques de carbono presentes na floresta amazônica passaram a ser olhados com mais atenção, visto que estes estoques podem desempenhar papeis cruciais na interação entre a biosfera e a atmosfera, podendo ser consideradas como fontes ou sumidouros de gases do efeito estufa (LIMA, 2014).

O mecanismo REDD+ (*Reduce Emissions from Deforestation and Forest Degradation)* é um incentivo desenvolvido no âmbito da Convenção-Quadro das Nações Unidas sobre Mudança do Clima (UNFCCC-*United Nations Framework Convention on Climate Change*), que prevê a compensação financeira a países em desenvolvimento por seus resultados positivos no controle das emissões de carbono relacionadas à exploração e degradação florestal (BRASIL, 2015). No âmbito do

REDD+, países em desenvolvimento elegíveis a receber pagamentos pelos resultados, devem submeter-se a um processo rigoroso de avaliação, denominado Mensuração, Relato e Verificação (*Measurement, Reporting and Verification*-MRV), definido nas ações da UNFCCC, com vistas à garantia da integridade e transparência dos processos (MMA, 2017).

Com isso, a partir das estimativas de biomassa florestal representada pelo peso seco da parte lenhosa viva e morta das árvores, pode-se estimar o estoque de carbono florestal, bem como a emissão de dióxido de carbono (CO^2) liberado na atmosfera (HIGUCHI *et al*., 1998) e é uma contribuição vital para os modelos de mudança climática que abordam os requisitos da estrutura do REDD+ (COOPS *et al*., 2021). Destacando assim a necessidade da realização de inventários florestais em diferentes escalas, como subsídio para elaboração e execução de medidas de mitigação quanto ao aumento das emissões de gases do efeito estufa (Salunkhe *et al*., 2018). Para isso, é essencial a utilização de métodos de alta precisão, diante da quantidade de dados e metodologias que levaram a diferenças significativas na estimativa do armazenamento de carbono florestal em grandes áreas (SUN & LIU, 2020).

O modelo quantitativo foi desenvolvido para projetar cenários futuros sobre a resposta da floresta ao aquecimento global, porém seus resultados ainda se mostram discrepantes quando comparados aos gerados em cálculos de biomassa existente com uso de metodologias destrutivas (FEARNSIDE, 2009; MITCHARD, 2018). Os métodos para estimativa de biomassa abordam medições *in situ* para simulações de modelos alométricos com base em características florestais (HIGUCHI *et al*., 1998; NOGUEIRA *et al*., 2008), esses métodos podem ser diretos, com a derrubada das árvores de forma destrutiva e indiretos com a mensuração do diâmetro do fuste das árvores na altura padrão a 1,30 metros, de forma não destrutiva (NELSON *et al.*, 1999).

O sensoriamento remoto (SR) por satélite tem sido amplamente utilizado para estimativas de biomassa florestal em escalas regionais e globais como uma abordagem alternativa de boa relação custo-benefício (REJOU-MECHAIN *et al*., 2019; ZHAO *et al*., 2023). Essa abordagem atua como método de estimativa *ex situ* não destrutivo (ZHENG, 2007; GOETZ, *et al*., 2000), onde métodos como a

interpolação por análise geoespacial por exemplo, são necessários para estimativas de biomassa florestal em grande escala onde o monitoramento da dinâmica florestal é necessário, no entanto, deve-se sempre considerar e avaliar a variabilidade da estrutura da floresta a fim de corroborar com a precisão dos dados utilizados (SAATCHI *et al*., 2011).

Na maioria das técnicas utilizadas no SR, uma correlação empírica entre a biomassa florestal estimada e a medição em campo de variáveis dendrométricas como altura e diâmetro à altura do peito (DAP) utilizando modelos de regressão, é a base para a estimativa da distribuição de biomassa em uma região, e tais estudos têm demonstrado o uso de sensores ativos como *Light Detection and Ranging* (LiDAR) e *Radio detection and ranging* (RADAR) como medidas adequadas para estimar a biomassa em várias escalas (DRAKE *et al*., 2003; SAATCHI *et al*., 2011). Com isso, a combinação de dados de campo com dados provenientes de SR, têm sido utilizados para gerar mapas de biomassa para florestas tropicais em escalas regionais e globais (SAATCHI *et al*., 2007; SAATCHI *et al*., 2011; NOGUEIRA *et al*., 2008; BACCINI *et al*., 2012).

Com os avanços tecnológicos relacionados a imagens provenientes de sensores remotos e processamento desses dados, obtém-se uma melhor caracterização estrutural da floresta e consequentemente da biomassa e do carbono estocado. Isso ocorre devido a técnicas de SR que permitem a análise de processos e propriedades de ecossistemas e a variabilidade destes em múltiplas escalas (NUNES, 2012; GOETZ *et al*., 2000; BENÍTEZ, *et al*., 2016; WATZLAWICK *et al*., 2009).

Uma limitação das estimativas de biomassa de primeira geração baseados em dados de satélite se refere a sua resolução (500-1000 m) com sensibilidade limitada a variações de estrutura com maior detalhamento (LONGO *et al*., 2016). Para superar tais necessidades, pesquisas como as de Koch (2010), Navarro *et al*., (2019) e Puliti *et al*.,(2015) têm sido realizadas para combinar dados complementares ao sensoriamento remoto, com o intuito de estimar atributos da vegetação. O aumento da acurácia da estimativa de biomassa acima do solo e outras características da vegetação em largas escalas com uso de dados ópticos multiespectrais e tridimensionais de sensoriamento remoto de forma combinada

como em estudos de Chen *et al*. (2012), Phua *et al*. (2017), Puliti *et al.* (2015), Tuominen *et al*. (2017), Zhang *et al*. (2017), ou adotando novas abordagens de escala com algoritmos sofisticados (BACCINI; ASNER, 2013; BISPO *et al*., 2020; GONÇALVES, 2019; RÉJOU-MÉCHAIN *et al*., 2019; DOS SANTOS *et al*., 2019; WANG *et al.,* 2020).

Outra opção para superar tais limitações e reduzir o custo dos levantamentos de biomassa é a utilização de dados provenientes de LiDAR transportados por satélites. Em 2019, a *Global Ecosystem Dynamics Investigation* (GEDI) (DUBAYAH *et al*., 2014; DUBAYAH *et al*., 2020) da NASA começou a adquirir dados de forma de onda LiDAR nas zonas biogeográficas tropicais, subtropicais e temperadas. O GEDI adquire os dados por meio de pegadas de cerca de 25 metros de diâmetro. Estudos de Potapov *et al*., (2021) e Saarela *et al*. (2022) desenvolveram mapas globais de altura florestal combinando dados Landsat e GEDI.

Além disso, inovações tecnológicas como o uso de imagens de Aeronaves Remotamente Pilotadas (ARP) vem ganhando notoriedade nos setores científicos e de serviços para mapeamento em escala grande e a coleta de dados de vegetação para melhorar a caracterização e manejo de área de ecossistemas com alto interesse de pesquisa (WHITE *et al*., 2016; IGLHAUT *et al*., 2019; CUCHO-PADIN *et al*., 2019; MENESES *et al*., 2015; MUKHERJEE *et al*., 2019).

Frequentemente, em um nível local tem se realizado a vinculação de dados oriundos de ARP (Aeronave Remotamente Pilotada) na forma de informações espaciais e estruturais com dados de inventários florestais (NÆSSET, 2002; Næsset, 2013). Além da sua utilização para melhorias na medição e eficiência no planejamento, previsão (WHITE *et al.,* 2018), efetividade (MCROBERTS *et al*., 2018), modelos de previsão (WHITE *et al*., 2017) e produtos de mapeamento (MCROBERTS, 2007).

Atualmente existem poucos estudos sobre a construção de modelos de biomassa que dependem de parâmetros de dossel das árvores ou na combinação de dados oriundos de inventários (LIN, *et al*., 2022), tornando-se conveniente a extração de informações do dossel por meio de sensoriamento remoto (PANAGIOTIDIS *et al*., 2017). Com isso, o SR tem se mostrado um método indireto de estimativa de biomassa com resultados satisfatórios (SU, *et al*., 2016; DUBE &

MUTANGA, 2015; PANDIT *et al*., 2018; SHAO *et al*., 2018; SAATCHI, *et al*., 2007; SAATCHI *et al*., 2011).

O uso do sensoriamento remoto na quantificação de biomassa e, consequente estoques de carbono, associado a dados coletados *in situ*, possibilita investigar a resposta das florestas aos efeitos da mudança climática, sendo fundamental para enriquecer modelos climáticos, tornando-os mais acurados. Deste modo, este estudo tem como objetivo demonstrar a aplicabilidade do uso de dados de sensoriamento remoto na estimativa de estoque de carbono de árvores vivas em área de floresta primária e secundária no Amazonas, bem como seu potencial para o mercado de carbono.

2. OBJETIVOS

2.1. Objetivo Geral

Propor o uso de dados de sensoriamento remoto na estimativa de estoques de carbono de árvores vivas em área de floresta no estado do Amazonas e na utilização destes dados no contexto do mercado de carbono.

2.2. Objetivos Específicos

- Apresentar métodos de integração entre dados de sensoriamento remoto de acesso aberto aplicados à estimativa de estoques de carbono.
- Discutir a classificação da floresta em fitofisionomias em função de dados oriundos do sensoriamento remoto.
- Propor e avaliar uma metodologia de estimativa de biomassa a partir da contagem automática de árvores por hectare.
- Avaliar e discutir a adequação da metodologia proposta à quantificação de estoques de carbono e biomassa.

3. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

3.1. Mudanças climáticas

Questões relacionadas ao aquecimento global têm sido evidenciadas cada vez mais em agendas ambientais (MOL, 2012). Pesquisas evidenciam que ações antropogênicas, ligadas intimamente ao aquecimento global ganharam legitimidade na década de 1950, consolidando-se nas décadas subsequentes (LEITE, 2015). No âmbito internacional, esse tema foi abordado em pauta em 1972 na Conferência das Nações Unidas (Conferência de Estocolmo), considerada um marco inicial da colaboração internacional para a conservação do meio ambiente.

As mudanças climáticas podem ser definidas como as mudanças nos padrões climáticos causadas principalmente pelas emissões de gases de efeito estufa, que fazem com que o calor seja retido pela atmosfera da Terra, e essa tem sido a principal força motriz por trás do aquecimento global (FAWZY, 2020). As fontes de emissões incluem tanto os sistemas naturais e as atividades humanas, onde os sistemas naturais incluem incêndios florestais, terremotos, oceanos, zonas úmidas e vulcões (YUE & GAO, 2018), enquanto as atividades humanas estão predominantemente relacionadas à produção de energia, indústria, silvicultura e mudanças no uso e cobertura do solo (EDNHOFER *et al*., 2014).

Conforme dados do Programa das Nações Unidas para o Meio Ambiente (PNUMA) em 2019, as emissões totais de gases do efeito estufa totalizaram 55,3 Gt CO^2, dos quais a maior contribuição foi proveniente da produção de energia e atividades industriais. No relatório de 2022 do Painel Intergovernamental para Mudanças Climáticas (IPCC), no caso do dióxido de carbono, o aumento global deste gás ocorreu principalmente pelo uso de combustíveis fósseis e pela mudança no uso do solo.

Esses impactos ambientais aumentam as discussões para compreensão do grave impacto das mudanças climáticas nos sistemas naturais e humanos, e os riscos associados a mudanças nos indicadores climáticos, como temperatura, precipitação, acidificação dos oceanos e outras condições extremas que foram destacadas no relatório do Secretariado das Nações Unidas para Mudanças Climáticas (UNCSS, 2019).

O reconhecimento das mudanças climáticas teve um ponto forte em 1979 quando a primeira conferência mundial sobre o clima foi realizada em Genebra, e foi

introduzida pela Organização Meteorológica Mundial em resposta à observação de eventos climáticos na década anterior (FAWZY, 2020). Em 1988, o Painel Intergovernamental sobre Mudanças Climáticas (IPCC) foi criado pela Organização Meteorológica com colaboração do Programa das Nações Unidas para o Meio Ambiente (PNUMA) com o intuito de fornecer aos órgãos oficiais conhecimento científico e informações que podem ser usadas para formular políticas relacionadas ao clima (IPCC, 2013).

A adoção da Convenção-Quadro das Nações Unidas sobre as Alterações Climáticas (CQNUAC) em 1992, foi um passo crítico em termos de ações relacionadas à mitigação das mudanças, onde desde então a UNFCCC tem sido a principal força motriz e facilitadora de ações climáticas em todo o mundo (FAWZY, 2020). A convenção estabeleceu compromissos com todas as partes envolvidas, colocando responsabilidades nos países desenvolvidos para implementar políticas nacionais para limitar as emissões de gases, nesse sentido, foi estabelecido estrutura, os requisitos de relatórios e o mecanismo de recursos financeiros definindo assim um cenário para a política climática global (ONU, 1992).

Em 1997, o protocolo de Quioto foi adotado e entrou em vigor em 2005, introduzindo os compromissos de redução de emissões para os países desenvolvidos para o período de compromisso de cinco anos, onde foram estabelecidas políticas, sistemas de monitoramento e relatórios, bem como a introdução de três mecanismos baseados no mercado para atingir tais objetivos (UNFCCC, 1997). Foram definidas pelo protocolo quatro unidades de redução de emissões, cada uma representando uma tonelada métrica de CO^2 equivalente e comercializável (UNFCCC, 2005).

O protocolo possui três instrumentos conhecidos coletivamente como mecanismos de flexibilização, destinados a facilitar o cumprimento das metas de redução da Convenção do Clima, sendo eles: Implementação Conjunta - IC (*Joint Implementation*), Mecanismos de Desenvolvimento Limpo- MDL (*Clean Development Mechanism*), e o Comércio de Emissões- CE (*Emission Trading*) (UNFCC, 1997). A partir disso, ficou claro que o mercado poderia auxiliar no processo de redução de emissões dos gases de efeito estufa, e por meio de proposta criar um valor transacional para essas reduções.

Muitos governos nacionais e regionais introduziram regimes de comércio de licenças de emissão, sendo alguns obrigatórios e outros voluntários (FAWZY, 2020).

O maior regime de comércio de emissões introduzido até agora é o regime europeu de comércio de emissões (PERDAN & AZAPAGIC, 2011). Com isso, além de tais iniciativas, ocorreu a vigésima primeira conferência das partes da UNFCCC (COP-21), realizada em Paris em 2015, onde foi adotado o acordo de Paris que entrou em vigor em 2016.

O acordo de Paris acrescentou novos objetivos, compromissos, regulamentos de conformidade, bem como mecanismos de apoio, onde tem como principal objetivo limitar o aumento da temperatura global (FAWZY, 2020). Foi definido que aconteceria uma conferência a cada cinco anos para atualização dos planos, no entanto, em decorrência da pandemia, a conferência foi adiada e denominou-se a COP-26, trazendo discussões pautadas em parâmetros de emissões necessários para frear o aquecimento global, além disso, um dos marcos da COP-26 foi o Acordo Florestal, assinado por 105 países, inclusive o Brasil, que visa acabar com o desmatamento global até 2030 a partir de um fundo com recursos para financiar ações de preservação, combate a incêndios e reflorestamento (O'RIORDAN, 2022).

3.2. REDD+

Os mercados globais de carbono divergem em muitos aspectos, destacando-se tamanho, características de concepção, abrangências setoriais, e naturezas, podendo ser voluntários ou não. Alguns destes mercados foram criados com o intuito de atender compromissos de redução de emissões negociados no Protocolo de Quioto, em que se insere o MDL, enquanto outros são de natureza voluntária (PASSOS, 2017). Esse mercado, baseado no comércio de emissões de carbono, é um sistema baseado na compra e venda de créditos autorizados por governos de diversas nações, visando a contenção das contribuições desses gases para o aumento do aquecimento global, bem como as consequências das mudanças climáticas (AMARAL *et al*., 2014).

O mercado de carbono é um ambiente eletrônico de negociação desenvolvido para viabilizar de forma ágil, segura e transparente, o fechamento de negócios com créditos de carbono gerados por projetos de Mecanismo de Desenvolvimento Limpo (MDL) e no âmbito do mercado voluntário (RIBEIRO, 2006). A atribuição de valor ao resultado de esforços de redução das emissões ou remoção de GEE'S da atmosfera gerou um novo produto de grande aceitação no mercado e constitui-se em forma de captação de recursos junto a terceiros (PASSOS, 2017).

Os principais sistemas internacionais de comércio de emissões de carbono são o Regime de Comércio de Emissões da UE (EU ETS) e o Chicago Climate Exchange (CCX). Em 2003, o Parlamento Europeu aprovou uma diretiva sobre o comércio de emissões de carbono e entrou em vigor em janeiro de 2005 (VENMANS, 2012). O Regime de Comércio de Emissões é considerado uma das primeiras políticas climáticas da Europa e o principal instrumento político da Comissão Europeia para lidar com as alterações climáticas (BREDIN *et al*., 2014).

Embora tenha sofrido grande volatilidade da economia global, o volume de recursos movimentados na comercialização de crédito de carbono no mundo tem sido expressivo, onde de acordo Kossoy & Guigon (2012), o volume de recursos registrado foi de aproximadamente US$ 158 bilhões, e os fatores que tem contribuído para o crescimento dessas negociações são o aumento da liquidez das reduções certificadas de emissão (RCE) e o aumento da negociação baseada em Unidades de Redução de Emissão (URE) que constitui-se em atividades com base na implementação conjunta de projeto entre países.

Sob o contexto da legislação brasileira, o crédito de carbono é definido conjuntamente por dois importantes marcos, sendo eles: a Lei Federal n°12.651 de 2012 (Código Florestal), art. 3° XXVII e a Lei Federal n°12.187 de 2009 (Política Nacional sobre a Mudança do Clima) art. 9° caput, onde conforme o Código Florestal, os créditos de carbono são títulos representativos de direitos sobre bem intangível e incorpóreo, que podem ser plenamente transacionáveis.

Sobre a forma fiscal e jurídica, Silveira e Oliveira (2021) afirmam que os créditos de carbono são bens negociáveis, mas não tangíveis, ou seja, o que se negocia é um contrato que concede o direito. De acordo com Mendes (2009), os créditos de carbono, além de possuírem mercados diferenciados, possuem preços diferenciados, e apesar de o Brasil não liderar o mercado, compreende grande parte dos projetos MDL executados no país e sua participação se dá por meio da participação voluntária.

A demanda do mercado de carbono é comandada, principalmente pelas companhias de maior potencial poluidor, e cada unidade de crédito equivale a 1 tonelada de CO^2 equivalente, que corresponde a uma proporção de toneladas que varia de acordo com o gás de efeito estufa emitido, e cada GEE possui um valor que representa seu potencial de aquecimento global, ou seja, o CO^2 equivale e o CH4 representa o 21 vezes o valor de CO^2 em 100 anos (IPCC, 2013). O Brasil tem

potencialmente um papel central nesse processo de negociação, devido sua extensão territorial e quantidade de recursos naturais para uma economia limpa, possui grande representatividade de projetos de MDL (PASSOS, 2017).

O Mecanismo de Desenvolvimento Limpo (MDL) é um dos instrumentos estabelecidos pelo Protocolo de Quioto, e consiste em uma forma de permitir que os países desenvolvidos realizem projetos sustentáveis nos países em desenvolvimento, para que a redução das emissões de GEE gerada por esses projetos seja contabilizada para os objetivos de emissões do país desenvolvido e com esse instrumento, os reais resultados de redução nos países em desenvolvimento obtêm equivalência em créditos de carbono (LOPES, 2002; FRANGUETTO & GAZZANI, 2002; PEREIRA, 2002). O Projeto “Novagerar” foi o primeiro projeto MDL a ser registrado no Brasil, promovido por uma empresa de aterro que realizou desenvolvimento sustentável local por meio da geração de energia de energia para escolas e comunidades vizinhas (de Souza & Ribeiro, 2009).

Têm-se ainda, o programa REDD+ (Redução das Emissões por Desmatamento e Degradação Florestal), que tem sido a primeira tentativa da comunidade internacional de criar um sistema global de governança florestal que impacta os países numa escala nacional, regional e local (SUNDERLIN et al., 2015). A redução das emissões de desmatamento nos países em desenvolvimento foi discutida pela primeira vez em 2005 pela Coalizão de Nações das Florestas Tropicais, um grupo liderado por Papua Nova Guiné na 11 Conferência das Partes (COP 11) para a Convenção-Quadro das Nações Unidas sobre Mudanças Climáticas (UNFCCC). Essa iniciativa primeiramente se concentrou no desmatamento evitado (RED) e, posteriormente, também tratou da degradação florestal evitada (REDD).

Por fim, na COP 13 em Bali (Indonésia) a iniciativa passou a ser denominada REDD+, e passa a tratar da gestão sustentável das florestas, do aumento dos estoques de carbono e da melhoria da proteção florestal. Atualmente, as duas principais plataformas multilaterais de prontidão para REDD+ são o Programa Colaborativo das Nações Unidas para a Redução de Emissões por Desmatamento e Degradação Florestal nos Países em Desenvolvimento (UN-REDD) e o Mecanismo de Parceria de Carbono Florestal (FCPF) do Banco Mundial (UNFCCC, 2011). Além disso, vários outros atores estão envolvidos na implementação do REDD+ como o

governo, empresas privadas e ONGS (SUDERLIN *et al*., 2015; MINANG *et al*., 2014).

Os custos e benefícios dos projetos de REDD+ variam em função das circunstâncias geográficas, ecológicas, institucionais e socioeconômicas do projeto (FOSCI, 2013). Além disso, os custos e os benefícios estimados para o mesmo projeto podem variar com base nos componentes dos custos e benefícios incluídos na forma como essas estimativas são derivadas. Estudos de Stern (2007), estimam os custos do desmatamento evitado (global) e concluem que seria mais econômico do que uma série de outras opções de mitigação de emissões. No entanto, a estimativa de custos de desmatamento evitada tem sido criticada por excluir os custos de implementação e transação (DANG PHAN *et al*., 2014), que mostram-se relevantes ao longo do ciclo do projeto REDD+, incluindo o estabelecimento do projeto, a manutenção do armazenamento de carbono de forma a evitar vazamentos ao longo prazo.

3.3. Estimativa de Biomassa Viva Acima do Solo e Carbono em ecossistemas florestais

Os ecossistemas florestais são um componente importante dos ecossistemas terrestres que trocam CO^2 com a atmosfera, e assim a biomassa florestal resultante do acúmulo de longo prazo de carbono (C) é uma parte importante desse ciclo. O gás carbônico do ar ou dióxido de carbono (CO^2), é a única fonte de carbono para as plantas, capturado e incorporado por elas em seus tecidos. A transferência de dióxido de carbono para as plantas é feita por difusão do meio de maior concentração situado no ar, para o menos concentrado (líquido intracelular) onde se dissolve e fica à disposição do material celular. A matéria seca vegetal contém bastante carbono fixado na constituição do esqueleto de todas as substâncias orgânicas das células (GOUDRIAAN, 1992).

A produção florestal influencia o fluxo de carbono, em forma de CO^2 provindo da atmosfera em dois processos: fixação (assimilação) e emissão. Onde a fixação representa o incremento de biomassa em árvores vivas mediante a fotossíntese e a emissão representa a decomposição da biomassa decorrente da morte natural dos indivíduos ou da exploração relacionada às atividades antrópicas (HOEN e SOLBERG, 1994). O processo de fotossíntese relaciona-se com a forma que o

vegetal usa as moléculas de água e gás carbônico, tendo a luz solar como fonte de energia, e partir disso obtém produtos primários, glicídios e sacaroses, que em um segundo momento podem ser convertidos em substâncias essenciais à planta (AMABIS e MARTHO, 2004).

Por meio da fotossíntese, as plantas capturam CO^2 da atmosfera, fixam o carbono na biomassa e liberam o oxigênio (O2) para o ambiente (ORTIZ, 1997). Assim, as florestas desempenham papel primordial no ciclo do carbono (C). Armazenam grandes quantidades de carbono na vegetação e no solo, trocando carbono com a atmosfera por meio da fotossíntese e da respiração celular, podem ser fontes de carbono quando são perturbadas por causas antrópicas ou naturais e se convertem em sumidouro.

Nesse sentido, a complexidade e heterogeneidade da paisagem e seus efeitos na dinâmica e estrutura florestal são obstáculos na caracterização e quantificação dos atributos florestais, como biomassa e estoques de carbono, no entanto, para obter-se estimativas mais precisas é necessária uma maior intensidade amostral em pesquisas in situ, tornando-as mais onerosas (SOUZA *et al*., 2021, LIANG *et al*., 2018).

A obtenção de informações confiáveis acerca da biomassa florestal e do carbono precisam ser garantidas principalmente no contexto da Amazônia, visando aprimorar o desenvolvimento de mecanismos ambientais que possam reduzir o efeito das mudanças climáticas. Dados precisos e atuais sobre biomassa florestal são necessários para políticas ambientais e para informar práticas de manejo florestal sustentável (HEROLD *et al*., 2019). Vários métodos para informar os estoques e fluxos de carbono florestal podem ser aplicados, dependendo da capacidade técnica e financeira de um país.

A liberação de carbono na atmosfera está associada a processos ocasionados por atividades antrópicas, como desmatamento, conversão do uso do solo para agricultura, queimadas, além de eventos naturais como a decomposição da matéria orgânica, ataques de insetos, doenças, envelhecimento e mortalidade das árvores (BROWN & LUGO, 1984; HOUGHTON, 2005, GOETZ, *et al*., 2009). Com isso, qualquer ação que cause mudanças na dinâmica de florestas tropicais e na sua biomassa pode influenciar no processo de crescimento, aumentar os distúrbios que afetam diretamente no processo de crescimento, podendo ainda

ampliar a vulnerabilidade de plantas e animais (POWELL *et al*., 2010; MALHI & PHILLIPS, 2004).

Nesse sentido, estudos acerca da biomassa florestal são importantes para a conservação dos recursos naturais, avaliação da regeneração natural, análise de produtividade, quantificação da ciclagem de nutrientes, bem como, conhecimentos acerca do balanço global de carbono, além de questões ligadas às mudanças climáticas (DALLAGNOL *et al*., 2011; LU, 2006; BROWN, 2002). Com isso, para a compreensão dos processos de ciclagem de carbono e mudanças na sua dinâmica, a quantificação da biomassa é um pré-requisito (USUGA *et al*., 2010).

O carbono presente em ecossistemas florestais pode ser mensurado por meio da biomassa viva acima do solo, biomassa subterrânea, biomassa da matéria morta, serrapilheira, e matéria orgânica do solo (PORRO, 2009; QURESHI, 2011). Com isso, a biomassa florestal pode ser definida como a quantidade de massa de material vegetal disponível em uma área de floresta, representada pela matéria orgânica armazenada no ecossistema, constituída de água, carboidratos e nutrientes (GOLLEY *et al*., 1978; MARTINELLY *et al*., 1994; SOMOGYI *et al*., 2007).

Brietz *et al*., (2006) apresentaram uma definição de que a biomassa viva acima do solo é constituída por troncos, galhos, flores, frutos e folhas e a biomassa morta, já a biomassa abaixo do solo são incluídas raízes vivas e mortas, matéria orgânica do solo e microrganismos. A estimativa do estoque de carbono em florestas pode ser obtida por meio da mensuração da biomassa florestal com a concentração carbono (HIGUCHI *et al*., 2004).

A concentração de carbono na biomassa de florestas tropicais está entre 46% e 52%, onde geralmente os estudos consideram que o carbono representa 50% da biomassa florestal (HIGUCHI *et al*., 2004; GOETZ *et al*., 2009; BRITEZ *et al*., 2006). O armazenamento do carbono pode ser avaliado em diferentes partes das árvores, das folhas, e até raízes, e essa distribuição da biomassa na floresta difere de acordo com o tipo de vegetação, estrutura e condições ambientais (ROY & RAVAN, 1996).

Quanto maior for a precisão da estimativa de biomassa florestal, melhor será a quantificação de carbono estocado pelos ecossistemas florestais (LU, 2006; CASSOL, 2013). Essa quantificação da estimativa de biomassa florestal pode ser atribuída a variáveis como: diâmetro do tronco, altura total, densidade de madeira e tipologia florestal (CHAVE *et al*., 2005; CHAVE *et al*., 2014, BRIETZ *et al*., 2006). Com isso, quanto maior a precisão da estimativa de biomassa, melhor será a

quantificação de carbono estocado pelos ecossistemas (LU, 2006; CASSOL, 2013; MEDINA STOMAYOR, 2013).

3.4. Metodologias de Quantificação de Biomassa Viva Acima do Solo e Carbono Florestal

Para o monitoramento do estoque de carbono em áreas de florestal, é necessário o uso de métodos para a quantificação dos estoques de biomassa florestal e carbono que gerem estimativas confiáveis (ASHTON *et al*., 2012). Essa estimativa da biomassa pode ser obtida através de métodos destrutivos e não destrutivos. O método destrutivo implica no abate, após a derrubada, secagem e pesagem de todo o material vegetal arbóreo, e posterior aplicação de uso de equações alométricas (HIGUCHI *et al.,* 1998).

Já o método indireto, consiste na utilização de dados de inventários florestais ou por meio de dados obtidos por sensoriamento remoto (SR), por meio de técnicas como LiDAR (*Light Detection and Ranging*), RADAR (*Radio Detection and Ranging*) e por sensores ópticos. Entretanto, alguns métodos são limitados a baixos níveis de biomassa acima do solo, ou apresentam cobertura espacial limitada como dados oriundos de LiDAR (MITCHARD *et al*., 2012; SANDBERG *et al*., 2011; LE TOAN *et al*., 2011; PLOTON *et al*., 2013; LU *et al*., 2012).

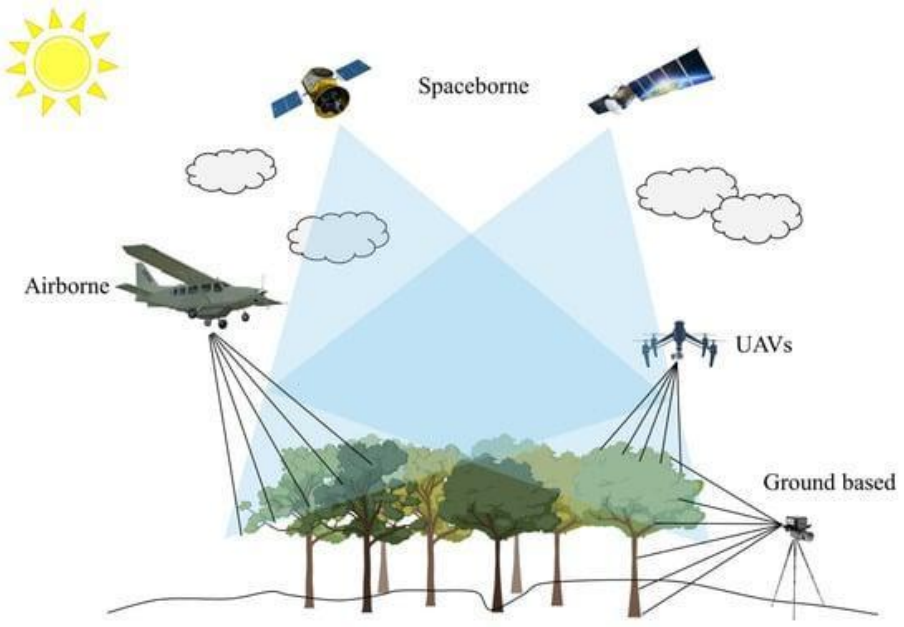


Figura 1. Ilustração da estimativa de biomassa florestal acima do solo usando técnicas de sensoriamento remoto. Fonte: Tian et al., 2023.

A utilização de técnicas de sensoriamento remoto para inventários de biomassa florestal e estoques de carbono ocorre desde a década de 1980 (LU, 2006). Os resultados foram melhorados ao longo do tempo com uso de novas técnicas de previsão (ANAYA *et al*., 2009; LU *et al*., 2016), incluindo dados provenientes de sensores remotos mais precisos que permitem avaliações detalhadas de inventários em larga escala. Séries temporais de dados ópticos, obtidas de sensores orbitais passivos, são usadas para estimar flutuações na biomassa vegetal (MAIN-KNOR *et al*., 2013; PFLUGMACHER *et al*., 2014), proporcionando monitoramento permanente dos estoques de carbono florestal (WILSON *et al*., 2013, PLUFGMACHER *et al*., 2014).

Com isso, além da obtenção de dados imageados por satélites, o sensoriamento remoto passivo pode ocorrer com uso de equipamentos pequenos e flexíveis quanto a sua composição estrutural e utilização, conhecidos como Aeronaves Remotamente Pilotadas (ARP), Veículo Aéreo Não Tripulado (VANT), e Aeronave Não Tripulada (ANT) (BRASIL, 2014). O uso de ARP's para estudos de monitoramento florestal promove uma maior acessibilidade devido ao menor custo comparado a satélites e aeronaves pilotadas, e esta tecnologia permite o manuseio de equipamentos que facilitam o transporte e a logística para execução das atividades em campo (ANDERSON e GASTON, 2013).

O uso de ARP's permite a aquisição de dados de altas resoluções, espacial e temporal, podendo suprir as limitações dos dados de satélites orbitais em condições de alta nebulosidade e dificuldades de dados temporais, permitindo ainda uma resolução espacial de 5 a 30 cm com voos em uma baixa altitude (LALIBERTE *et al*., 2010; MATESE *et al*., 2015). Nos últimos anos, os dados de sensoriamento remoto óptico, em particular a aerofotogrametria, foram incorporados aos inventários florestais nacionais operacionais (BARRETT *et al*., 2016; PULKKINEN *et al*., 2018). E a utilização dessa tecnologia é considerada uma parte essencial nos inventários de pelo menos 32 países, de acordo com Barrett (2016). Acredita-se que a utilização de ARP's seja uma possibilidade flexível e de baixo custo, sendo utilizados amplamente para mapeamento de vegetação em paisagens urbanas complexas (FENG *et al.*, 2015) e em diferentes ambientes (NICHOL & LEE, 2005; SMALL, 2001).

Uma extensa pesquisa em diversos tipos de florestas demonstra que o uso de dados de ARP's podem fornecer uma precisão comparável a dados obtidos por meio

de LiDAR para estimar atributos de estoque, como volume, área basal e altura, quando usados em uma abordagem baseada em área com informações de parcelas (GODBODY *et al*., 2019). Estudos do Inventário Florestal Nacional Suíço mostram que o uso de modelos de altura de vegetação derivados da aerofotogrametria é consistente para construir modelos de biomassa acima do solo, demonstrando a capacidade de monitoramento da biomassa a longo do tempo em uma floresta heterogênea, afirmando a relação entre as métricas de altura de vegetação derivadas de ARP's e as medidas no Inventário Florestal Nacional (GINZLER e HOBI, 2015).

Estudos de Almeida et al., (2019) e Simonetti *et al*., (2023) ressaltam o uso de ARP em conjunto com dados de sensores para adquirir informações como a altura do dossel das florestas, área foliar e caracterização de áreas com clareiras na floresta Amazônica. Vargas-Ramírez e Paneque-Gálvez (2019), utilizaram as ARP 's para monitoramento de desmatamento, degradação, impactos de extração de óleo e atividades de mineração na Bacia do Rio Amazonas.

Parâmetros adicionais podem ser incluídos nas estimativas de biomassa viva acima do solo, principalmente aqueles que descrevem a estrutura da floresta, como a altura das árvores, o diâmetro à altura do peito (DAP) e a altura do dossel (TIAN *et al*., 2023). Dados de sensoriamento remoto associados a inventários florestais e técnicas de modelagem tem apresentado estimativas cada mais vez mais confiáveis acerca da biomassa acima do solo (SU *et al*., 2016; DUBE & MUTANGA, 2015; PANDIT *et al*., 2018). Com o avanço de estudos, o desenvolvimento de ferramentas e modelos que possam extrapolar dados obtidos no campo por meio de instrumentos do sensoriamento remoto tem se mostrado cada vez mais viável (LU, 2006). Por meio de coletas de campo, obtém-se variáveis dendrométricas que podem ser usadas para o desenvolvimento de modelos preditivos de biomassa ou validação de resultados obtidos por meio de sensoriamento remoto (QUERESHI *et al*., 2012).

Segundo Picard *et al*., (2012), independente dos satélites utilizados para obtenção de dados de SR, alguns métodos assumem que as medições de campo disponíveis podem ajustar modelos de predição de biomassa às observações de sensoriamento remoto. Onde autores como Sader *et al*., 1989, Foody *et al*., 2001, Zheng *et al*., 2004, Hentz *et al*., 2014, mostram que relacionar índices de vegetação com equações de regressão e o uso de imagens de satélite permitem uma

estimativa da biomassa arbórea com erros aceitáveis, tomando como base a verdade de campo obtida em inventários florestais.

Estudos de Zheng *et al*., (2004) demonstraram a aplicabilidade das variáveis DAP (Diâmetro à altura do Peito) e idade das árvores para estimar a biomassa acima do solo, e vários índices de vegetação como (NDVI, SR, MSAVI) do Landsat-7. Hall *et al*., (2006), utilizaram dados do Landsat TM para modelar a biomassa acima do solo, e verificaram que ao adicionar dados da altura e da copa das árvores como variáveis preditoras, além de modelos de biomassa e volume, puderam obter uma melhora significativa nos erros da estimativa.

As técnicas de sensoriamento remoto e o geoprocessamento possuem uma gama variada de aplicabilidades, para estimativas de biomassa florestal, com isso, um mecanismo que vem sendo utilizado são os recursos disponíveis no Google Earth Engine, bem como seus métodos de classificação, que tem o potencial de quantificar a vegetação e as mudanças na cobertura do solo, avaliando a dinâmica do ecossistema, oferecendo ainda informações acerca do estoque de carbono florestal, em menor tempo e com menos custos (GORELICK, 2017)

O uso de métodos de sensoriamento remoto, integrados ao Google Earth Engine, têm se mostrado de grande interesse público e científico por apresentarem resultados promissores com alta precisão para fins de mapeamento da cobertura do solo, usando imagens de satélite de resolução espacial moderada à alta (GARCÍA-PARDO *et al*., 2022). No entanto, para utilização de tais métodos é necessário que se observe as características avançadas de reflectância espectral da vegetação, pois a quantidade e a distribuição espectral do fluxo radiante refletido pelo dossel vegetal é influenciado pelo tipo de vegetação presente (KERIMKHULLE *et al*., 2022).

3.4. Fitofisionomias florestais da Amazônia

A fragilidade dos ambientes florestais da Amazônia indica a necessidade prioritária de se conhecer a composição e distribuição das espécies vegetais nesses ecossistemas. Muitas áreas são formadas a partir de diferentes conjuntos de espécies vegetais formando mosaicos em diferentes substratos, onde nota-se que a distribuição das espécies arbóreas é feita por meio de preferências por habitats e variações na história evolutiva da região. Dessa forma, a descrição dos padrões de

variações tanto de espécie quanto de habitats usando dados que contemplem os diferentes gradientes ambientais amazônicos é importante para a compreensão dos mecanismos ou variáveis que determinam a distribuição e dinâmica das espécies e assim auxiliar na definição de estratégias de manejo e conservação das florestas (PITMAN *et al*., 2001; CORONADO *et al*., 2009).

A tipologia florestal predominante no bioma Amazônia é a Floresta Ombrófila Densa, caracterizada, segundo Veloso *et al*., (1991), por fanerófitos, lianas e epífitas em abundância e está condicionada a ocorrência de temperaturas elevadas, em média de 25°C, altas precipitações, cujo período seco varia de zero a 60 dias. Em termos de extensão, é seguida pela Floresta Ombrófila Aberta e pela Floresta Estacional Semidecidual, ligada a transição climática do úmido ao seco, além da Floresta Estacional Decidual, cuja ocorrência se encontra vinculada a Neossolos Litólicos (IBGE, 2004).

Na sua estrutura horizontal, as florestas tropicais úmidas bem preservadas são mosaicos dinâmicos de manchas de diferentes históricos de perturbação natural, conhecidas como ecounidades ou “facetas” (do inglês *patch*), que correspondem a distintas trajetórias sucessionais e altura do dossel (PUIG, 2008). Ao longo do perfil vertical da floresta, essas formações podem ser divididas em três estratos principais: o estrato superior que corresponde à vegetação sucessional tardia (emergentes bem iluminadas, árvores altas e lianas), o estrato médio formado por árvores sucessão intermediária e o sub-bosque que compreende indivíduos tolerantes à sombra e jovens emergentes (LAFRANKIE *et al*., 2006; SMITH *et al*., 2019).

Destacando-se ainda que em florestas amazônicas, cada um dos ambientes e fitofisionomias florestais possuem contingentes florísticos ricos e diversos, muitas vezes exclusivo de um único ambiente e essas inter-relações entre os componentes bióticos e abióticos formam um conjunto de ecossistemas, e com isso, qualquer intervenção necessita de conhecimento prévio do seu funcionamento (BENTES-GAMA, 2000). Devido sua heterogeneidade tanto em topografia, quanto em variações climáticas locais e solo, têm-se que as principais fitofisionomias vegetais que ocorrem na Amazônia Brasileira são: floresta de terra firme, floresta de igapó, campos de terra firme, vegetação montanhosa, vegetação de restinga, dentre outros. Podendo haver manchas dispersas de outras formações florestais criando áreas de transição (BRAGA, 1979).

A floresta Ombrófila Densa apresenta diversas tipologias de vegetação como platô, vertente, campinarana e baixio (TELLO, 1995). Estudos de Tello (1995; 2008) apresentam dados sobre comunidades de baixio e suas estratégias de sobrevivência através da presença da biomassa, solos férteis, alta precipitação e condicionantes que favorecem a formação de húmus (GENTRY 1998; STEEGE *et al*., 2000).

3.5. Iniciativas de estudos de mapas de carbono global

Em uma escala global, o fluxo líquido anual de dióxido de carbono (CO2) proveniente das alterações antropogênicas no uso e cobertura do solo, é estimado por meio dos relatórios fornecidos pelo IPCC (IPCC, 2019 ;2023), pelo *Global Carbon Project* (GCP) (FRIEDLINGSTEIN, 2019) ou por modelos dinâmicos de vegetação global (Figura 2).

Com relação a dados de LiDAR, observa-se que houveram vários mapas pantropicais e globais baseados em LiDAR transportado, em particular do *Geoscience Laser Altimeter System* (GLAS) a bordo do *Ice, Cloud and Elevation Satellite* (ICESat)[1] (2003-2009) (BACCINI *et al*., 2012; HU *et al*., 2016; SAATCHI *et al*., 2011). Os dados GLAS são amostras que são espacialmente esparsas e, portanto, são geralmente combinadas com dados de sensoriamento remoto contínuo, como radar e dados multiespectrais para estrutura florestal e estimativa de biomassa (SAATCHI *et al*., 2011).

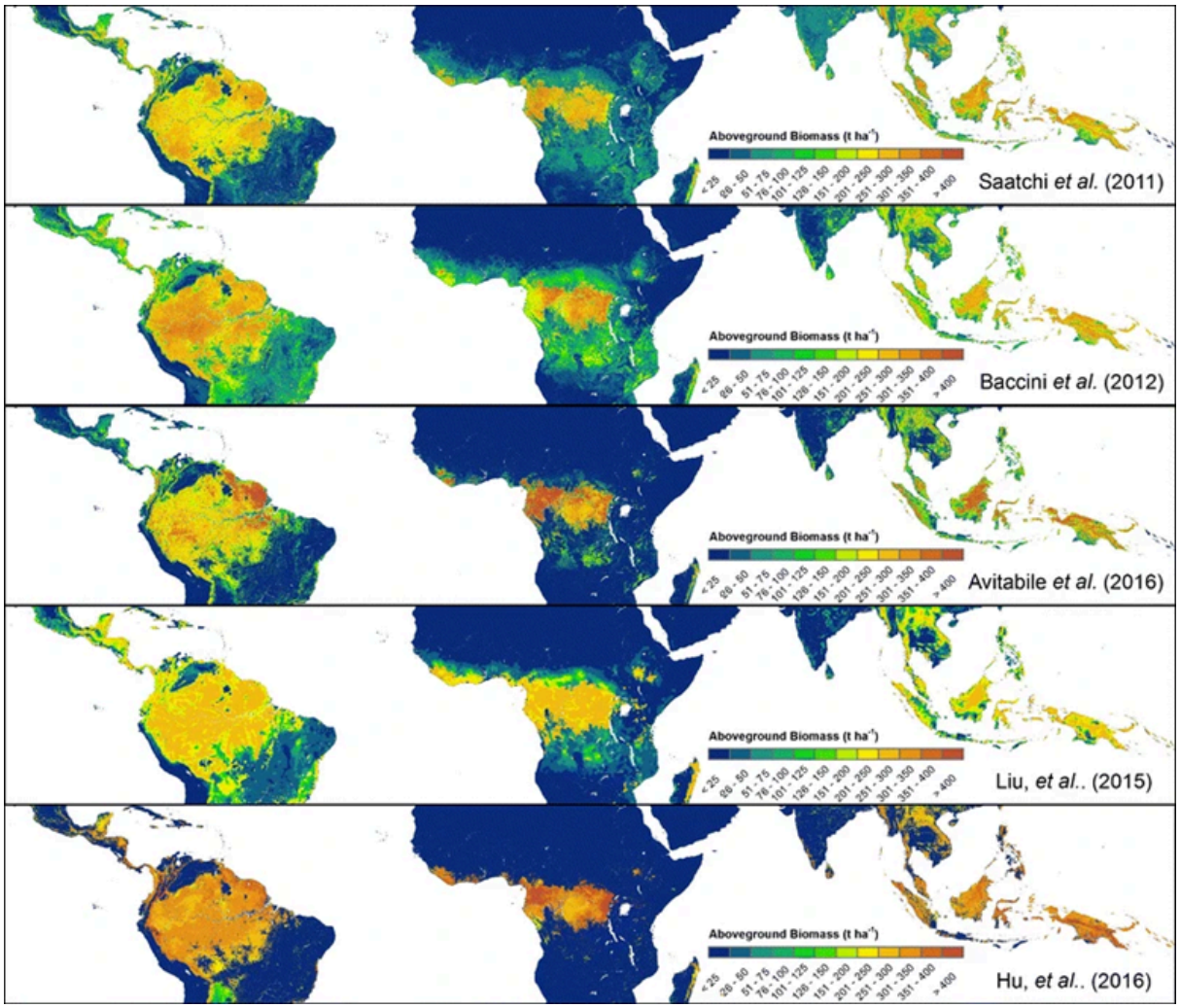
Diante do desafio da aquisição de um conjunto de dados consistente e abrangente de medições de LiDAR para melhorar as estimativas atuais de biomassa florestal e carbono, a NASA lançou a missão *Global Ecosystem Dynamics Investigation* (GEDI) para a Estação Espacial Internacional (ISS) em dezembro de 2018. A missão usa um instrumento de LiDAR multi-feição para fazer medições da estrutura vertical da floresta, como perfis de altura e folhagem, para derivar a biomassa acima do solo e elevação da superfície, com isso já adquiriu cerca de 10 bilhões de observações ao longo de seu período nominal de 2 anos. As pegadas (25 metros de diâmetro) são separadas com uma distância ao longo de 60 metros e um espaçamento entre as vias de 600 metros (PATTERSON *et al*., 2019).

Recentemente foi publicado um mapa global com dados da estimativa de biomassa acima do solo (Figura 1), com base em combinação de dados proveniente

[1] ICESAT:

do GLAS, dados de inventário florestal, imagens ópticas, dados climáticos e camadas de cobertura do solo por meio de uma abordagem florestal aleatória, onde nota-se que as estimativas de Hu *et al*., (2016) com base no referencial proposto por Su *et al*., (2016), se apresentam com valores elevados quando comparados a mapas pantropicais anteriores.

Figura 2. Mapa de carbono pantropical.



Fonte: Rodrigues-Veiga & Balzter (2017).

Uma técnica de LiDAR projetado para caracterização da estrutura florestal a bordo da ISS[2] é conhecido como *Global Ecosystem Dynamics Investigation* (GEDI). Os dados GEDI são obtidos ao longo dos transectos e a resolução dos conjuntos de dados em grade reflete a distância entre esses transectos (RODRIGUES-VEIGA &

[2] ISS: International Space Station

BALZTER, 2017) Com isso para que haja a produção de uma resolução de dados mais fina torna-se necessário a utilização de dados auxiliares correlacionados com a estrutura da floresta, e uma fonte promissora são as missões de Radar de Abertura Sintética Interferométrica Espacial (InSAR). A tecnologia InSAR produz dados de elevação da superfície e estrutura florestal após a aquisição de duas imagens em ângulos de visão diferentes, de passagens orbitais repetidas ou únicas (ASKNE *et al*., 1997; LEE *et al*., 2013; LEI *et al*., 2018).

Para que houvesse a aquisição de tais dados em todo o mundo, o Centro Aeroespacial Alemão (DLR) lançou a primeira missão de dupla plataforma (bistática) InSAR-TerraSAR-X em 2007/ TanDEM-X (em 2010), onde as propriedades estruturais florestais, foram derivadas com sucesso dos dados de TDX sobre uma variedade de considerações ambientais e de terreno usando o modelo *Random Volume over Ground* (RVoG) (KUGLER *et al*., 2014; LEE E FATOYING, 2015; SADEGHI *et al*., 2016; TREUHAFT *et al*., 2015).

3.6. Algoritmos inteligentes aplicados ao SR

A inteligência artificial (IA) engloba o aprendizado de máquina ou *machine learning* e este por sua vez contém o aprendizado profundo (AP), também chamado de *deep learning*, ambos são parte de uma alternativa para análise de dados extensos e com baixa ou alta variabilidade (ONGSULEE, 2017). A utilização de aprendizado de máquina com fins de sensoriamento remoto é ciência, uma de suas aplicações se dá com uso de imagens de satélite e sensores como o LiDAR, em que é possível identificar árvores emergentes em uma floresta e auxiliar atividades em campo (DE FREITAS *et al*., 2020). A combinação de pesquisas do uso de sensoriamento remoto com os avanços adquiridos pelo aprendizado de máquina possui potencial para promover resultados para o sensoriamento remoto e um processamento de dados mais acurado (JURADO *et al*., 2022). ZHONG *et al*., (2018) apresentou uma visão geral das aplicações de tecnologias de inteligência artificial em sensoriamento remoto que podem fornecer possíveis soluções para desafios no processamento óptico de imagens inspiradas em sistemas biológicos.

O aprendizado de máquina é a técnica chave da inteligência artificial, e o uso de tais algoritmos em SR requer um conjunto de dados de alta qualidade,

especialmente bem rotulados, onde dados disponíveis publicamente com dados de validação são importantes para os pesquisadores verificaram seus algoritmos desenvolvidos e compará-los com métodos de última geração (ZHANG & ZHANG, 2022). Antes da era do aprendizado profundo, era comum a utilização de amostras de treinamento de pequenas dimensões e em quantidades não satisfatórias impossibilitando que o modelo fosse testado de forma ideal, além disso as amostras de treinamento e teste não eram distribuídas de forma independente e idêntica, levando a modelos com baixa precisão (ZHANG & ZHANG, 2022).

O sensoriamento remoto e aprendizado de máquina possuem aplicações em áreas urbanas, com a avaliação de edifícios e detecção de falhas de aquecimento em pisos, entretanto, é destacado o uso de inteligência artificial para fins como este, onde o alcance espacial é mais viável com o uso de IA e ARP's (LOPEZ *et al*., 2022). A IA também pode ser utilizada para aprimorar modelos digitais de superfícies a fim de aumentar a sua acurácia em comparação com o objeto representado, como prédios ou florestas (STUCKER & SCHINDLER, 2022). Ao utilizar IA e o aprendizado de máquina, torna-se possível aprimorar métodos com um aprendizado profundo, como é o caso do estudo de Prasvita *et al*. (2023) ao automatizar a detecção de palmeiras por meio de uma inteligência artificial. Khlopenkov & Bedka (2018) desenvolveram um modelo para detectar tempestades convectivas e imagens de satélite para desenvolvimento de um método de reconhecimento de padrões. Saad *et al*., (2023) propuseram um método de detecção automática de sinais de terremoto.

Já as características ambientais como índices de vegetação, o mapeamento de dados é feito a partir de imagens de satélites para parâmetros ambientais específicos, como em pesquisas de Zhang *et al*, (2019) que exploram o potencial do uso de informações estruturais extraídas de imagens obtidas por aeronaves remotamente pilotadas para prever índices de área foliar (IAF), por meio de algoritmos de segmentação árvores.

A tecnologia vinculada ao sensoriamento remoto ainda possui aplicações pouco conhecidas na área florestal, o seu manuseio é visto com frequência em áreas urbanas e rurais com plantios agronômicos, sendo áreas com plantios de monoculturas, como é o caso de Moto-Delfin *et al*., (2022) ao manusear IA para contabilizar e detectar milhos. A combinação também é utilizada para fins de conservação de plantios e detecção de plantas invasoras, como é o caso de Valente

et al., (2022) e estudos de Yadav *et al*., (2022), que mostram a aplicação do YOLOv5 para detectar plantas de algodão selvagem que crescem em campos de milho, por meio de imagem multiespectral.

Estudos de Gino *et al*., (2023), propõem uma metodologia que combina série de imagens de sensoriamento remoto e métodos de detecção de anomalias por meio de inteligência de máquina não supervisionada, sendo eficaz e robusta no mapeamento de distúrbios da paisagem, permitindo monitoramento florestal e agrícola, bem como a detecção de mudanças em outros contextos, como desmatamento ou desastres. Syifa *et al*., (2020) propõe um estudo para identificação de espécies de Pinus com uso de redes neurais artificiais por meio de aprendizado de máquina, bem como em estudos de Binotti *et al*., (2013) que fez uso de redes neurais artificiais para estimar altura de povoamentos equiâneos de eucalipto.

O conjunto de dados de acesso aberto são essenciais para impulsionar a comunidade científica em geral a explorar os desafios da dinâmica florestal, particularmente usando estratégias de aprendizado de máquina. Algoritmos de aprendizagem profunda demonstram forte desempenho

4. MATERIAIS E MÉTODOS

4.1. Localização e caracterização das áreas de estudo

A compreensão das características edafoclimáticas foram essenciais para definir os pontos de coleta de dados em ambas as áreas de estudo abaixo definidas, permitindo assim a execução de atividades durante os meses de agosto e outubro de 2023.

Posto isso, o presente estudo abrange duas áreas florestais distintas, conforme especificado abaixo:

4.1.1. Fragmento Florestal da Universidade Federal do Amazonas

A primeira área de estudo compreende uma área situada na zona Centro-Sul da cidade de Manaus - Amazonas, sendo esta o fragmento florestal da Universidade Federal do Amazonas (UFAM) (03°00’40,64”- 59°59’02,79”) (Figura 2) inserido dentro da Área de Proteção Ambiental (APA) Floresta Manaós, possuindo uma extensão de 759,15 hectares. Tal APA apresenta significativa importância para a

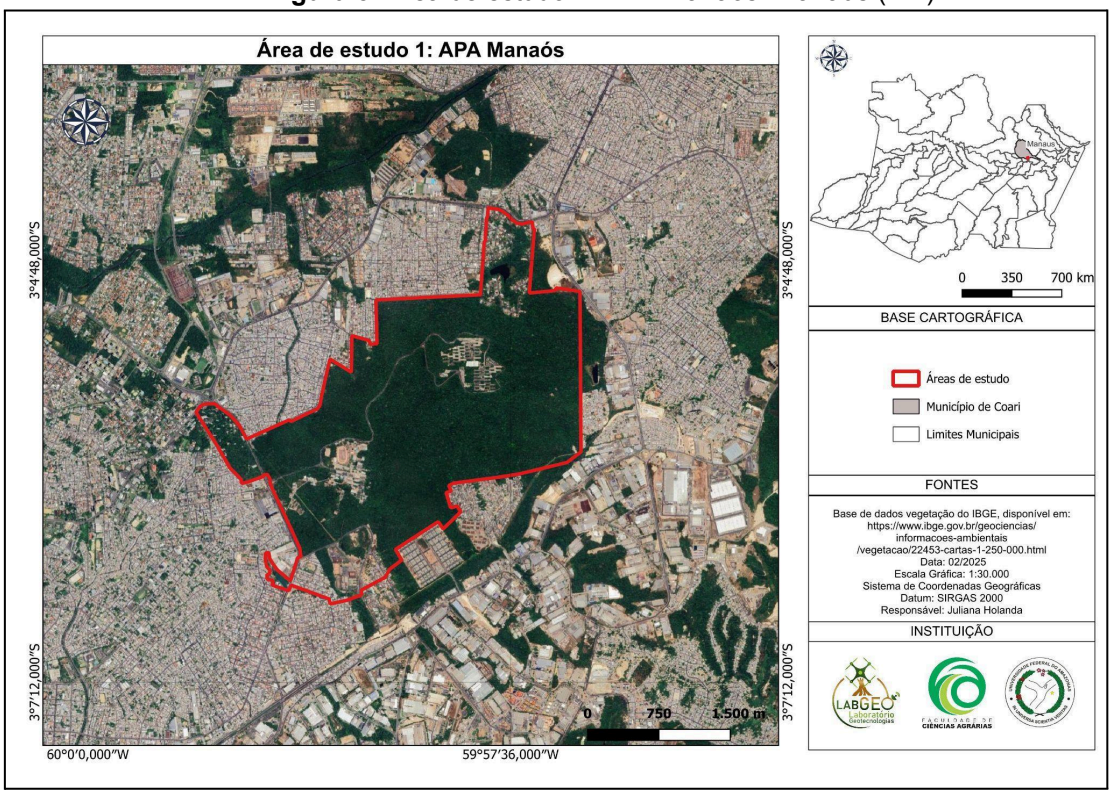
região urbana da cidade, seja para a pesquisa científica da própria Universidade, ou para demais serviços ecossistêmicos viabilizados pela APA (Oliveira e Santos, 2020).

A APA Floresta Manaós trata-se de uma categoria de Unidade de Conservação de Uso Sustentável e foi criada pelo Decreto Municipal n°1.503 de 27/03/2012 alterada pelo Decreto n°4.515 de 26/07/2019, sendo constituída pelos fragmentos florestais do Instituto Nacional de Pesquisas da Amazônia-INPA, Universidade Federal do Amazonas- UFAM, Parque Lagoa do Japiim e Área Verde do Conjunto Acariquara.

O fragmento florestal da UFAM é caracterizado majoritariamente por cobertura típica de floresta tropical úmida densa de terra firme composta por platôs, vertentes e baixios com faixas de vegetação secundária (Figura 3), com clima “Af” de acordo com a classificação de Köppen, descrita como quente e úmida de estação seca não definida (DE MELO ALVES, 2012; TELLO *et al*., 2008; TELLO & NASCIMENTO, 1996).

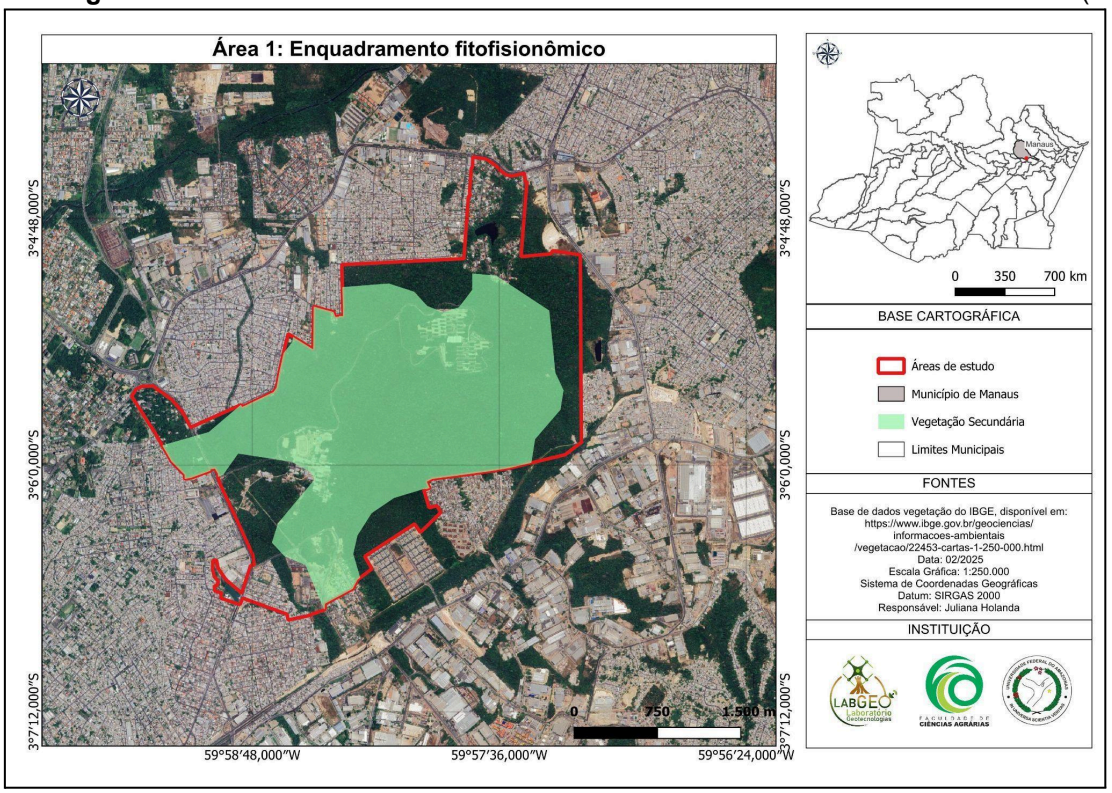
A região de Manaus possui temperatura média anual de 25,9 a 27,7°C, com precipitação média anual de 2300 a 2800 milímetros (HIGUCHI, 2004; ALVARÃES *et al*., 2013). Assim, a sazonalidade da região é dividida em estações seca e chuvosa, sendo agosto um dos meses mais secos com média mensal de precipitação de 80 mm, a ausência de definição de estação seca ocorre com a variabilidade de sua ocorrência (DOS SANTOS, 2021).

Figura 3. Área de estudo 1- APA Manaós- Manaus (AM).



Fonte: Autoria própria (2025).

Figura 4. Características fitofisionômicas da área de estudo 1- APA Manaós- Manaus (AM).



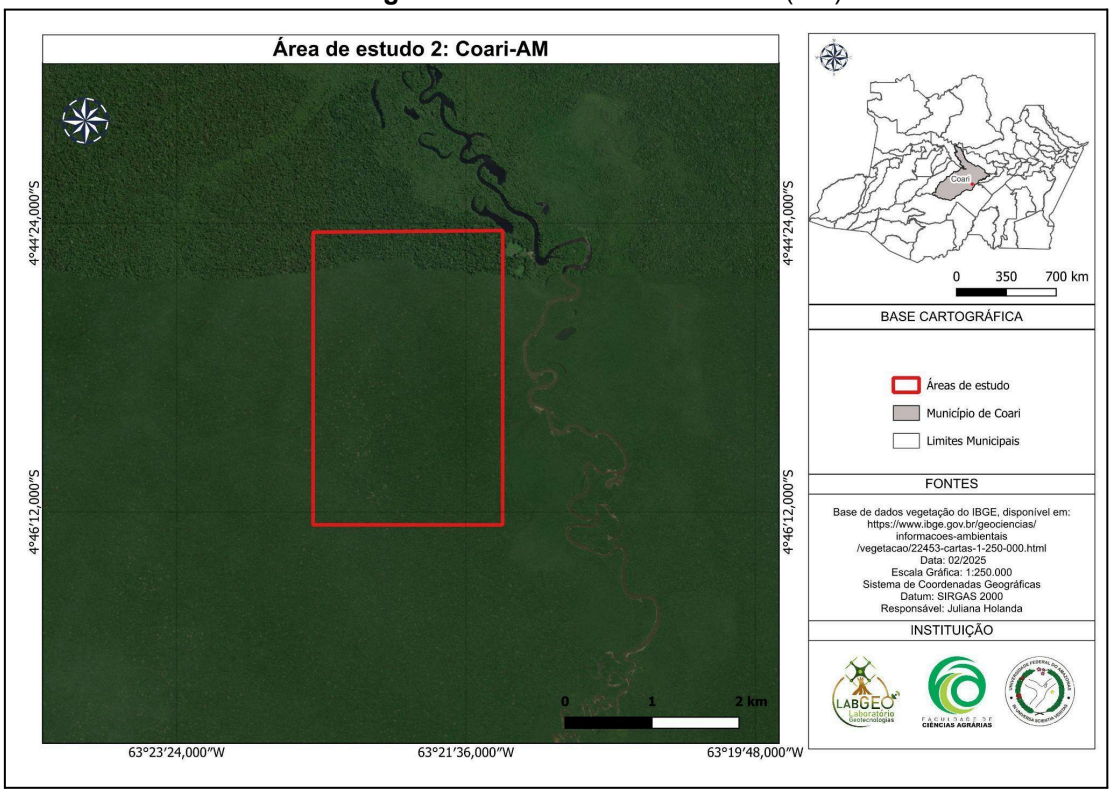
Fonte: Autoria própria (2025).

4.1.2. Floresta ombrófila densa aluvial- Coari-Amazonas

A segunda área de estudo (Figura 4) está localizada no município de Coari-Amazonas, na bacia do rio Urucu à margem esquerda do Rio Solimões, mesorregião do Centro Amazonense e na microrregião de Coari. Tal área está distante cerca de 363 km da cidade de Manaus, com acesso por meio fluvial, aéreo e parcialmente por estradas (ALEIXO e FILHO, 2022).

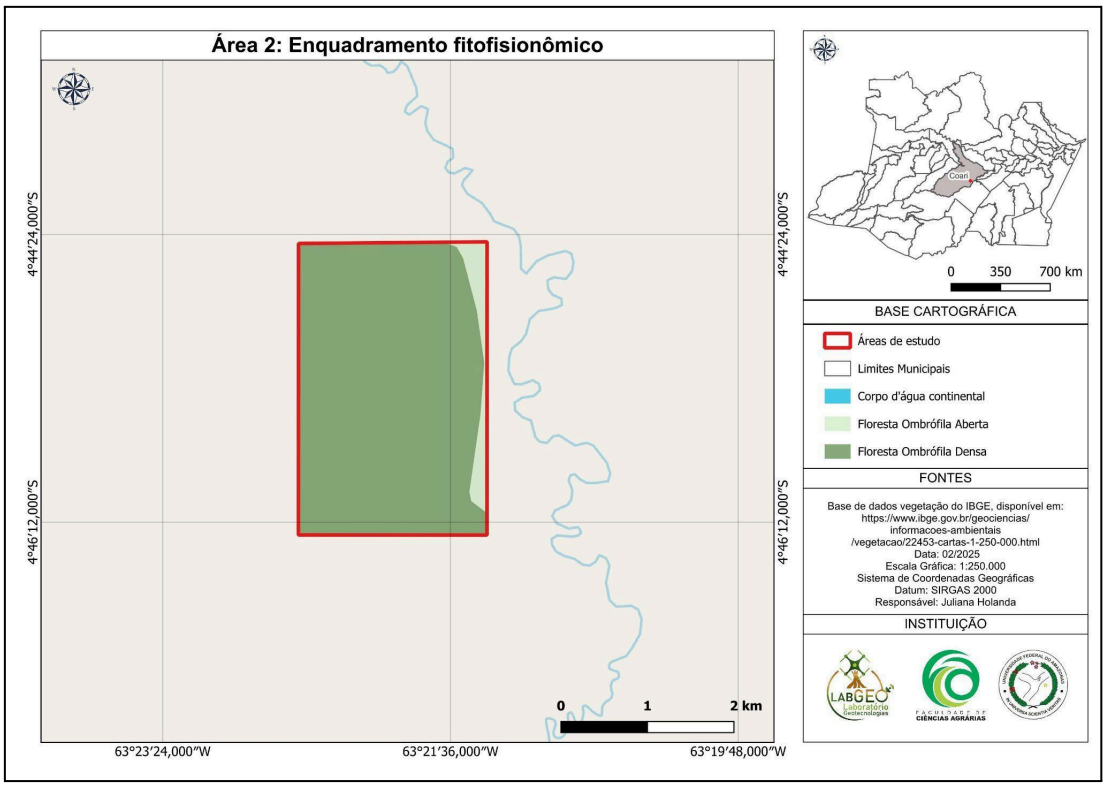
O município de Coari possui uma extensão territorial de 57.970,768 km² (IBGE, 2022), e possui uma vegetação predominantemente composta de floresta ombrófila densa das terras baixas (RADAMBRASIL, 1978). A região de estudo apresenta as fitofisionomias do tipo floresta ombrófila aberta e floresta ombrófila densa, onde periodicamente passam por inundações, promovendo alta produtividade e diversidade biológica, abrigando ainda espécies adaptadas a essas condições (IBGE, 2023).

Figura 5. Área de estudo 2 - Coari- (AM).



Fonte: Autoria própria (2025).

Figura 6. Enquadramento fitofisionômico da área 2 situada no município de Coari-Amazonas.



Fonte: Autoria própria (2025).

4.2. Coleta de dados

4.2.1. Inventário Florestal

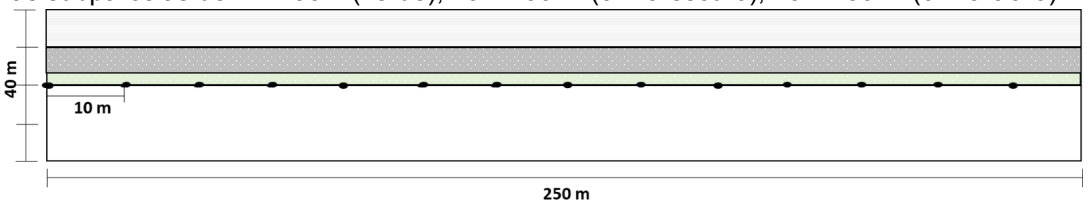
- **Área de estudo 1**

Nesta área realizou-se um inventário florestal em várias faixas distribuídas regularmente ao longo da área de floresta da Universidade (Figura 7). As parcelas foram estabelecidas de forma aleatória com o intuito de abranger toda a extensão do campus, possuindo um transecto central de 250 metros, acompanhando a elevação do terreno para minimizar a variação nas características do solo e 40 metros de largura.

O levantamento seguiu um sistema hierárquico de medição de árvores e palmeiras ao longo da linha central da parcela, as medições foram divididas em categorias conforme esquema presente na figura 6, onde todos os caules com DAP (Diâmetro à Altura do Peito) ≥ 30 cm foram medidos ao longo de toda a parcela, os caules com DAP ≥10 foram medidos em uma subparcela de 20 x 250 metros e os

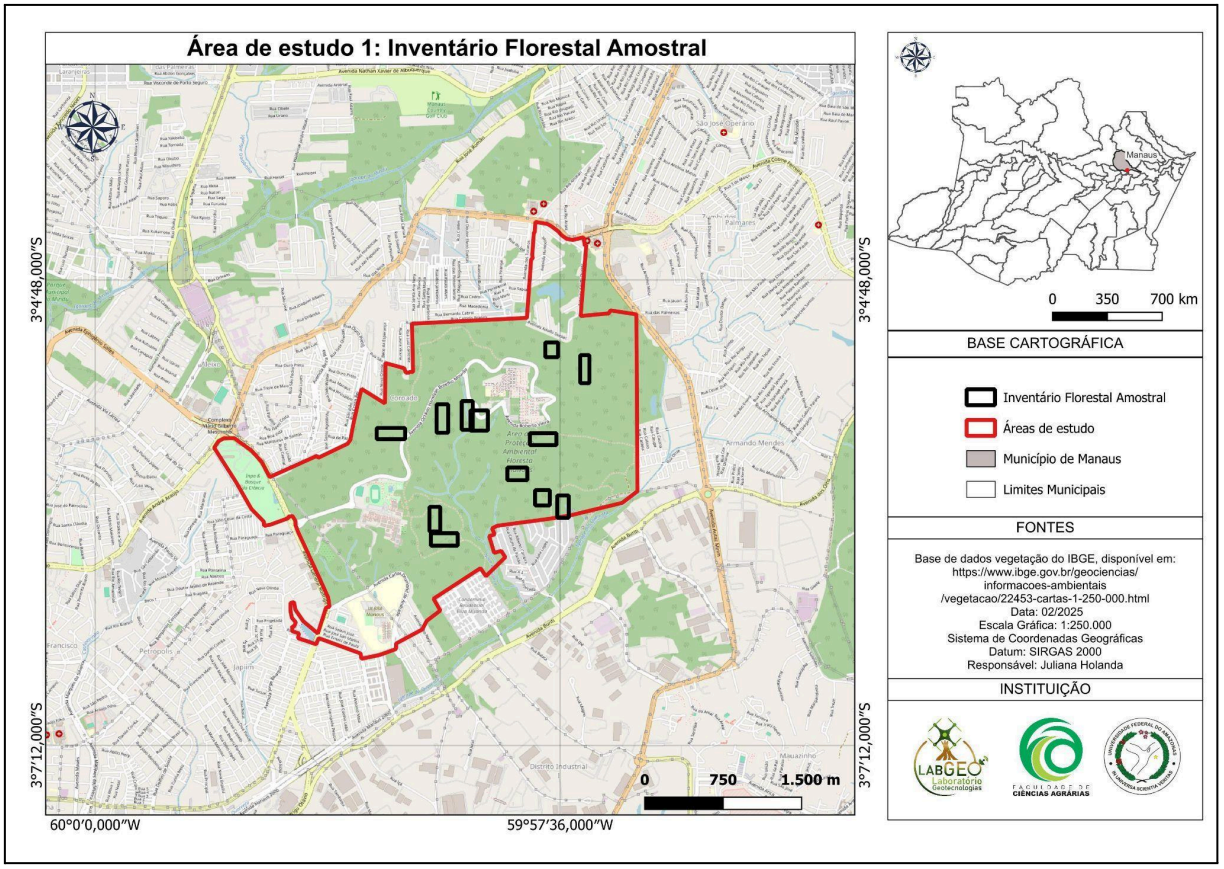
caules com DAP ≥ 1 cm foram medidos apenas na subparcela de 2 x 250 metros (Figura 6).

Figura 7. Esquematização da parcela instalada em campo no sítio 1 (APA Manaós), representando as subparcelas de 2 x 250m (verde), 20 x 250 m (cinza escuro), 40 x 250 m (cinza claro).



Fonte: Autoria própria (2025).

Figura 8. Parcelas instaladas em campo na área de estudo 1 (APA Manaós).



Fonte: Autoria própria (2025).

Todos os caules com DAP> 10 cm foram plaqueteados e sua localização foi obtida por meio do método X e Y, e informações como altura, DAP e espécie foram inseridas na ficha de campo. No método de coleta de localização X e Y, uma trena é colocada no meio da parcela e piquetes são alocados a cada 10 metros até o final da parcela, com isso um membro da equipe se localiza no centro da parcela e outro

membro se dispõe ao lado de uma planta perpendicular ao que se encontra no centro. Com isso, de posse de uma trena, são informados os valores da distância da planta em metros até o eixo X, e a distância perpendicular até o eixo Y, utilizando uma bússola eletrônica disponível em dispositivos móveis.

Na planilha de inventário foi estabelecido um campo onde os técnicos adicionaram a observação de árvore inventariada que alcançava o dossel da floresta. A partir desta informação, foi possível aplicar um filtro onde somente as árvores e palmeiras situadas no dossel podem ser utilizadas em cálculos ou verificações.

- **Área de estudo 2**

Na área de estudo 2 foi realizado um levantamento em uma área de 1.500 hectares, com uma amostragem do tipo conglomerado, onde foram instaladas 24 conglomerados com 4 parcelas de 20 x 125 m (Figura 10). Cada parcela foi instalada com uso de bússola e por meio das informações inseridas no receptor GPS (Figura 9), sendo sinalizado com fita zebrada o início e final de cada parcela bem como o ponto central de cada Unidade Amostral.

Desta forma, após a delimitação das parcelas foi realizada mensuração de todos os indivíduos arbóreos com Diâmetro à Altura do Peito (DAP) acima de 10 cm, sendo coletado os dados de altura, circunferência à altura do peito e pontos de localização de cada árvore com uso do receptor GPS Garmin 79s.

Posteriormente, todas as informações foram inseridas em planilha de inventário *offline* nos dispositivos móveis. A partir dos dados coletados, obteve-se também para cada parcela um valor correspondente à altitude média do dossel da floresta, permitindo que, na aplicação destes dados comparados a métodos de sensoriamento remoto, se possa filtrar apenas as árvores pertencentes ao dossel e subdossel.

As parcelas do inventário em ambas as áreas foram definidas por interesse de terceiros, que gentilmente cederam os dados para a confecção desta pesquisa[3].

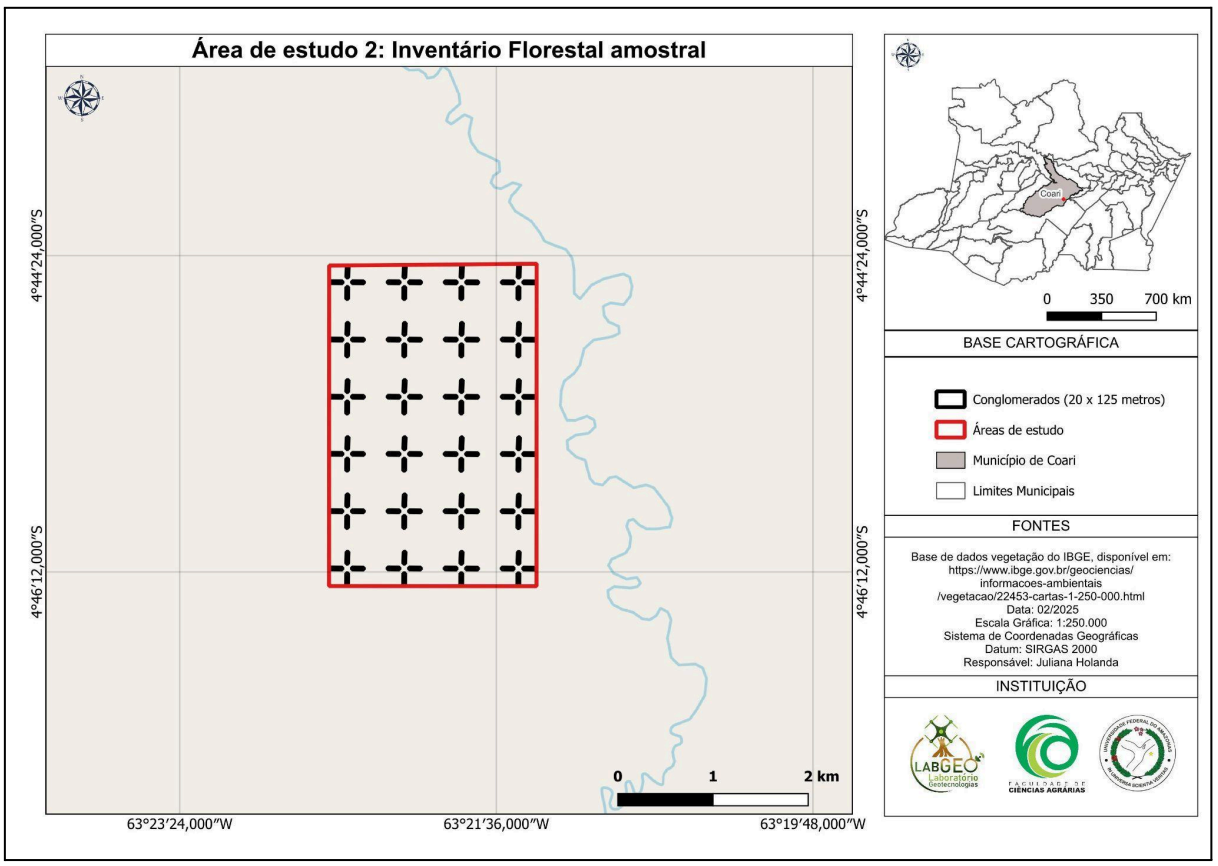
[3] Empresa Júnior Florestal - EMCOF e projeto PELD.

Figura 9. Coleta de dados realizada no inventário florestal amostral.



Fonte: Autoria própria (2025).

Figura 10. Parcelas instaladas em campo no sítio 2 situado em Coari-AM, representando parcelas de 20 x 125 metros.



Fonte: Autoria própria (2025).

4.2.2. Aquisição de imagem com uso de ARP

O levantamento das imagens foi realizado por meio de Aeronave remotamente pilotada (ARP) modelo DJI Mini 4 Pro - DJI (Figura 10). Esse modelo de aeronave possui as seguintes especificações de acordo com informações da fabricante: pesa menos de 249 gramas, possui dimensões de 148x94x64mm (dobrada sem hélice) e 298x373x101mm (desdobrada com hélice), uma bateria de LI-Ion com voltagem entre 7,32 - 8,6 V e capacidade de 2590 mAh, resultando numa autonomia entre 30 - 34 minutos de voo.

O sensor da ARP tem resolução de 48 MP e conta com um suporte "gimbal" para estabilização da imagem, reduzindo ruídos. A ARP foi programada através do aplicativo DJI fly (sistema iOS e Android), que definiu previamente os pontos de sobrevoo formando um caminhamento ao longo das parcelas inventariadas, onde definiu-se um ângulo de visão (FOV) de 82,1° e abertura de 1,7 mm, a aeronave capturou imagens a aproximadamente 100 m de altura em relação ao solo, numa velocidade de 12 m/s com angulação da lente de -90º (DJI, 2024).

Figura 11. Aeronave remotamente pilotada (ARP), Drone DJi Mini 4 Pro e controle remoto.



Fonte: Autoria própria (2025).

A operação de cada voo (Figura 11) teve uma duração de 6 a no máximo 15 minutos, com captura de 50 a 180 imagens por voo, numa altitude de 120 metros, e foram iniciados preferencialmente a partir de áreas abertas ou em clareiras para

segurança e facilidade do manuseio do aparelho, facilitando pousos e decolagens da ARP, de forma a não haver interferências ou choques com copas de árvores e obstruções no dossel da floresta, e possibilita ainda uma maior aquisição de sinal de satélites para que a ARP esteja apta a decolagem. Os voos foram referenciados geometricamente pelo GNSS interno do aparelho, que especifica em torno de 2 a 4 m de precisão locacional, suficiente para os fins deste projeto.

Figura 12. Aeronave remotamente pilotada (ARP) em operação e dossel da floresta.



Fonte: Autoria própria (2025).

4.2.3. Aquisição de dados GEDI

Os dados oriundos do *Global Ecosystem Dynamics Investigation* (GEDI) são disponibilizados no SDAT (*Spatial Data Access Tool*) (https://webmap.ornl.gov/ogc/index.jsp), onde foram utilizados os dados referentes ao produto L4B *Gridded Aboveground Biomass Density, Version 2.1* , os quais fornecem estimativas de 1x1 km de densidade de biomassa acima do solo com base em observações.

O sistema é composto por 3 *lasers*, um dos quais é dividido em dois feixes (feixes de “cobertura”), enquanto os outros dois permanecem em potência máxima (feixes de potência). Cada laser dispara 242 vezes por segundo. Cada um desses 4 feixes é então pontilhado a cada dois tiros na pista, para produzir 8 pistas de dados, separados por cerca de 600 m na direção da pista de voo em uma faixa de ~ 4,2 km. Para qualquer pista, os centros das pegadas são separados por 60 m ao longo da

pista (ou equivalente, 35 m de uma borda a outra) visto que todos os outros disparos de um feixe de laser são pontilhados.

A duração nominal da missão é de dois anos após a verificação em órbita. Os dados são sempre coletados sobre a superfície terrestre, mas os lasers são reduzidos ao longo das passagens oceânicas suficientes para permitir a determinação precisa da órbita que sustenta a precisão da geolocalização final. O GEDI usa seu próprio Sistema de Posicionamento Global (GPS), Unidade de Medição Inercial (IMU) e informações de três rastreadores de estrelas que permitem ao GEDI georreferenciar cada pulso de laser dentro de 10 m (ou seja, assumindo uma distribuição de erros de geolocalização cuja média é zero e cujo desvio padrão é 10 m na superfície da terra.

As formas de onda Lidar quantificam a distribuição vertical da vegetação registrando a quantidade de energia do laser refletida pelo material vegetal (caules, galhos e folhas) em diferentes alturas acima do solo. Das formas de onda GEDI, quatro tipos de informações de cobertura do dossel e métricas de estruturas vertical. O processamento de sinal é usado para identificar o aterramento dentro da forma de onda. A distribuição da energia do laser acima do solo pode ser usada para determinar a altura e a densidade de objetos (caules, folhas e galhos) dentro da pegada. O mapeamento da floresta será realizado para algoritmos de estimativa de biomassa, onde serão necessárias adoção de formas de modelos paramétricos para satisfazer as suposições de estimadores híbridos e generalizados.

Os dados serão obtidos a partir do ativo GEDI inserido no catálogo do *Google Earth Engine*, sendo coletados a partir da sua plataforma com uma escala de 1x1km de densidade de biomassa acima do solo. O GEDI GEE (*Google Earth Engine*), é construído a partir de um subconjunto das variáveis contidas no GEDI L4B *Gridded Aboveground Biomass Density* (DUBAYAH et al., 2020), que está disponível publicamente no centro de arquivos ativos distribuídos de processos da Nasa (DAAC).

Este subconjunto inclui 12 variáveis de identificação e sinalizadores de qualidade e 10 valores de altura relativa considerados úteis para a modelagem da estrutura florestal. Onde para cada mês de missão, todas as pegadas com valor de qualidade 1 e com a etiqueta “leaf-on” de acordo com o mapa fenológico usado pelo

GEDI são rasterizados em uma resolução de 25m, com coleção de imagens de 22 bandas disponíveis através do *Google Earth Engine*. Esta coleção de imagens não é um produto oficial da NASA, mas representa uma versão reformada dos dados GEDI disponíveis, projetada para funcionar em conjunto com outros dados espaciais do *Google Earth Engine*.

4.2.4. Aquisição de dados multissensor

Para a aquisição de dados de Sensoriamento Remoto utilizados na metodologia proposta, foram obtidos dados-imagem da missão Sentinel 1 e 2 (EUROPEAN SPACE AGENCY, 2024), dados SRTM (Modelo Digital de Elevação) (USGS, 2000), dados de floresta/não floresta advindos da classificação supervisionada utilizando Random Forest a partir da missão NICFI - *Norway 's International Climate and Forests Initiative Satellite Data Program* - (Planet Labs PBC, 2023) e dados GEDI L4B (DUBAYAH, 2023) que fornecem estimativas de 1km x 1km de densidade de biomassa acima do solo (AGBD). Todos foram obtidos a partir da biblioteca de dados-fonte disponível no *Google Earth Engine* (GEE) no ano de 2023 (Google Earth Engine, 2024).

4.3. Processamento de dados e desenvolvimento dos modelos de estimativa

Nesta fase do estudo, aplicaram-se modelos alométricos para estimativa da biomassa viva acima do solo (AGB) e carbono florestal com base nos dados provenientes do inventário florestal amostral realizado nas duas áreas de estudo. As estimativas geradas a partir dos dados de campo foram utilizadas como referência para comparação com os resultados obtidos por meio de diferentes abordagens de sensoriamento remoto.

Com o intuito de avaliar a consistência das estimativas, foram testadas múltiplas combinações de variáveis independentes derivadas de produtos orbitais. Esta seção descreve de forma detalhada os procedimentos metodológicos adotados, os parâmetros extraídos de cada base de dados e os critérios analíticos empregados para a comparação entre os métodos, objetivando a identificação de fatores com efeito de impacto nas estimativas.

4.3.1. Estimativa de biomassa aérea arbórea e carbono das árvores inventariadas

Os dados obtidos por meio do inventário florestal foram filtrados, revisados e inseridos em nuvem. Foram realizados cálculos de biomassa aérea em tonelada (t), a fim de se obter o teor de biomassa por indivíduo arbóreo e subsídio para estimativa de biomassa a nível de unidade amostral, hectare e área total, para isso na área de estudo situada na Universidade Federal do Amazonas utilizou-se a equação (1) de volume proposta por Barreto *et al*., (2014), baseada em espécies nativas e em manejo florestal comunitário, utilizando variáveis amplamente disponíveis em inventários florestais. Estudos subsequentes, como os de Oliveira *et al*., (2017), Cysneiros *et al*., (2017) e Almeida *et al*., (2021) utilizaram essa equação em amplos contextos amazônicos reforçando assim sua aplicabilidade.

$$Logv = 0,7974 + 4,429.\ logd \qquad (1)$$

Para a estimativa da biomassa viva acima do solo individual aplicou-se a equação (2) proposta por Santoni (2004), adaptada de Chambers *et al*. (2001). Essa equação leva em consideração o Diâmetro à altura do Peito (DAP) de cada árvore o que permite uma estimativa mais precisa da biomassa viva acima do solo, estudos de Oliveira *et al*., (2017)

$$Biomassa = exp\,(0,37 + 0,33 * log\,DAP + 0,933 * (log\,DAP)^2 - 0,122 * (log\,DAP)^3) \qquad (2)$$

Já para a segunda área de estudo, situada no município de Coari, utilizou-se as seguintes equações propostas por Higuchi *et al*., (1998), que considera duas classes de diâmetros.

$$LnP = -1,754 + 2,665\,Ln\,(DAP) \qquad (3)$$

$$LnP = -7,335 + 2,121\,Ln\,(DAP) \qquad (4)$$

Após a obtenção dos resultados em quilogramas (kg), os valores obtidos foram convertidos em toneladas utilizando a equação (5):

$$P\,(T) \;=\; P\,(kg) \;*\; 1000 \qquad (5)$$

Estudos de Fukuda *et al*., (2003), Soares e Oliveira (2002), Fang *et al*., (2001), Fearnside (1994) e Brown & Lugo (1992), na Amazônia o estoque de carbono de cada árvore pode ser considerado como 50% da sua biomassa, nesse sentido cada tonelada de biomassa possui 0,5 t de carbono. Para realizar essa conversão de estimativa de carbono será utilizada a equação (6) de Soares *et al.*, (2005).

$$Carbono\,(t) \;=\; Biomassa\,(t) \;*\; 0,5 \qquad (6)$$

4.3.2. Pré-Processamento

As etapas de pré-processamento e análise de dados foram conduzidas na plataforma *Google Earth Engine* (GEE) (GORELICK *et al*., 2017). Essa plataforma de computação baseada em nuvem permite o processamento de grandes volumes de dados geoespaciais provenientes de sensores remotos. Todos os dados utilizados na plataforma foram reprojetados para sistema de coordenadas plano baseado na projeção Transversa de Mercator (EPSG: 32720 e 32719), enquanto os ortofotomosaicos foram reprojetados em Sistema de Coordenada Geodésico WGS84.

4.3.2.1 Dados de Sensoriamento Remoto

4.3.2.1.1 Imagens Sentinel

Com base em estudos anteriores que demonstraram a aplicabilidade dos produtos SAR para mapeamento de cobertura terrestre (QIN, *et al*., 2017; SHIMADA, *et al*., 2014) . Utilizou-se neste estudo as imagens Sentinel-1 filtradas para o meses de junho-dezembro de 2022 obtidas por meio da coleção ‘COPERNICUS/S1/GRD’ disponível na plataforma do GEE com bandas de

polarização VH e VV, onde a partir dessa imagem calculou-se o intervalo interquartil (distância entre o Q1 e o Q3), onde tal medida reflete a variabilidade do retroespalhamento das imagens Sentinel-1

A missão Sentinel-1 (S1) tem uma constelação composta por dois satélites S1-A (lançada em 3 de abril de 2014) e S1-B (lançada em 25 de abril de 2016) e fornece dados de radar de abertura sintética (SAR) de banda C com resolução de 20 metros a cada 3 dias (TORRES *et al*., 2012). Além disso, utilizou-se coleção de imagens de reflectância de superfície do Sentinel-2- Harmonized filtradas para os meses de junho-dezembro de 2022, com cobertura de nuvens de 20%, sendo utilizadas as bandas (B2, B3, B4, B5, B7, B8, B11, B12).

Quadro 1. Comprimento de onda e resolução das imagens Sentinel-1 e Sentinel-2.

Satélite	**Banda**	**Comprimento de onda (nm)**	**Resolução espacial (m)**
Sentinel 1	*Co-polarizado (VV)*	$5.5\ x\ 10^7$	20
	Polarização cruzada (VH)	$5.5\ x\ 10^7$	20
Sentinel-2	*B1*	443	60
	B2 (azul)	490	10
	B3 (verde)	560	10
	B4 (vermelho)	665	10
	B5	705	20
	B6	740	20
	B7	783	20
	B8 (NIR)	842	10
	B8A	865	20
	B9	945	60
	B10	1375	60
	B11	1610	20
	B12	2190	20

4.3.2.1.2 Imagens Planet

Por meio da Iniciativa Internacional de Clima e Florestas da Noruega (NICFI) que disponibiliza mosaicos de imagens de satélite da Planet (https://www.planet.com/nic/) utilizou-se imagens do Planet. A Planet opera as constelações *SkySat* e *Planet Scope Earth* que contém 200 satélites, com tempo de revisitação diária.

4.3.2.1.3 GEDI

Os dados GEDI do nível 4B (densidade de biomassa acima do solo- representado pela sigla MU ao final da referência da imagem) foram filtrados rejeitando-se todas as medições inválidas da biomassa (AGB) que não atendem aos requisitos de qualidade do produto nível 4B (*l4_quality_flag'0*) (DUBAYAH *et al*., 2022), além disso criou-se uma máscara para eliminar da análise dados cujo erro informado pelo fabricante sejam maiores que 80% (disponíveis na banda SE- Erro padrão médio acima da densidade de biomassa, combinando a incerteza de amostragem e modelagem) utilizando as ferramentas da plataforma do GEE. O procedimento seguiu a metodologia desenvolvida pela Aigeo Labs (2023).

4.3.2.1.4 DEM

Os dados do Modelo Digital de Elevação (DEM) da missão *Shuttle Radar Topography* (SRTM) (Farr *et al*., 2007) é fornecido pelo JPL da NASA com uma resolução de 1 arco-segundo (aproximadamente 30 metros). Os dados do SRTM das áreas de estudo foram acessados e processados através da plataforma GEE, obtendo-se assim as variáveis de elevação e inclinação utilizadas no método 1. Já para o método 2 utilizou-se os dados Copernicus DEM GLO-30, obtendo-se da mesma forma as variáveis de elevação e inclinação. Os dados de elevação e inclinação foram utilizados para mascarar medições do GEDI em inclinações maiores que 30% na plataforma do GEE.

4.3.2.2 Imagens obtidas por ARP

Para o processamento das imagens adquiridas por meio de ARP, utilizou-se o software Agisoft (Metashape), que realiza o processamento fotogramétrico de imagens digitais e gera dados espaciais tridimensionais para posterior utilização em *software* SIG (Agisoft, 2022).

O procedimento inclui o alinhamento das imagens capturadas (Figura 12), posterior construção de nuvem de pontos densa, seguido da geração do modelo digital de elevação por meio da função "*Build DEM*" e posterior geração do Ortofotomosaico. Na metodologia do presente trabalho, os ortofotomosaicos constituem a fonte de dados de Sensoriamento Remoto com maior detalhamento, sendo utilizados para a identificação de palmeiras e indivíduos arbóreos.

Figura 13. Exemplo de imagem capturada pelo ARP.



Fonte: Autoria própria, 2025.

4.3.3 Método da Integração de dados de SR de acesso aberto

A figura 14 descreve o fluxograma do 1° fluxo de processamento utilizado neste estudo que compara dados de Sensoriamento Remoto de acesso aberto para quantificação da biomassa e carbono florestal. O conjunto de dados atuam como variáveis de entrada e incluem imagens Sentinel (missão 1 e 2), dados SRTM, como modelo de elevação, e dados floresta/não floresta obtidos a partir de classificação supervisionada a partir de mosaico *Planet* - NICFI e os dados GEDI L4B. Os dados

multifontes carregados foram combinados por meio da variáveis raster em imagem *GeoTiff* empilhada, onde as métricas das múltiplas fontes foram armazenadas como bandas separadas e foram consideradas variáveis preditoras no modelo de regressão múltipla utilizado para estimativa de biomassa na área de estudo.

Quanto à biomassa viva acima do solo (AGB) utilizou-se nessa metodologia os dados GEDI Nível L4B (Versão 2.2) disponível publicamente no centro de arquivos ativos distribuídos de processos da Nasa (DAAC) (DUBAYAH *et al*., 2022). Este produto usa um sistema avançado de sensoriamento remoto a laser cujo único observável é a forma de onda Lidar retornada. Os dados GEDI precisam ser interpolados a partir dos dados observados. O algoritmo desenvolvido realiza o processo de interpolação por meio de regressão múltipla a partir do algoritmo *Random Forest* (BREIMAN, 2001), onde o parâmetro número de árvores foi cinquenta.

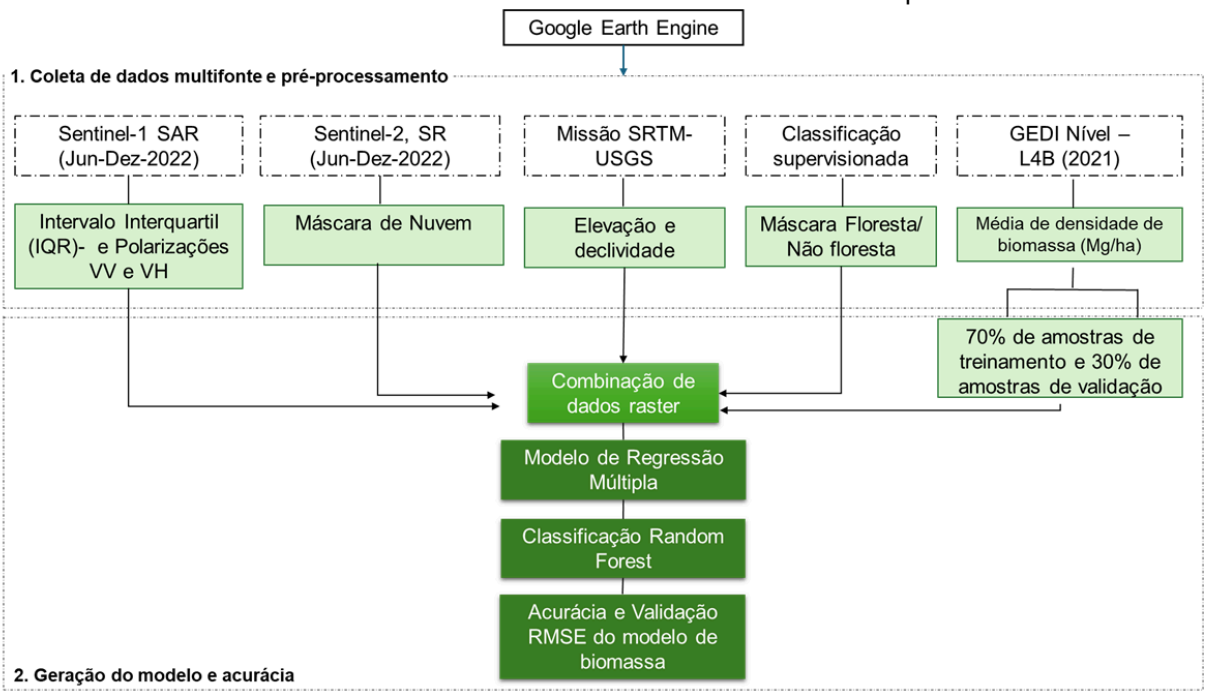
A implementação deste algoritmo permite que se faça a explicação do classificador e que se possa ranquear as variáveis de entrada em relação ao resultado obtido. Além disso, a qualidade do modelo gerado foi avaliada a partir de amostras de validação, comparando-se vetores dos dados preditos com os dados que possuem observação direta pelo sensor. As amostras obedeceram o quantitativo de 75% para treinamento e 25% para validação e foram divididos pela função "*random Column*". Na regressão múltipla serão consideradas variáveis independentes contidas nas bandas da composição criada.

Essa técnica de regressão pertence à família de modelos de árvore de decisão de conjunto, onde as previsões finais são obtidas pela média das previsões de múltiplas árvores de regressão individuais e tem sido utilizada para mapeamento de biomassa acima do solo conforme estudos de Narine *et al*., 2019 e Nandy *et al*., 2021. O modelo gerado pelo *Random Forest* teve seu desempenho verificado e calculou-se a variável de importância do modelo, sendo validado por meio do cálculo do erro quadrático médio (RMSE) (Equação 7) das previsões na amostra de teste.

$$RMSE = 100\,x\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(Observado_i - Esperado_i)^2 / \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} Observado_i} \quad (7)$$

Com esta análise, obter-se-á dados de estimativa de biomassa a partir da integração aqui chamada de M1.

Figura 14. M1 - Abordagem desenvolvida para o mapeamento da estimativa da biomassa florestal acima do solo utilizando dados de sensoriamento remoto de múltiplas fontes.



Fonte: Autoria própria (2025).

A figura 15 descreve o fluxograma do 2° fluxo de processamento utilizado neste estudo, que compara novamente medições de Sensoriamento Remoto de quantificação de estimativa de biomassa, porém utilizando outra combinação de dados, diferenciando-se do fluxo anterior pelo uso de dados Copernicus GLO-30 (Modelo Digital de Elevação) e uso somente de imagens da missão Sentinel 2 onde foi aplicada uma máscara de nuvem proveniente do conjunto de dados *CloudScore+,* e calculou-se em seguida os índices espectrais constantes na Quadro 2.

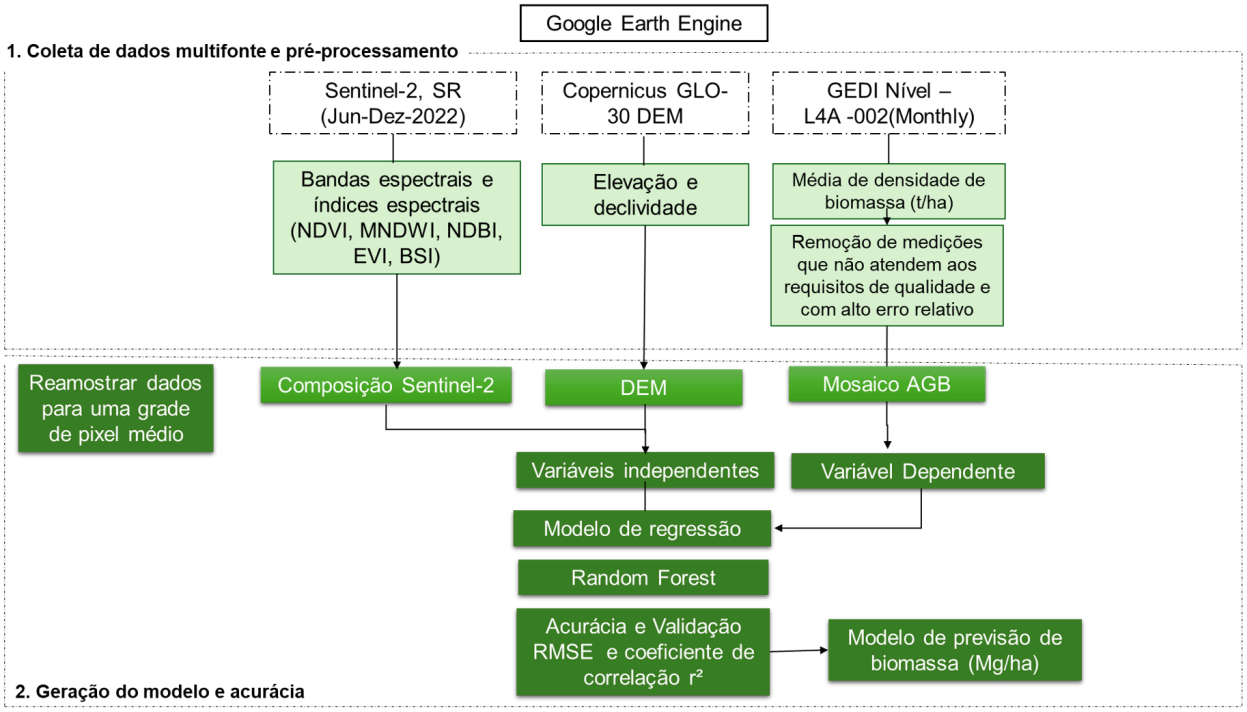
Quadro 2. Índices espectrais calculados por meio da composição Sentinel-2 harmonizada.

N	Denominação	Índices espectrais	Fórmula
1	*Normalized Difference Vegetation Index*	NDVI	$Ndvi = \frac{B8-B4}{B8+B4}$
2	*Modified Normalized Difference Water Index*	MNDWI	$Mndwi = \frac{B3-B11}{B3+B11}$

N	Denominação	Índices espectrais	Fórmula
3	*Normalized Difference Built-Up Index*	NDBI	$Ndbi = \frac{B11-B8}{B11+B8}$
4	*Enhanced Vegetation Index*	EVI	$Evi = \frac{2,5\ (B8-B4)}{(B8+6*B4-7,5*B}$
5	*Bare Soil Index*	BSI	$Bsi = \frac{(B11-B4)-(B8+B}{(B11-B4)-(B8+B}$

Fonte: Autoria própria, 2025.

Figura 15. M2 - abordagem desenvolvida para o mapeamento da estimativa da biomassa florestal acima do solo utilizando dados de sensoriamento remoto de múltiplas fontes.



Fonte: Autoria própria (2025).

Após o cálculo dos índices espectrais, gerou-se a composição da imagem Sentinel-2. Os dados de elevação e inclinação foram provenientes do projeto GLO-30 (Modelo Digital de Elevação), filtrados para as imagens da região de interesse, seguida da produção de um mosaico padronizado, e partir de tal mosaico criou-se uma imagem empilhada com faixas de inclinação e elevação. Com relação aos dados de biomassa viva acima do solo utilizou-se os dados provenientes do GEDI L4A fornecidos pela NASA (DUBAYAH *et al*., 2022). Tais dados foram filtrados, sendo removidas medições que não atendiam aos requisitos de qualidade, bem

como as medições com alto erro relativo associado e as medições com declives acima de 30%, e após essa filtragem criou-se um mosaico.

De posse dos dados multifontes processados, todas as composições foram importadas como ativos dentro da plataforma do GEE, garantindo a funcionalidade do processamento e uma melhor construção do modelo. Os arquivos importados, são exportados na segunda parte do processamento onde será aplicado o modelo de regressão. Inicialmente, todas as imagens de entrada são agregadas para uma grade de pixel maior a partir dos valores médios dos pixels originais, dito isso, as bandas da imagem Sentinel-2, juntamente com os dados de elevação e inclinação são determinadas como variáveis independentes no modelo, e as medições filtradas do GEDI serão consideradas variável dependente do modelo de regressão.

Por fim, o modelo é treinado por meio de um classificador no modo *Regression*, computa-se o Erro Quadrático Médio (RMSE) e o coeficiente de correlação r^2 a fim de se verificar o desempenho do modelo. De forma complementar, após a construção do modelo de estimativa da biomassa acima do solo (AGB), remove-se os pixels pertencentes a áreas não vegetadas tendo como base os dados de floresta/não floresta proveniente da classificação supervisionada e assim a biomassa total é calculada para a área de interesse gerando um valor final em Mg/hectare. A combinação das variáveis utilizadas no processo de modelagem da AGB nas fases de treinamento e validação está apresentada no Quadro 3. Todo o demais fluxo se repetiu. Com esta análise, obter-se-á dados de estimativa de biomassa a partir da integração aqui chamada de M2.

Quadro 3. Composição das abordagens utilizadas para modelagem da biomassa acima do solo nas áreas de estudo 1 e 2 usando dados multifonte.

Abordagem	**Treinamento**			
	Preditores	**Variável resposta**	**Amostra**	**Validação**
AGB Sentinel 1, Sentinel 2, GEDI, SRTM,	2 Bandas Sentinel 1, 7 Bandas Sentinel 2, Inclinação, Elevação, Máscara de Floresta	AGB	9 Parcelas	AGB campo
AGB, Sentinel 2, GLONASS, GEDI,	5 Índices de vegetação, Elevação, Inclinação, Máscara de	AGB	9 Parcelas	

Abordagem	Treinamento			
	Preditores	Variável resposta	Amostra	Validação
	Floresta			

Fonte: Autoria própria, 2025.

Os dados obtidos em M1 e M2 resultam em matrizes (dados *raster*) e foram calculados para áreas estendidas, devido à interpolação dos dados GEDI. Para a área de estudo 1, M1 e M2 foram obtidos os resultados para os limites do município de Manaus. Para a área de estudo 2, M1 e M2 foram calculados para os limites do município de Coari. O cálculo da estimativa da biomassa é realizado por meio de regressão múltipla conforme apresentado por Aigeo Labs (2023). São obtidos valores de AGB para cada pixel. da matriz resultante Posteriormente as matrizes foram recortadas para as áreas de interesse, e por meio da somatória dos valores dos pixels da matriz recortada é dado o valor da biomassa correspondente.

4.3.4. Classificação da floresta em fitofisionomias

Para a discriminação das diferentes fitofisionomias em cada sítio de estudo foi realizada visita prévia para conhecimento das características da vegetação, e de forma complementar foram utilizadas imagens Planet - a partir do programa NICFI - para caracterização da vegetação em classes (Edificações e solo exposto, água, campinaranas, Platô, Encosta, Baixio, Cultivo e Capoeira). As classes de vegetação derivam das categorias propostas no sistema nacional de classificação de vegetação do IBGE (2021) .

A classificação supervisionada é um processo automático que divide estatisticamente a imagem de entrada em classes baseadas em áreas de treinamento fornecidas pelo usuário do sistema. As amostras de treinamento foram coletadas de forma a serem espacialmente homogêneas e representativas das fitofisionomias de modo que o sistema seja capaz de identificar padrões da imagem (Paranhos *et al.*,2008). Para identificação dos padrões da vegetação foram inseridas 100 amostras de treinamento, conforme o já citado acima grupo padrão de classes proposto pelo IBGE (2021).

Na plataforma Google Earth Engine (GEE), foi inserido o mosaico NICFI para o mês de setembro de 2023, disponível na base de dados do GEE. De forma

complementar, os ortofotomosaicos - pixel de 10 cm - foram utilizados para caracterização visual da vegetação e verificação da altura do dossel presente nos sítios de estudo através do modelo digital de elevação correspondente. Para a classificação foi utilizado o algoritmo *Random Forest,* onde por meio de um conjunto de árvores de decisão, realiza-se a classificação e estimativas com uso de regressão (MAXWELL *et al*., 2018). O algoritmo divide o conjunto de dados em dois subconjuntos, um de treinamento e outro de teste, empregando o método *bagging.* Para este estudo o algoritmo foi parametrizado de forma padrão no algoritmo disponível no GEE.

De posse dos dados das fitofisionomias, as matrizes obtidas em M1 e M2 foram recortadas para cada uma das fitofisionomias analisadas. Em seguida, por meio do valor associado à área de cada pixel, foi contabilizada para a área de estudo, o valor total da AGB em toneladas.

4.3.5. Contagem de copas de árvores e palmeiras

Esta fase do processamento visa calcular a estimativa de biomassa a partir da quantificação de árvores nas áreas de estudo. A partir desta variável foram utilizadas as equações de estimativa de biomassa acima do solo a partir dos dados do dossel florestal citadas no item 4.3.1. Nesta fase do processamento, foram testados métodos automatizados a partir de segmentação de copas e método manual de vetorização também de copas (na melhor escala possível para o operador identificar cada copa), ambos utilizando ortofotomosaicos de ARP como dado base exclusivo, sendo aqui comparados com a verdade de campo produzida a partir do inventário.

Utilizando-se do programa Agisoft Metashape produziu-se um ortofotomosaico, onde os dados gerados no processamento da ortofoto representam características compartilhadas e recebem coordenadas tridimensionais (X, Y e Z), criando uma visão tridimensional por meio do método *Structure from Motion* (SfM). O método SfM trabalha a reconstrução da paisagem 3D através de uma série de imagens 2D capturadas de diferentes ângulos. Sendo uma técnica passiva, seus resultados são fortemente influenciados pela qualidade das imagens de entrada (IGLHAUT *et al*., 2019).

Os ortofotomosaicos e modelos de elevação correspondentes às áreas inventariadas foram recortados em ambiente SIG e inseridos na base de dados do *Google Earth Engine* (GEE), por meio dos chamados *assets* - recursos, em tradução livre - para que o algoritmo consuma menor tempo de processamento e memória para a execução da atividade. Os *assets* são arquivos espaciais transformados para serem utilizados na plataforma GEE e foram padronizados no sistema de coordenadas EPSG:4326 - correspondente a coordenadas geodésicas a partir do referencial WGS84. A segmentação das imagens foi delimitada em 18 áreas menores (Figura 14) de acordo com a extensão das 9 parcelas de inventário florestal (Figura 15).

No ambiente Google Colab utilizou-se o segmentador geoespacial (SAMGeo2) -Wu QIUSHENG (2023) um pacote *Python* de código aberto projetado para simplificar o processo de segmentação de dados geoespaciais com o *Segment Anything Model* (SAM) (KIRILLOV *et al*., 2023). Sendo assim, o mesmo foi configurado para trabalhar somente em cada área recortada e seus limites geográficos - por meio dos retângulos envolventes ou caixas delimitadoras. Retângulos envolventes - do inglês *bounding box* - são polígonos retangulares delimitadores de objetos fornecidas pelo usuário para simplificar as estruturas da segmentação, ou seja, minimizar a energia necessária para o processamento ao excluir o exterior da caixa da análise (LEMPITSKY *et al*. 2009). Os retângulos são compostos por coordenadas no formato longitude oeste, latitude sul, longitude leste, latitude norte. O código de segmentação utilizado está disponibilizado no github[4], e é derivado da documentação oficial do projeto SAMGeo2 que é uma extensão do pacote *segment-geospatial*, desenvolvido por Wu Qiusheng (2023) e inspirado no repositório *segment-anything-eo* criado por Hancharenka (2023).

A partir do algoritmo segmentador, foram obtidos vetores com objetos extraídos. Espera-se que, a partir de uma dimensão mínima, o algoritmo segmentador dos recortes do ortofotomosaico produza como resultado elementos das copas de indivíduos arbóreos e palmeiras, que atingem o dossel da floresta. Foi realizado como procedimento de pós-processamento da segmentação a filtragem de polígonos menores que 30 cm de raio.

[4] github/labgeo

Para a análise dos resultados foi aplicado o Índice de Similaridade de Jaccard (Jaccard, 1991) - equação 7 - que quantifica a sobreposição entre vetores através da área, neste caso aplicado entre a vetorização manual e a segmentação (automática). Também foram contabilizados os Erros de Omissão (EO) - equação 8 - e Erros de Comissão (EC) - equação 9, tendo como foco a unidade de copa mensurada para correspondência com a contagem de indivíduos. Os erros de omissão representam a quantidade de indivíduos que não foram incluídos na classe a qual pertencem, sendo assim as copas das árvores que não foram alinhadas na segmentação. Já os erros de comissão, baseiam-se em itens adicionais, que não existem na matriz real dos dados mas que de alguma forma foram identificados, ou seja, quando não há detecção, porém há objeto (FERREIRA *et. al*. 2007)

$$S_{AB} = \frac{A \cap B}{A \cap B} \qquad (7)$$

$$Eo = \frac{Xi - Xii}{Xi} * 100 \qquad (8)$$

$$EC = \frac{Xi - Xii}{Xi} * 100 \qquad (9)$$

Onde:
Eo= erros de omissão;
Xi= total de copas;
Xii= copas correspondentes;
Ec= erros de comissão;
Xi= total de copas;
Xii= delimitação excedente.

A partir dos quantitativos gerados por parcela, serão calculados os coeficientes de variação (equação 10) considerando como base para o cálculo os dados do inventário, sendo que para a área 1 foram filtrados a partir da estratificação para o dossel somente enquanto para a área 2 o dado foi filtrado a partir do valor do dossel obtido pela análise por parcela. A comparação dar-se-á para os métodos de

segmentação e do método manual - vetorização de operador, objetivando a quantificação da diferença no número e, qualitativamente, pela análise da localização de indivíduos mensurados entre os métodos.

$$CV = (desvio\ padrão/média) * 100 \quad (10)$$

A biomassa viva acima do solo (AGB) foi estimada com base na quantidade de indivíduos identificados e um valor médio de biomassa por indivíduo (equação 11) definido previamente para cada área, conforme dados constantes no inventário de referência.

$$AGB\ total = N * média\ de\ AGB_{indivíduo} \quad (11)$$

Onde:
N= número de indivíduos identificados na área.

4.5. Análise estatística

Os dados coletados no inventário florestal foram armazenados em planilhas Microsoft Excel, onde cada sítio passará por uma padronização no tamanho das amostras a serem analisadas, e para análise dos dados foi utilizado o ambiente virtual do Google Colab na linguagem de programação Python, versão 3.5.6, integrando as bibliotecas Pandas, Matplotlib, Geopandas e Seaborn. O estudo considerou a normalidade dos dados, assumindo o pressuposto de que as amostras são independentes e distribuídas homogeneamente, e considerando as variâncias homogêneas entre grupos, com resíduos demonstrando-se com distribuição normal.

Conduziu-se assim a análise com o objetivo de explorar a distribuição da biomassa acima do solo (AGB) e do estoque de carbono florestal nas diferentes fitofisionomias e levantamentos amostrais. Realizou-se uma análise estatística descritiva das variáveis Biomassa e Carbono. Para avaliar a distribuição de tais dados, foi aplicado o Teste de Shapiro-Wilk (SHAPIRO & WILK, 1965) para avaliar a normalidade dos dados de biomassa e carbono por parcela devido à sua robustez, e

com isso, devido a não normalidade dos dados, prosseguiu-se para a realização de testes não paramétricos, sendo aplicados os testes de Mann-Whitney U (MANN & WHITNEY, 1947), Teste de Kruskal-Wallis (KRUSKAL & WALLIS, 1952), e Correlação de Spearman (SPEARMAN, 1904). Para análise de colinearidade foi calculada a matriz de Correlação de Pearson, que avaliou a intensidade de direção das variáveis analisadas. O coeficiente de correlação de Pearson pode variar de -1 a 1, onde os extremos representam perfeita correlação entre as variáveis e 0 representa a ausência de correlação (DRAPPER & SMITH, 1998).

Foi realizada análise de regressão linear múltipla ($y=\beta 0+\beta 1.x1+\beta 2.x2$) envolvendo as relações entre os valores de biomassa estimados com dados de campo como variáveis dependentes e os valores de altura e quantidade de indivíduos obtidos por meio de SR como variáveis independentes. O método de seleção utilizado foi o *stepwise,* por selecionar as variáveis com contribuição significativa para o modelo de regressão (DRAPPER & SMITH, 1998). Foram inseridas duas variáveis obtidas por meio de SR, sendo elas: altura das árvores e quantidade de indivíduos. O acréscimo de variável foi analisado passo-a-passo, até se obter um modelo com o melhor ajuste (MIRANDA, 2011).

Para verificar os indicadores de qualidade do ajuste foi analisado o coeficiente de determinação (R^2) (equação 12) e análise gráfica dos resíduos (SANTOS *et al*., 2001; REZENDE *et al*., 2006), a fim de se obter valores de R^2 com mais uniformidade e homogeneidade na distribuição dos resíduos. Este coeficiente mede o quanto a variável dependente pode ser explicada pelas variáveis independentes e pode ser descrito pela equação a seguir:

$$R^2 = \frac{SQE}{SQT} = 1 - \frac{SQR}{SQT} = \frac{\hat{\beta}\sum_{i=1}^{n} X_1 - \hat{X}Y_1}{\sum_{i=1}^{n} Y_1 - \hat{Y}^2} \quad (12)$$

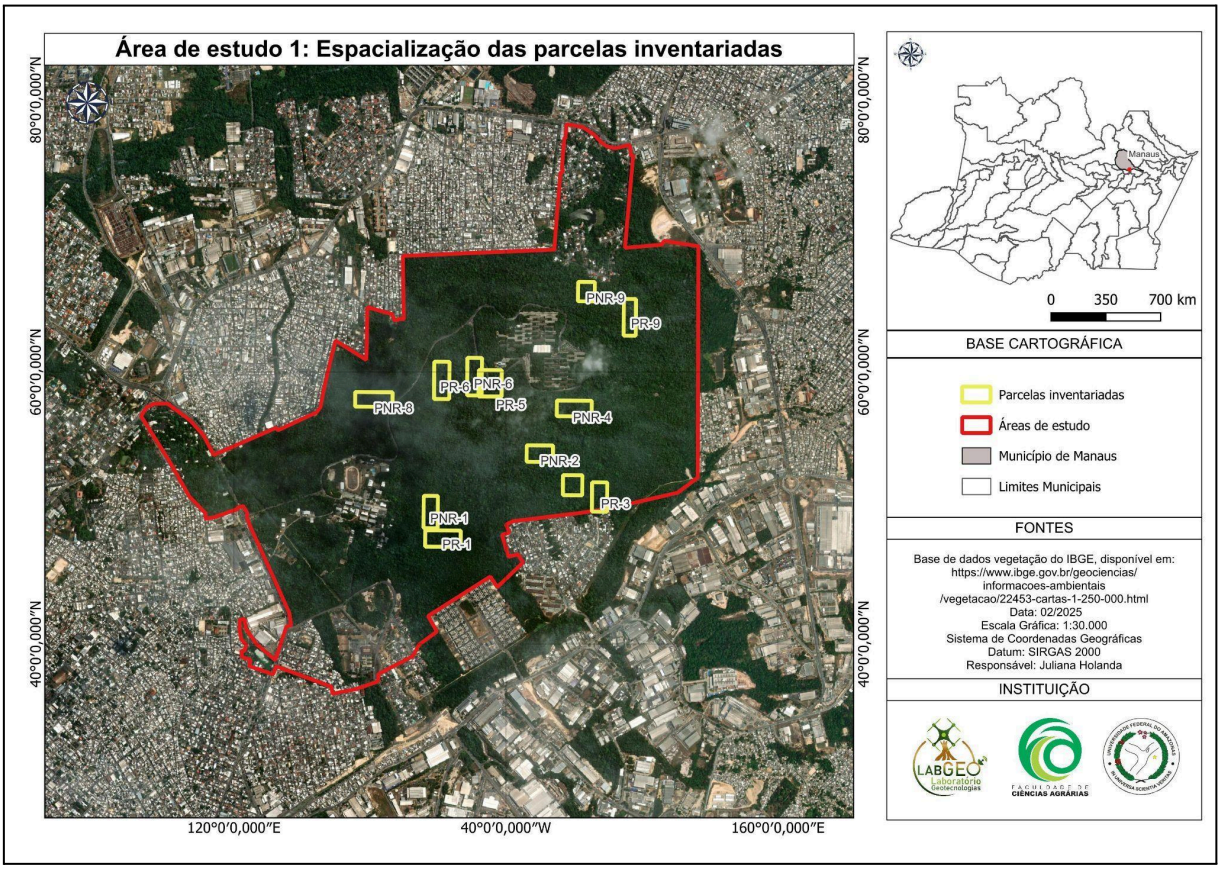
Onde SQE é a soma dos quadrados explicada, SQT é a soma dos quadrados total e SQR é a soma dos quadrados dos resíduos.

5. RESULTADOS E DISCUSSÃO

5.1 Inventário florestal- AGB e carbono florestal referência

Na área 1, situada na Universidade Federal do Amazonas, 9 parcelas compõem o inventário florestal (Figura 16) amostral onde foram contabilizados 2.224 indivíduos arbóreos, excluindo-se lianas, árvores mortas e palmeiras. A distribuição diamétrica apresentou elevada amplitude com valores entre <10 e 140 cm (Tabela 1). Em decorrência dessa heterogeneidade estrutural, os valores de biomassa individual (Kg. $árvore^{-1}$) e da biomassa estimada por hectare ($Mg.ha^{-1}$), refletiram essa variação, com coeficientes de variação de variação (CV) de 53,8% e 7,51%, respectivamente.

Figura 16. Espacialização das parcelas inventariadas na área de estudo 1, situada na Universidade Federal do Amazonas.



Fonte: Autoria própria, 2025.

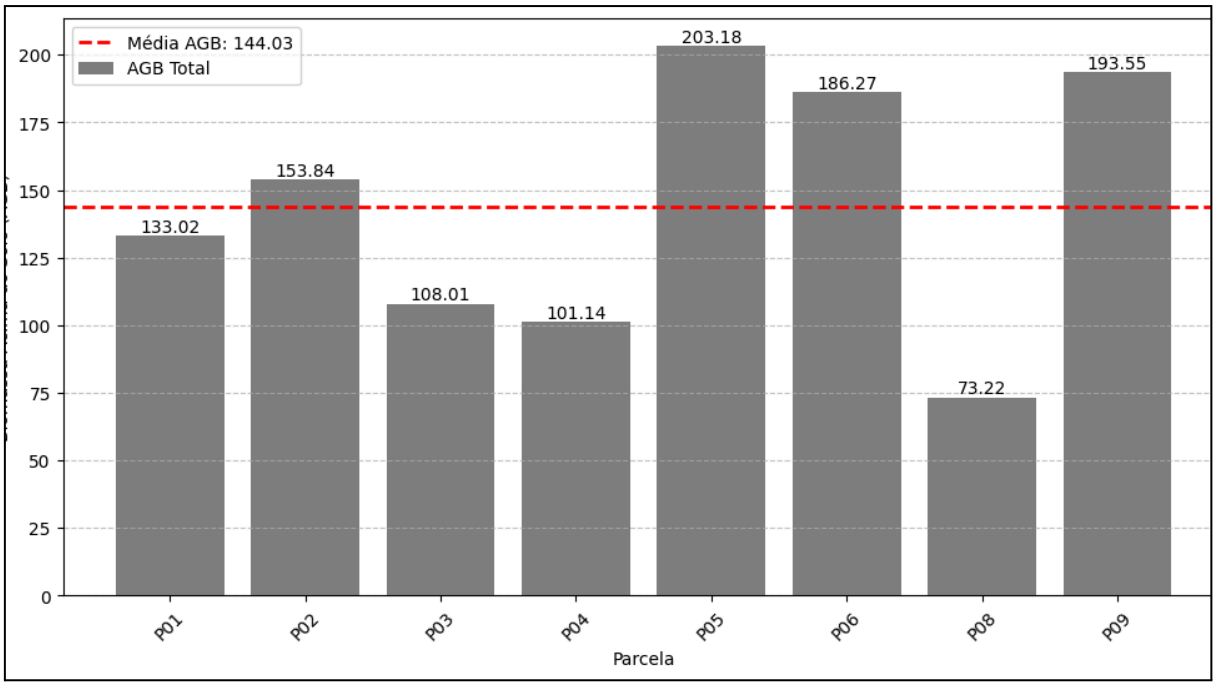
Tabela 1. Síntese dos valores da distribuição diamétrica (medição direta) e da biomassa acima do solo estimada a partir do inventário florestal realizado na Universidade Federal do Amazonas, no ano de 2023.

Variável	Mín	Máx	Média	DP	CV (%)
DAP (cm)	1.3	140.5	24.456	13,165	53.83
AGB ($Mg.ha^{-1}$)	0.007	0.638	0.518	0.038	7.51
Carbono Total	0.035	0.319	0.259	0.019	7.51

Onde: Mín= Valor mínimo; Máx= Valor máximo; DP= Desvio Padrão; CV= Coeficiente de variação.
Fonte: Autoria própria (2025).

A grande amplitude nos valores de AGB nas parcelas inventariadas evidencia a heterogeneidade ecológica presente na área. Os dados não apresentaram distribuição normal, conforme indicou a estatística do teste de *Shapiro-Wilk* (Figura 17) com p-valor <0,05. Dessa forma, rejeita-se a hipótese de normalidade para os dados de biomassa e carbono florestal para esta área, inviabilizando o uso de regressão paramétrica linear e reforça a necessidade de métodos preditivos alternativos, como o uso do aprendizado de máquina (LARY *et al*., 2016).

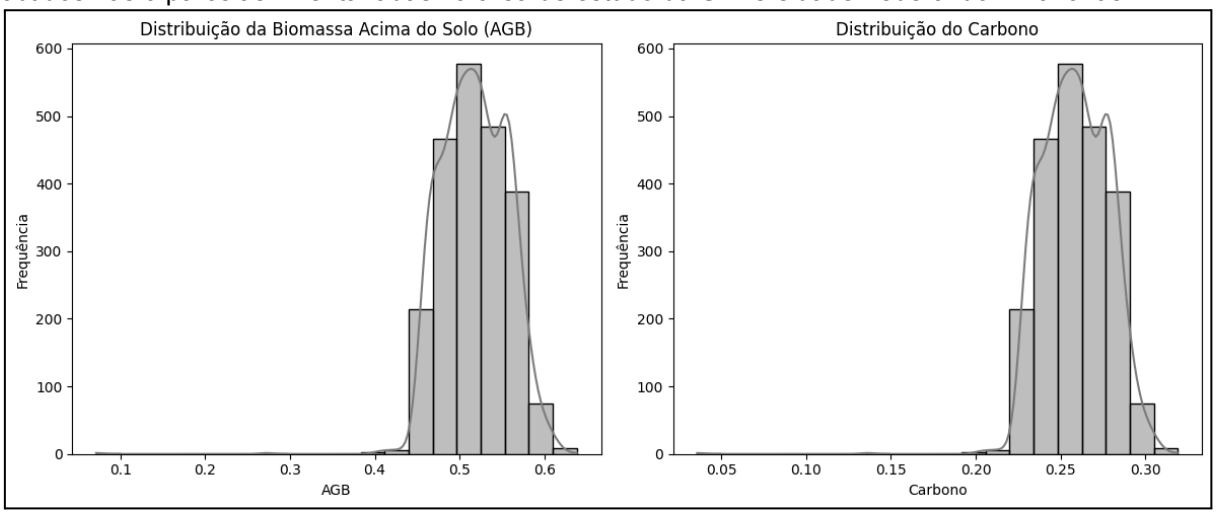
Figura 17. Representação dos valores de AGB obtidos nas 9 parcelas inventariadas na área de estudo da Universidade Federal do Amazonas.



Fonte: Autoria própria (2025).

Os histogramas das variáveis AGB e carbono florestal (Figura 18), demonstram a ausência de normalidade nas distribuições, com assimetrias notáveis. Essa observação confirma os resultados estatísticos obtidos no teste de Shapiro-Wilk, que rejeitou a hipótese nula de normalidade para ambas as variáveis.

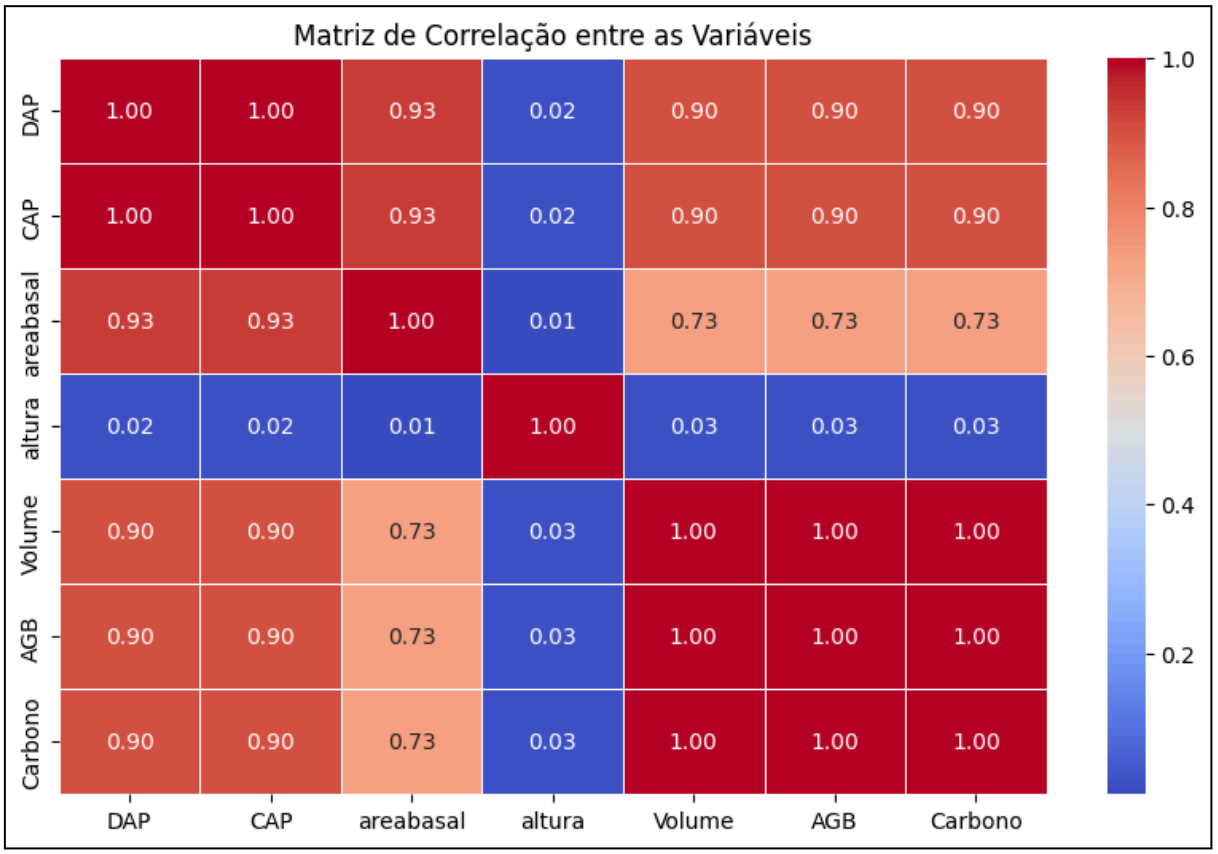
Figura 18. Representação dos histogramas de Biomassa Acima do Solo (AGB) e carbono florestal obtidos nas 9 parcelas inventariadas na área de estudo da Universidade Federal do Amazonas



Fonte: Autoria própria (2025).

Diante dessa ausência de normalidade, foram aplicadas transformações logarítmicas naturais como tentativa de normalização dos dados, no entanto, não houve normalização, e os valores de p seguiram inferiores a <0,05. No que tange aos testes não paramétricos nenhuma das transformações utilizadas foi suficiente para normalizar a distribuição dos dados. Assim, após análise da matriz de correlação (Figura 19) entre as variáveis, percebe-se que a biomassa acima do solo e o carbono apresentam correlação perfeita, assim como a correlação entre biomassa e volume, a altura mostra-se como uma variável independente.

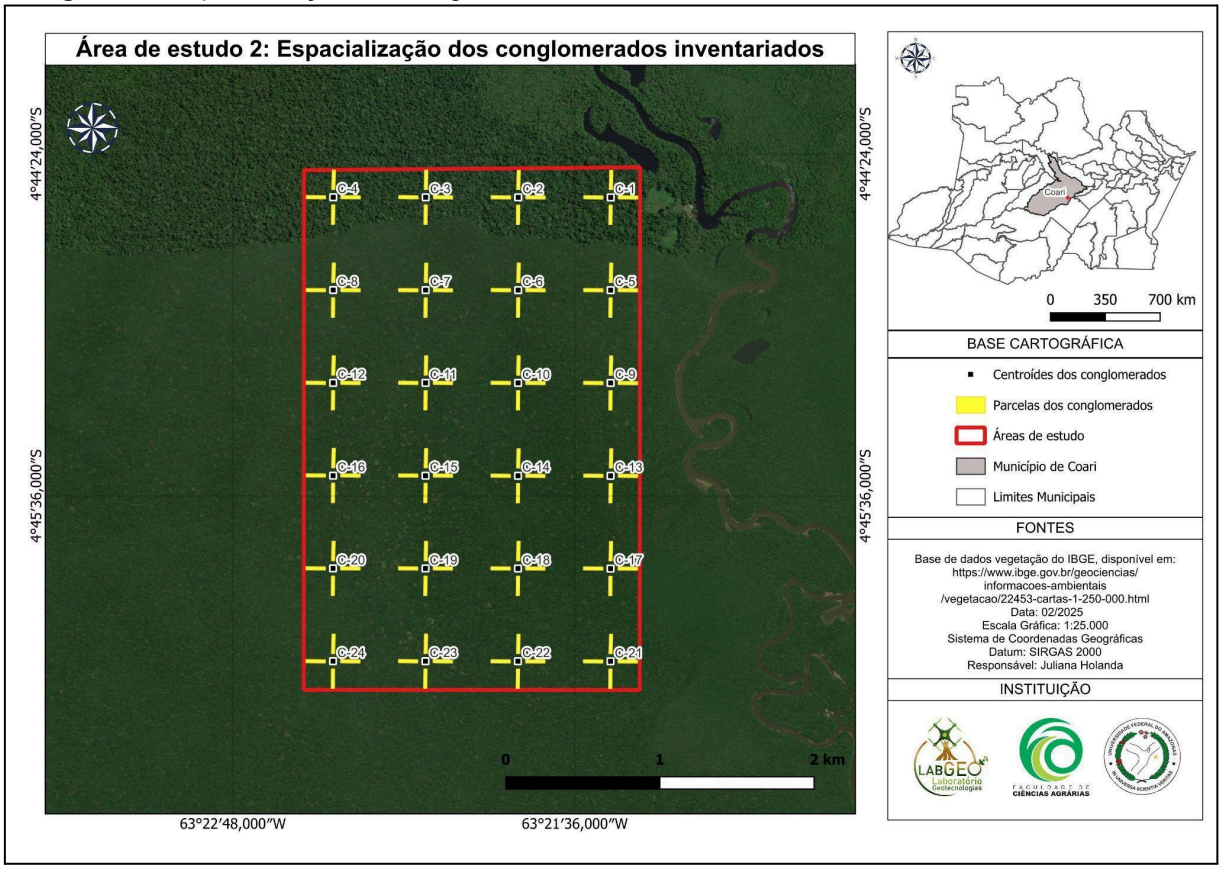
Figura 19. Matriz de correlação das variáveis obtidas por meio do inventário florestal realizado na área de estudo da Universidade Federal do Amazonas.



Fonte: Autoria própria (2025).

Já em relação a área de estudo 2 situada no município de Coari (Figura 20), Estado do Amazonas, a estimativa do estoque de AGB (Figura 21) por hectare foi de 343,159, $Mg.ha^{-1}$ (96,96 $Mg.ha^{-1}$≤ μ ≤ 744,24 $Mg.ha^{-1}$) (Tabela 2), o que para o total da área de estudo foi equivalente a 8.235,83 $Mg.ha^{-1}$ que representam aproximadamente 4.117,75 $Mg.ha^{-1}$ de carbono florestal.

Figura 20. Espacialização dos conglomerados inventariados na área de estudo 2 em Coari-AM.



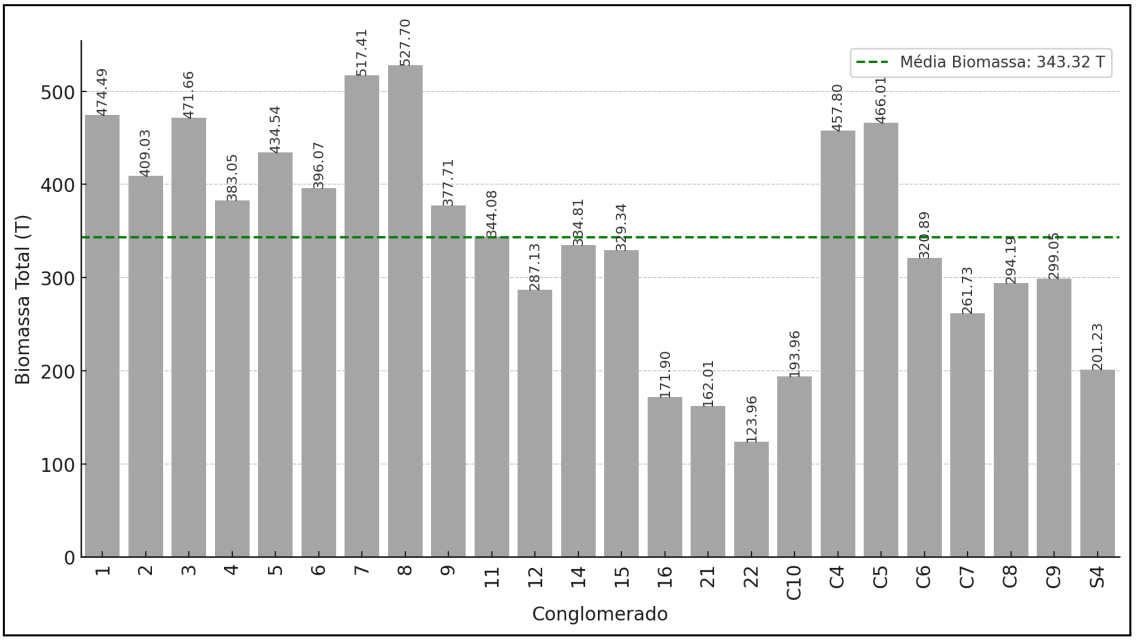
Fonte: Autoria própria (2025).

Tabela 2. Síntese dos valores da distribuição diamétrica (medição direta) e da biomassa acima do solo estimada a partir do inventário florestal realizado em Coari-Amazonas, no ano de 2023.

Variável	Mín	Máx	Média	DP	CV (%)
DAP (cm)	3.397	98.54	22.110	13.249	59.92
AGB ($Mg.ha^{-1}$)	24.24	186.06	85.79	38.52	44.90
Carbono Total	12.11	93.03	42.89	19.26	44.89

Onde: Mín= Valor mínimo; Máx= Valor máximo; DP= Desvio Padrão; CV= Coeficiente de variação.
Fonte: Autoria própria (2025).

Figura 21. Representação dos valores de AGB obtidos nas 9 conglomerados inventariados na área de estudo de Coari-Amazonas.



Fonte: Autoria própria (2025).

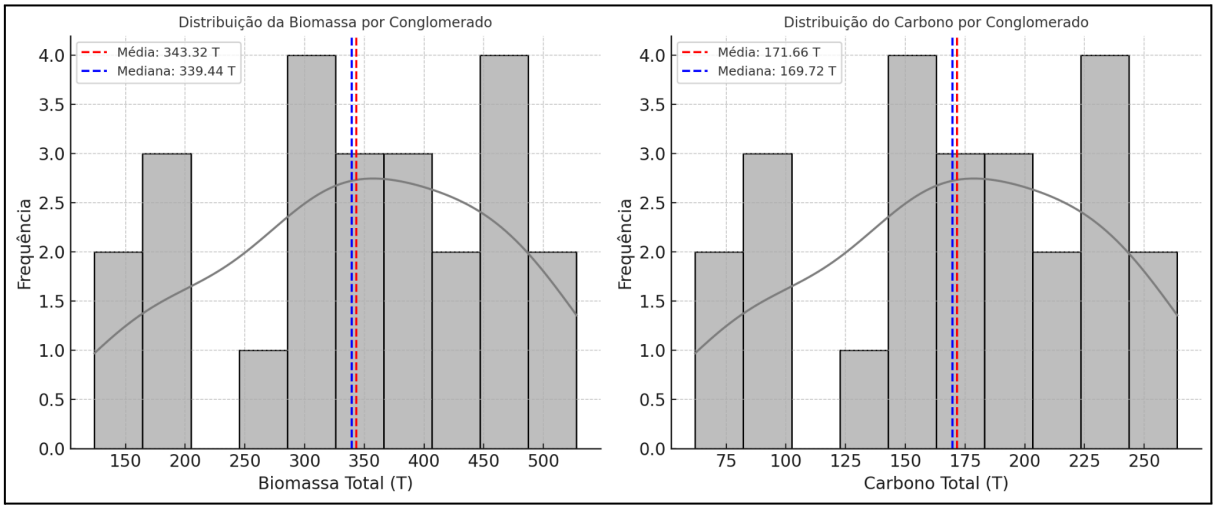
Inventários florestais espalhados pela Amazônia revelam que as florestas apresentam taxas variadas de acúmulo de biomassa viva acima do solo (AGB), mas os mecanismos que governam essa variação da biomassa em florestas permanecem objeto de investigação (BRIENEN *et al*., 2015; HUBAU *et al*., 2020). Na avaliação da dinâmica de regeneração em área de extração seletiva de madeira na Floresta Estadual do Antimary, no Estado do Acre, estudos de D'Oliveira *et al*., (2012), estimaram valores médios para biomassa de 230,9 $Mg.ha^{-1}$± 74,6 , condizentes com os valores obtidos em nosso estudo para a área 1, no fragmento florestal do Campus da UFAM em Manaus - AM. Matos e Kirchner (2008), em estudo realizado em área de floresta de terra firme na bacia do Puraquequara no Estado do Amazonas com 95% de área de floresta ombrófila densa das terras baixas, registraram valores de biomassa entre 272,38 e 402,92 $Mg.ha^{-1}$, para um valor médio de 343,06 $Mg.ha^{-1}$ com desvio de ± 34,45 ± $Mg.ha^{-1}$.

Na figura 22 pode-se verificar a representação da distribuição dos valores de AGB e Carbono por conglomerado. Os dados obtidos permitem observar-se uma variação significativa entre os conglomerados, com valores de biomassa total variando entre 123,96 $Mg.ha^{-1}$ e 527,70 $Mg.ha^{-1}$. Os conglomerados números 8,7,

1 e 3 apresentaram valores acima da média de 343, 32 $Mg.ha^{-1}$ que indica maior acúmulo de biomassa viva acima do solo, o que pode estar associado possivelmente a alta densidade arbórea e maior predominância de espécies de grande porte. Os conglomerados que apresentaram valores abaixo da média foram os conglomerados identificados pelos números 22, 21 e 16 e C10. Esse tipo de distribuição demonstra que a região apresenta heterogeneidade da estrutura florestal reforçando a importância de estudos e análises estratificadas e multivariadas para compreender a influência de outros fatores ambientais e ecológicos, como a influência da dinâmica fluvial nesse tipo de fitofisionomia florestal (PIEDADE *et al*., 2005), bem como do relevo.

Conforme avaliado por Cummings *et al*., (2002), os valores de AGB podem ser elevados em sítios florestais com formações intactas de floresta densa no sudoeste da Amazônia Brasileira, entre os Estados do Amazonas e Rondônia, e variam entre 298 a 534 $Mg.ha^{-1}$. Estudos de Nascimento e Laurance (2002), em uma paisagem parcialmente fragmentada na Amazônia Central quantificar uma AGB total com média de 397,7 a 30,0 $Mg.ha^{-1}$.

Figura 22. Representação da distribuição dos valores de AGB de acordo com a frequência obtidos na área de estudo de Coari-Amazonas.



Fonte: Autoria própria (2025).

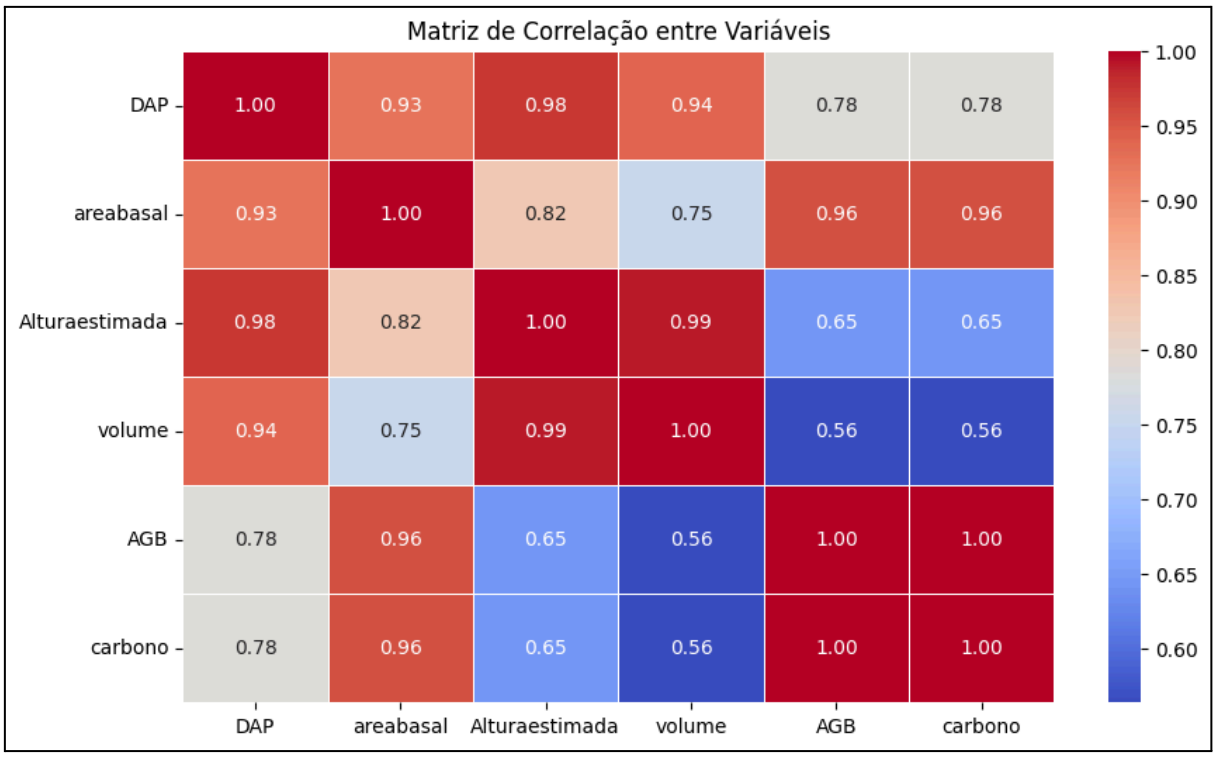
Ainda relativamente a figura 26 observa-se uma distribuição assimétrica, com a maior parte dos valores próximos à média, bem como a presença de conglomerados com valores altos. Essa heterogeneidade da biomassa entre

conglomerados também é evidenciada em padrões descritos por Baker *et al*., (2004), que relatam que a biomassa na região Amazônica varia significativamente mesmo em florestas primárias, em resposta à perturbações naturais. Conforme estudos de Malhi *et al*.,(2006) essa variação nos valores de AGB é típica de florestas maduras como na área de estudo, nas quais a biomassa pode ser regulada por fatores climáticos sazonais, composição florística e tipo de solo.

Estudos como os de Levine *et al*., (2016), mostram que em áreas úmidas, onde o período de seca é relativamente curto, as florestas têm níveis relativamente homogêneos de AGB, enquanto que em áreas mais secas, as florestas são cada vez mais heterogêneas.

A matriz de correlação entre variáveis representada na Figura 23 evidencia o grau de associação entre as variáveis coletadas e os estoques de biomassa e carbono. As variáveis diâmetro à altura do peito (DAP), altura e volume demonstraram correlação elevada entre si, assim como a área basal dando ênfase na sua utilização como variável-chave em modelos de produtividade florestal. De acordo com Chave *et al*., (2005) a área basal pode ser utilizada como uma variável eficaz na estimativa de biomassa acima do solo em florestas tropicais.

Figura 23. Representação da matriz de correlação entre variáveis obtidas nos 9 conglomerados inventariados na área de estudo de Coari-Amazonas.



Fonte: Autoria própria (2025).

5.2 Fitofisionomias florestais presentes nas áreas de estudo

A área de estudo 1 corresponde ao Campus Universitário Senador Arthur Virgílio Filho da Universidade Federal do Amazonas, inserido na Área de Proteção Ambiental-APA Manaós, situado no município de Manaus (Figura 24) . Tal área apresenta, em sua maioria, cobertura vegetal enquadrada na classe Floresta Ombrófila Densa, com pequenas manchas de áreas degradadas e pequenas áreas de campinarana, conforme Zoneamento Ambiental elaborado pela Universidade Federal do Amazonas (2016).

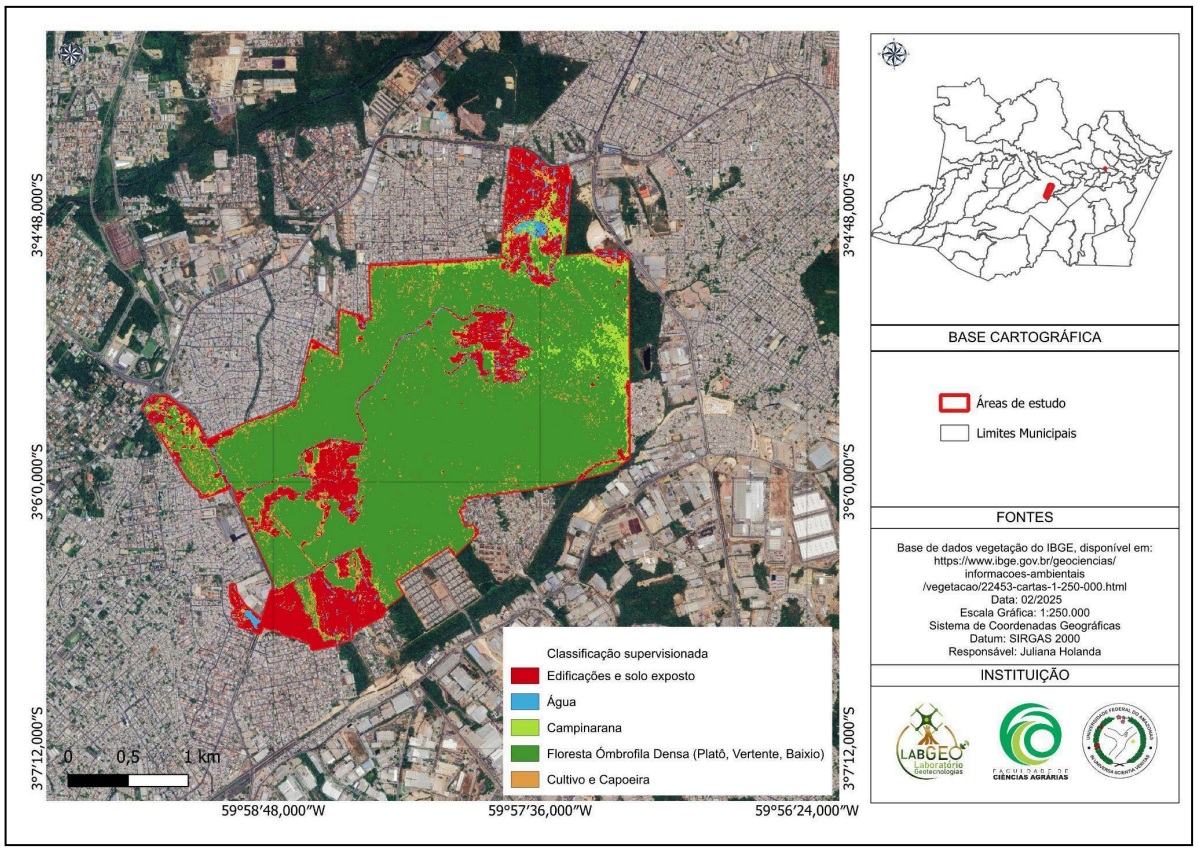
Figura 24. Detalhes da tipologia florestal presente no fragmento florestal da Universidade Federal do Amazonas.



Fonte: Autoria própria, 2025.

Após análise dos dados e informações secundárias acerca das áreas de estudo, elaborou-se uma previsão das fitofisionomias presentes (Figura 29) caracterizando a área situada na UFAM por meio da classificação supervisionada efetuada a partir do algoritmo *Random Forest* aplicado em imagem planet NICFI para o período de setembro a dezembro de 2023 e amostras coletadas a partir de campo, onde observa-se a presença de Floresta Ombrófila Densa secundária, com sinais de intervenções humanas recentes e influência do meio urbano. Observa-se a presença de palmeiras, relevo ligeiramente acidentado, assim como ocorrência de clareiras e sinais de efeito de borda, como a presença de lianas, raízes expostas, árvores mortas e diâmetro de árvores menor que o esperado, como demonstram estudos de Blumenfeld e colaboradores (2016) e Harper e colaboradores (2005) .

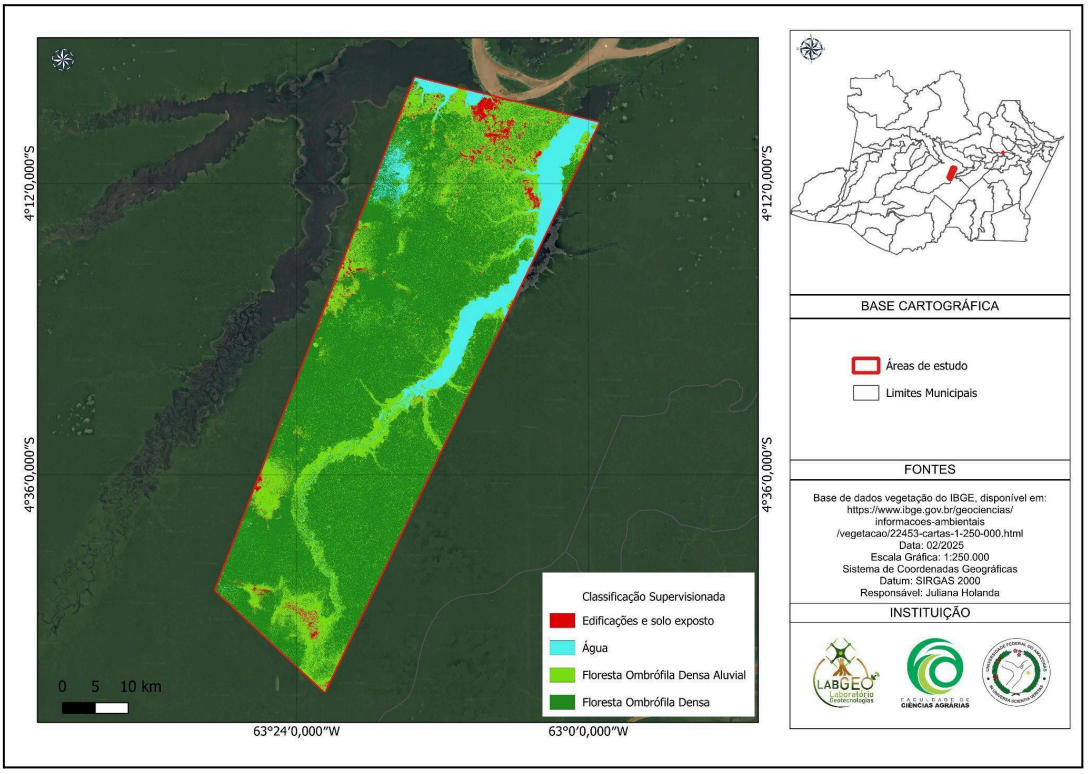
Figura 25. Classificação da vegetação da Universidade Federal do Amazonas.



Fonte: Autoria própria, 2025.

A figura 25 representa o resultado da classificação supervisionada para a área de estudo localizada na região de Coari-AM, após classificação supervisionada tendo como base as imagens planet NICFI no período de setembro a dezembro de 2023 e a base cartográfica de dados de vegetação do IBGE, e permitiu a identificação de quatro classes temáticas, sendo elas: Edificações e Solo Exposto (vermelho), Água (azul claro), Floresta Ombrófila Densa Aluvial (verde claro) e Floresta Ombrófila Densa (verde escuro). Grande parte da área classificada é composta por formações florestais e tem a predominância da fitofisionomia de Floresta Ombrófila Densa, já as formações florestais aluviais estão concentradas nas margens dos rios, igarapés e lagos da região, indicando a influência direta da dinâmica fluvial na constituição das espécies florestais ali presentes, assim como na adaptação fisiológica e morfológica da vegetação ao longo dos eventos climáticos extremos (PIEDADE *et al*., 2005; D'ORAZIO, 2013).

Figura 26. Classificação da vegetação na área de estudo localizada no município de Coari-Amazonas.



Fonte: Autoria própria, 2025.

Durante a realização do inventário florestal foi possível identificar características acerca da floresta na área de estudo de Coari - AM. Primeiramente, a característica de solo predominante são solos aluviais, com ocorrência de diversos pontos alagados (Figura 27), relevo ligeiramente acidentado com ocorrências de depressões e visíveis interferências humanas, como plantios de pequeno porte e trilhas de extração de castanha.

Quanto à composição florística dessa área, ao todo foram identificadas 241 espécies distintas, indicando um ambiente com um alto grau de heterogeneidade florística. O índice de Shannon obtido foi de 4,35, o que reforça ainda mais essa alta diversidade ecológica. Complementar a essa análise, o índice de Simpson foi de 0,97, o que indica poucas espécies florestais dominantes, sendo a espécie *Eschweilera bracteosa* (Mata Mata Amarelo) da família Lecythidaceae, a espécie com maior dominância absoluta com 42,09 m² de área basal, onde a espécie também apresentou maior abundância e frequência.

Também foi possível verificar no período em que foram realizados os levantamentos para o inventário florestal, a ocorrência frequente de clareiras

características do fenômeno conhecido como blowdown, onde há possível interferência natural de eventos como tempestades de vento conectivas, causando a derrubada de indivíduos (NELSON E COLABORADORES, 1994). Autores como Simon (2023), advogam que nas áreas de ocorrência destes eventos há uma diminuição dos estoques de Carbono e Nitrogênio, ocorrendo perturbação da assinatura isotópica dos gases de emissão do efeito estufa do solo nas florestas amazônicas.

Figura 27. Características da fitofisionomia florestal presente na área de estudo em Coari-Amazonas.



Fonte: Autoria própria, 2025.

5.3 Modelo de biomassa acima do solo usando dados multifonte

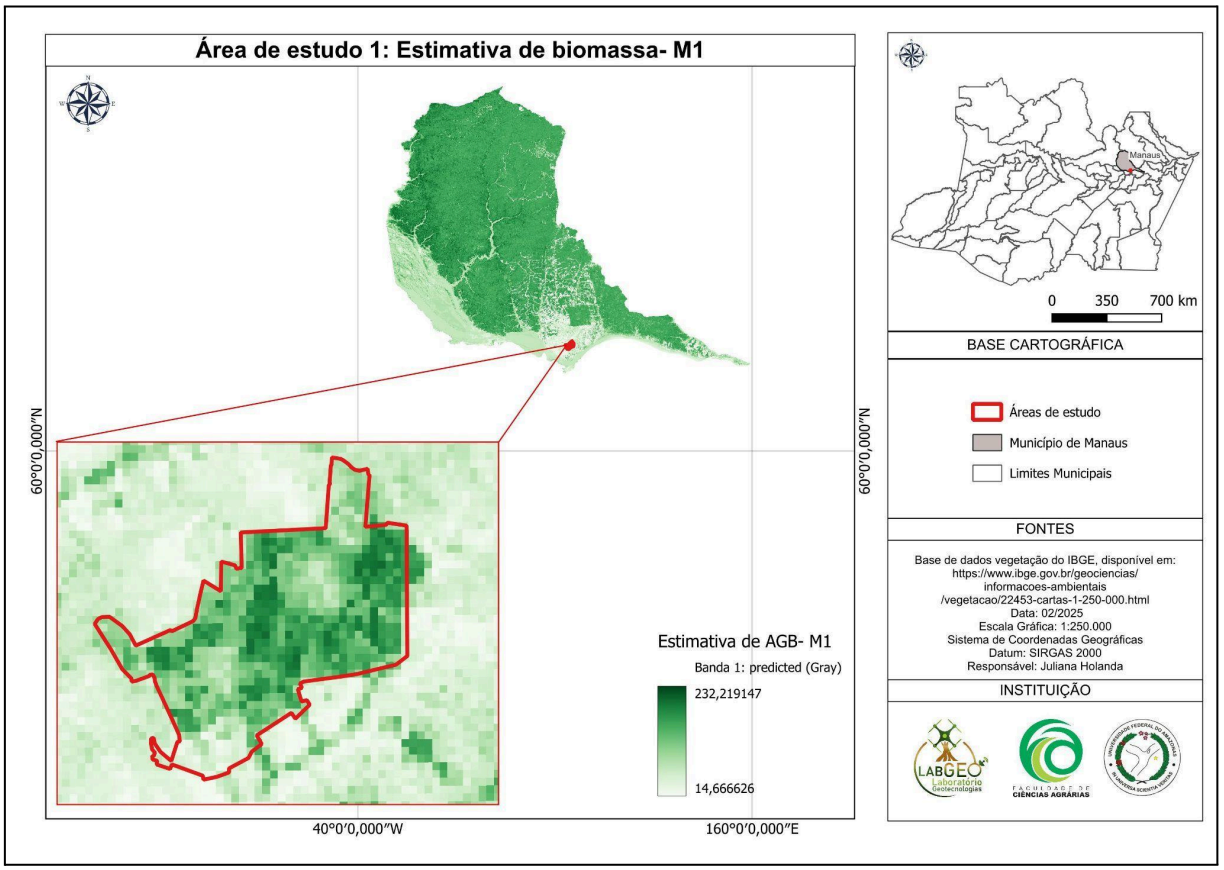
A representação visual dos mapas de estimativa da biomassa acima do solo (AGB) (Mg/ha) (Figura 32) para a área de estudo 1 situada na Universidade Federal do Amazonas, município de Manaus (AM), revela a distribuição da biomassa na extensão da área de estudo. A análise do método 1 (M1) nos dados multifonte de sensoriamento remoto resultou em um modelo de previsão de biomassa florestal acima do solo com R^2 de 0,669 e RMSE de 30,770 - 40,54 Mg/ha.

A análise de importância das variáveis no modelo revelou que o modelo digital de elevação (DEM), derivado da missão SRTM, foi a variável preditora de maior influência na estimativa de biomassa (Figura 28), indicando uma relação significativa entre o relevo e a distribuição da biomassa na área analisada. Essa relação reforça a influência da altitude e do microrrelevo sobre a estrutura e

composição das florestas tropicais da região. Estudos de Castilho et al., (2006), demonstraram que as variações de altitude e declividade impactam a estrutura florestal e a estimativa de biomassa viva acima do solo, e explicaram 14% dessas variações em árvores de sub-bosques e emergentes.

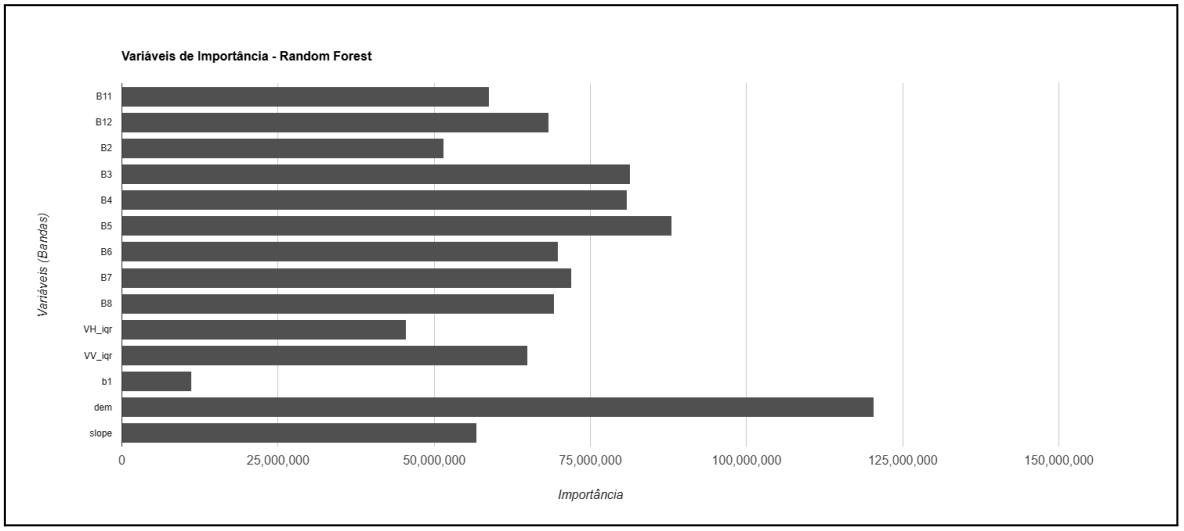
O modelo de previsão de biomassa tem uma variação de 14,67 - 232,22 Mg/ha para o ano de 2023, conforme indicado pela escala cromática para a área de estudo. Observa-se uma variação espacial da biomassa com predomínio de áreas de floresta altas - árvores emergentes - dentro do limite da área de estudo em vermelho, o que sugere uma estrutura florestal densa nessa parte do fragmento.

Figura 28. Mapeamento da biomassa florestal viva acima do solo (AGB) por meio de modelagem (M1) usando dados multifonte no Fragmento da UFAM.



Fonte: Autoria própria (2025).

Figura 29. Variável de Importância do modelo *Random Forest* do M1 na área de estudo situada na Universidade Federal do Amazonas.



Fonte: Autoria própria (2025).

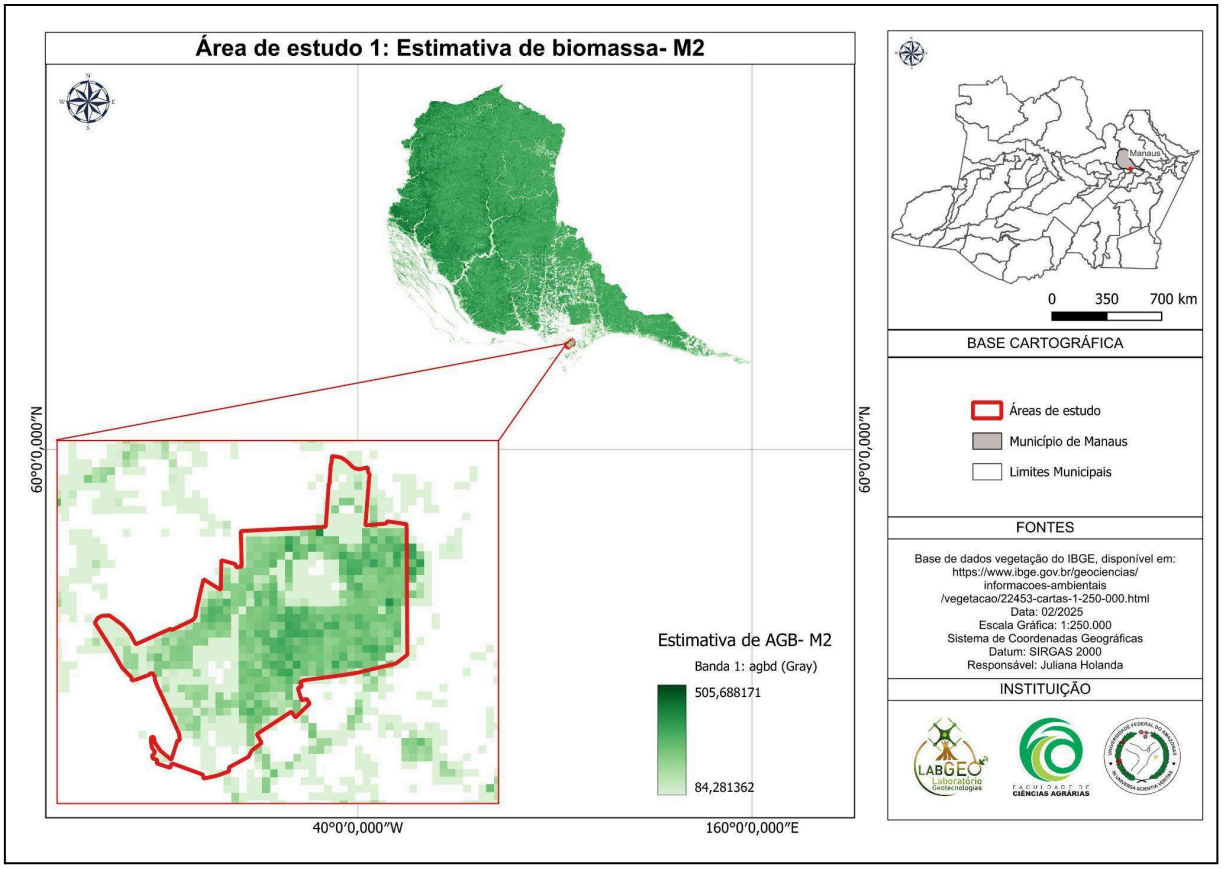
A área situada no fragmento florestal da UFAM correspondente ao estudo possui aproximadamente 759,049 hectares e apresentou um total de biomassa florestal de 118.950,56 Mg no método M1 e 220.617,60 Mg para o método M2, apresentando ainda 156,71 Mg/ha e 290,65 Mg/ha de biomassa florestal acima do solo média respectivamente para M1 e M2. A diferença entre os métodos foi de 101.667,04 Mg para a biomassa total e 133,94 Mg por hectare.

INSERIR GRÁFICO DE COMPARAÇÃO DE BIOMASSA E CARBONO

Figura 34. Comparativo da biomassa acima do solo e carbono florestal por meio de modelagem (M1) usando dados multifonte no fragmento da UFAM.

Já o método 2 (M2) resultou em um modelo de previsão de biomassa florestal acima do solo com R^2 de 0,733 e RMSE de 84,856, onde a variável preditora de maior importância no modelo foi o modelo digital de elevação (DEM) proveniente do SRTM. O modelo de previsão de biomassa é apresentado na Figura 30, com uma variação de 84,28 - 505,38 Mg/ha para o ano de 2023.

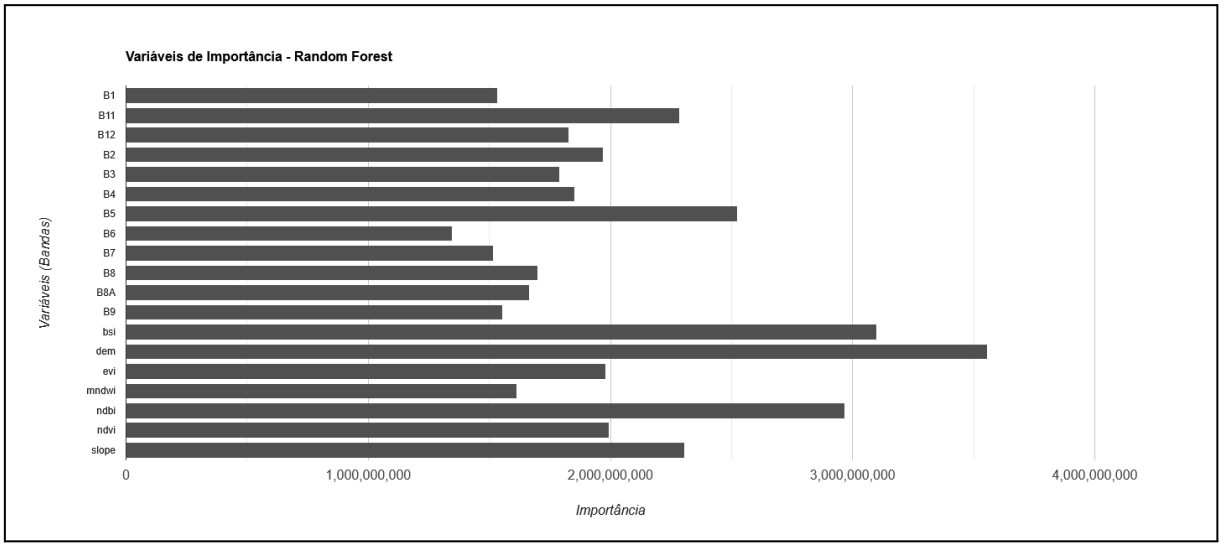
Figura 30. Mapeamento da biomassa florestal viva acima do solo (AGB) por meio de modelagem (M2) usando dados multifonte na Universidade Federal do Amazonas.



Fonte: Autoria própria (2025).

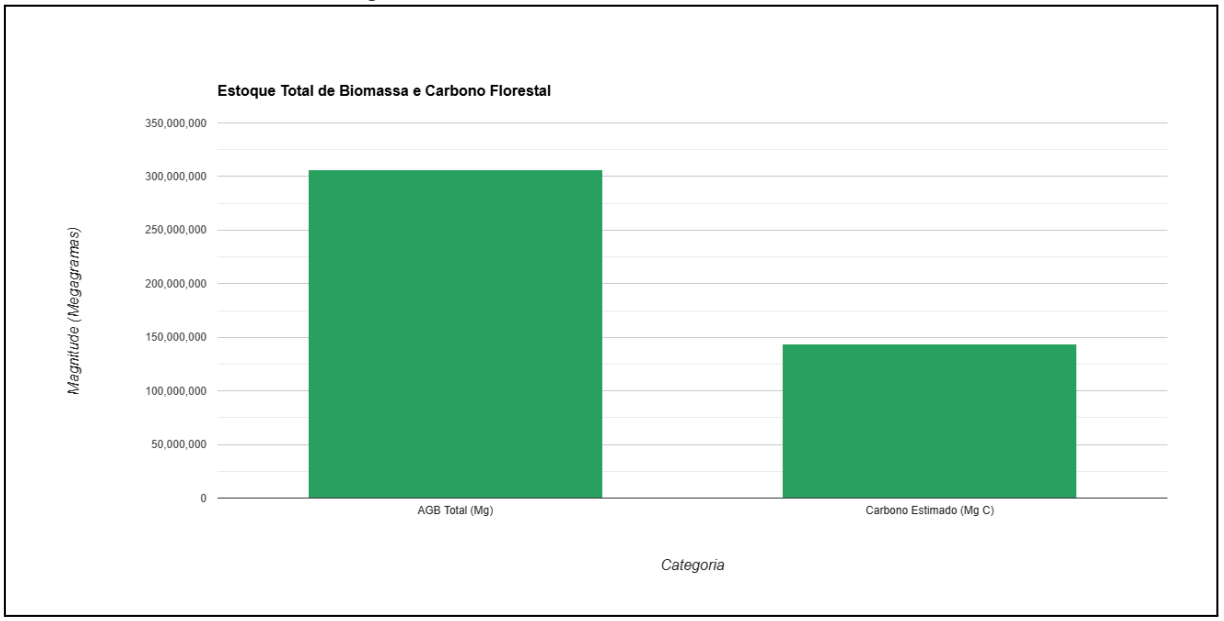
Assim como no M1, a variável de maior importância (Figura 33) no modelo 2 - M2 - foi o modelo digital de elevação (DEM), neste modelo proveniente da missão COPERNICUS, produto conhecido como WORLDDEM, com resolução espacial de 30m. A figura 31 demonstra o quantitativo de biomassa acima do solo e carbono para área de estudo da UFAM, considerando o modelo M2.

Figura 31. Importância da variância do modelo Random Forest do M2 na área de estudo situado no fragmento da UFAM.



Fonte: Autoria própria (2025).

Figura 32. Comparativo da biomassa acima do solo e carbono florestal por meio de modelagem (M2) usando dados multifonte no fragmento da UFAM.

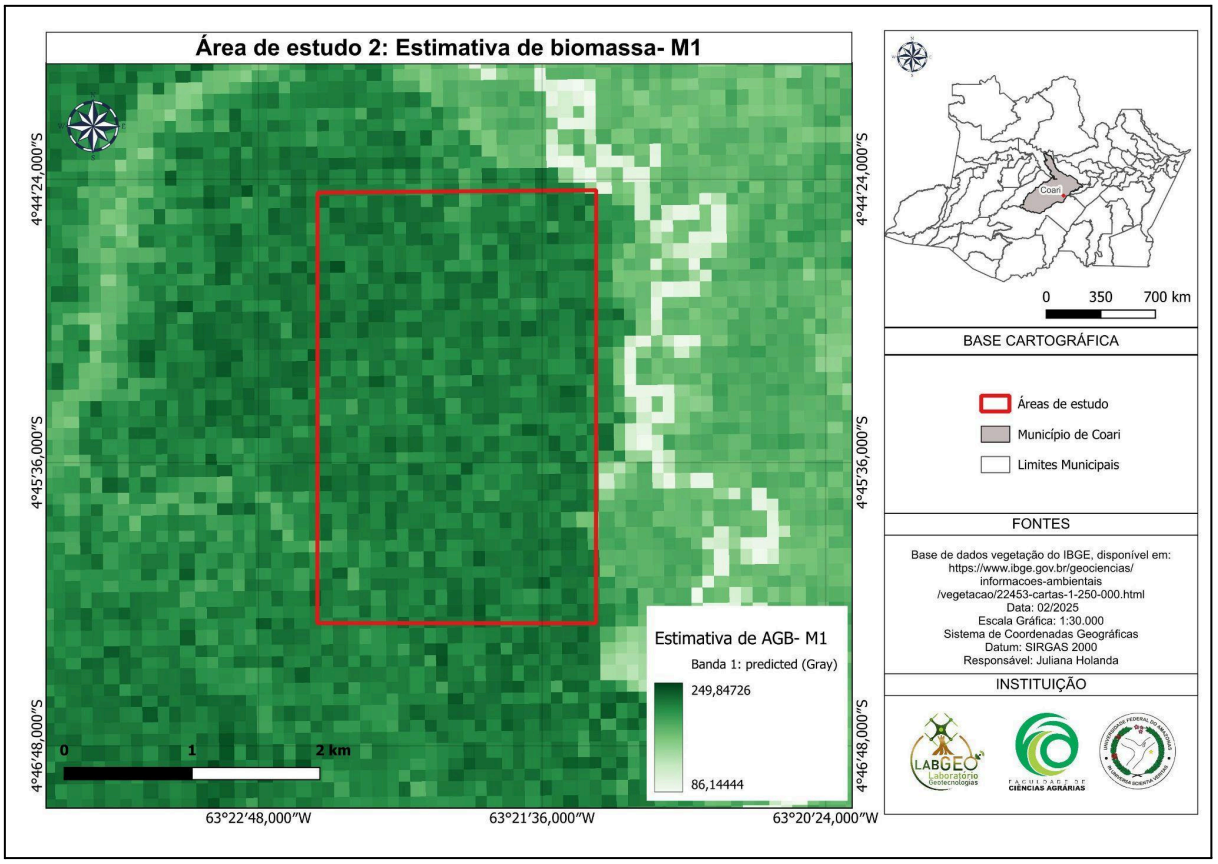


Fonte: Autoria própria (2025).

A representação visual dos mapas de estimativa da biomassa acima do solo (AGB) (Mg/ha) (Figura 33) para o município de Coari-AM, revela uma representação da distribuição da biomassa na extensão da área de estudo. A análise do método 1 nos dados multifonte de sensoriamento remoto resultou em um modelo de previsão de biomassa florestal acima do solo com R^2 de 0,533 e RMSE de 30,770-40,54 Mg/ha, onde a variável preditora de maior importância no modelo foi o modelo digital de elevação (DEM) proveniente do SRTM. O modelo de previsão de biomassa é

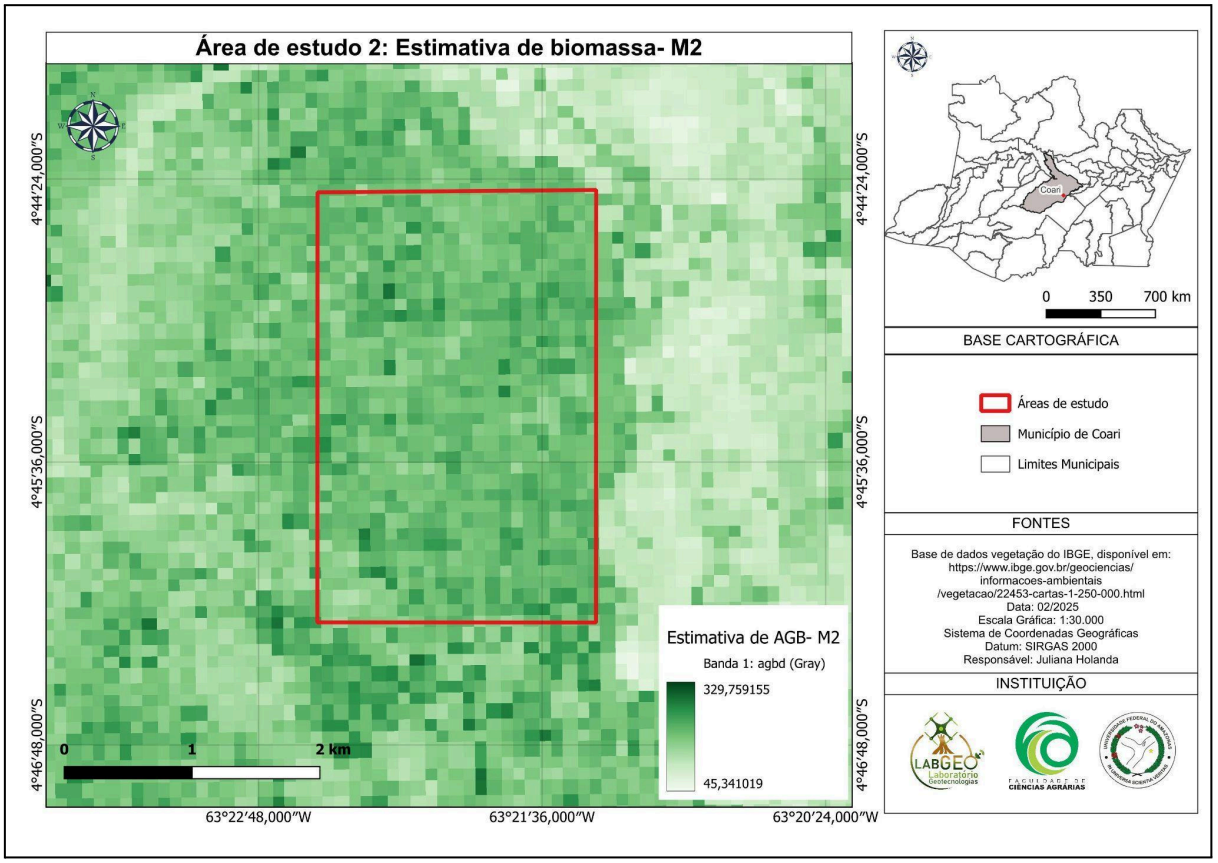
apresentado na Figura 33, com uma variação de 86,144 - 249,84 Mg/ha para o ano de 2023.

Figura 33. Mapeamento da biomassa florestal viva acima do solo (AGB) por meio de modelagem (M1) usando dados multifonte em Coari - AM.



Fonte: Autoria própria (2025).

Figura 34. Mapeamento da biomassa florestal viva acima do solo (AGB) por meio de modelagem (M2) usando dados multifonte em Coari - AM.



Fonte: Autoria própria (2025).

A área de Coari correspondente ao estudo possui aproximadamente 222.692,419 hectares e apresentou um total de biomassa florestal de 43 milhões de Mg no método M1 e 36 milhões de Mg para o método M2, apresentando ainda 194 Mg/ha e 164 Mg/ha de biomassa florestal acima do solo média respectivamente para M1 e M2, conforme Tabela 3. A diferença entre os métodos foi de 7 milhões de Mg para a biomassa total e 30 Mg por hectare.

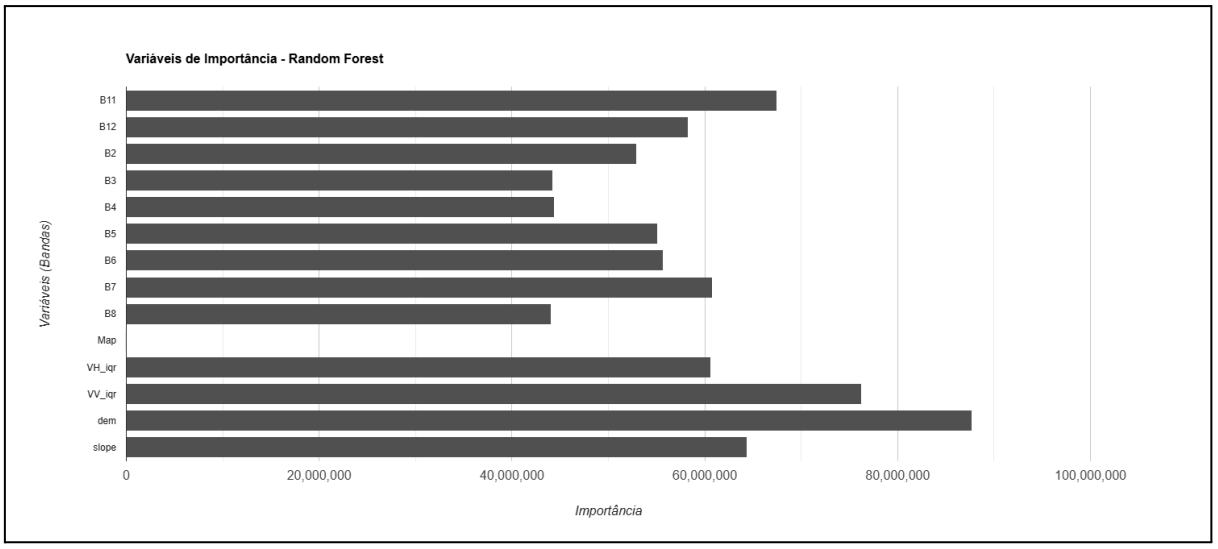
Tabela 3. Erro Quadrático Médio (RMSE), AGB (biomassa acima do solo) e Carbono, correspondente aos métodos utilizados (M1 e M2) para estimativa da biomassa acima do solo estimada para a área de estudo situada em Coari-AM.

Métodos	RMSE	AGB	Carbono
M1- Dados de validação	40,541	194 Mg/ha	97 Mg/ha
M1-Dados de treinamento	30,770	194 Mg/ha	97 Mg/ha
M2-Dados de validação e treinamento	95,66	164 Mg/ha	82 Mg/ha

Fonte: Autoria própria (2025).

A partir da espacialização das variáveis foi possível observar a relação direta existente entre a elevação média e o mapa estimado da biomassa. No que tange a variável de importância da primeira abordagem temos que a variável “DEM” apresentou melhor desempenho, seguida da banda VV da missão Sentinel 1 e da banda B11 da missão Sentinel 2. Pode-se concluir que estas três variáveis permitem explicar a maior parte do modelo proposto, ou seja, possuem a maior correspondência com a caracterização do fenômeno mapeado - a quantificação de AGB na área.

Figura 35. Variável de Importância do modelo Random Forest no M1 na área de estudo situada em Coari-AM.

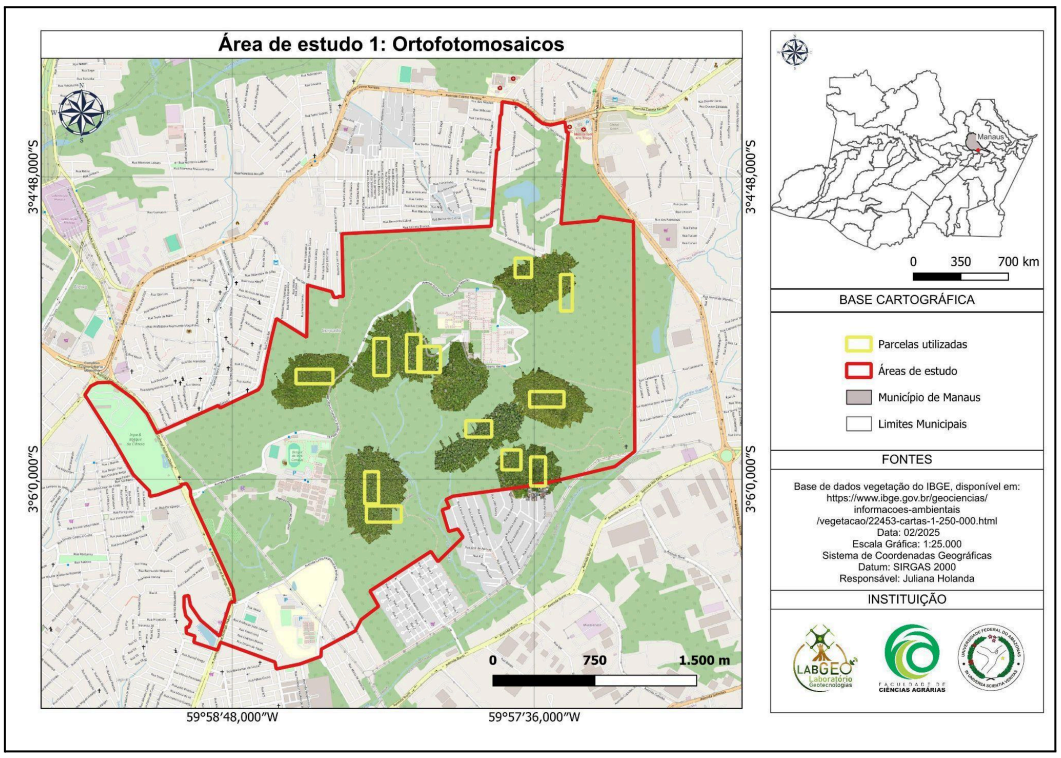


Fonte: Autoria própria, 2025.

5.4 Contagem de indivíduos arbóreos

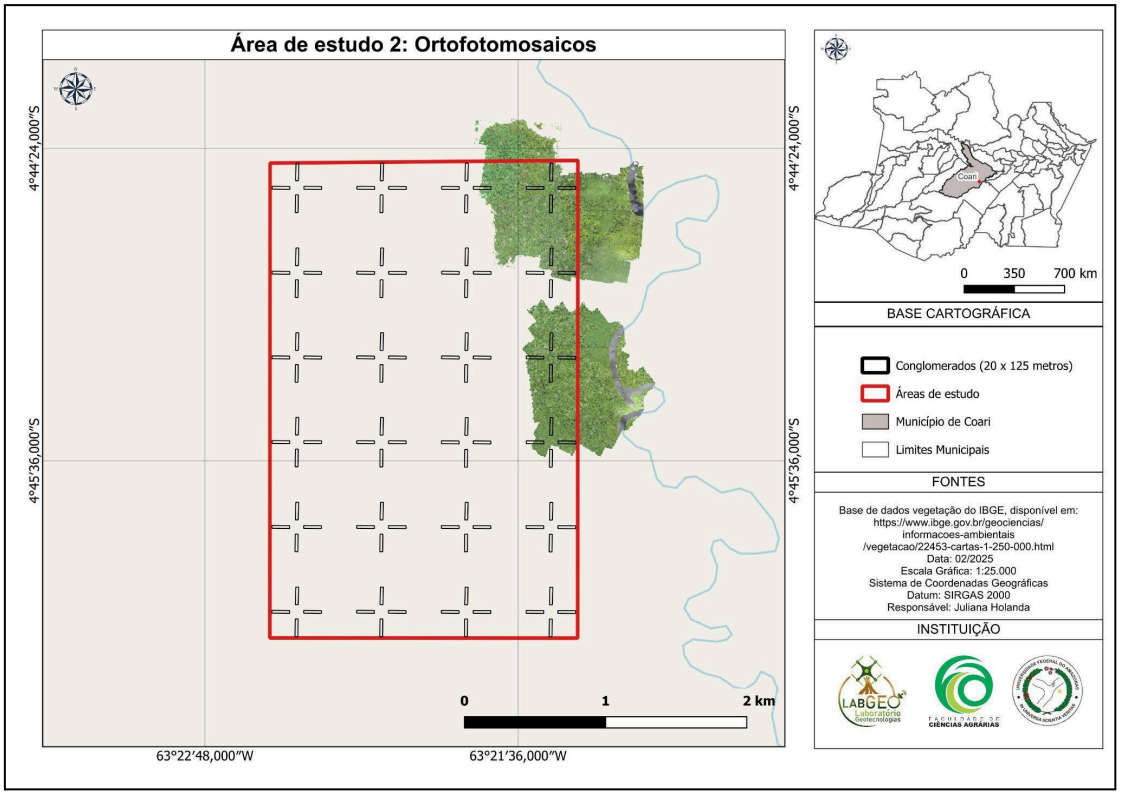
A contagem de indivíduos arbóreos foi realizada a partir da produção dos ortofotomosaicos, construídos a partir de aerofotogrametria e processamento digital SFM, resultando em ortofotomosaicos e modelos de elevação. Para a área da UFAM (Figura 36) foram gerados 9 ortofotomosaicos resultando em 12 parcelas mapeadas e utilizadas na segmentação e 30,62 hectares de áreas analisadas. Para a área de Coari (Figura 37) foram produzidos 4 ortofotomosaicos, resultando em 9 parcelas mapeadas e 2,25 hectares de áreas analisadas.

Figura 36. Ortofotomosaicos utilizados na área de estudo situada na Universidade Federal do Amazonas.



Fonte: Autoria própria (2025).

Figura 37. Ortofotomosaicos utilizados na área de estudo situada em Coari-Amazonas.



Fonte: Autoria própria (2025).

É possível analisar, nos mosaicos obtidos, a ocorrência de erros de arrasto em áreas de borda e, em alguns casos (Figura 38), no interior de parcelas. Estas distorções tendem a dificultar tanto a análise automática quanto a análise de um operador. Estudos de Liu e colaboradores (2015), apontam que métodos clássicos de segmentação, tendem a apresentar maior taxa de erro em bordas ou em tipos de vegetação complexas, devido a sobreposição de copas e as irregularidades na morfologia arbórea. Além disso, a própria estrutura da floresta impõe desafios à identificação de indivíduos arbóreos, já que numa mesma copa, visualmente identificada, podem existir entre 2 e 5 indivíduos, conforme identificação em pré-testes no inventário florestal, por conta do entrelaçamento dos elementos superiores da morfologia da árvore e dos indivíduos naturalmente existentes no sub-bosque (Figura 39).

Figura 38. Ortofotomosaicos com erros de arrasto em áreas de borda.



Fonte: Autoria própria (2025).

Figura 39. Demonstração da estrutura da floresta.



Fonte: Autoria própria (2025).

A segmentação automática das parcelas (Figura 40 e Figura 41) com uso das imagens capturadas por ARP redimensionadas em parcelas teve um tempo médio de processamento de 5-10 minutos para produzir os resultados quando conectados a GPU do ambiente *Google Colab.* Os vetores resultantes da segmentação manual utilizando o software QGIS e os vetores da segmentação automática realizada por meio do SAMGEO2 retornaram os valores constantes na tabela 4, somando-se 2535 copas delimitadas por inteligência artificial e 596 copas delimitadas pelo operador na área de estudo situada na Universidade Federal do Amazonas, sendo demonstrada na coluna CV o coeficiente de variação percentual entre os resultados obtidos pelo algoritmo e pelo operador.

Tabela 4. Resumo da segmentação supervisionada e não supervisionada das copas das árvores situadas na área de estudo da Universidade Federal do Amazonas.

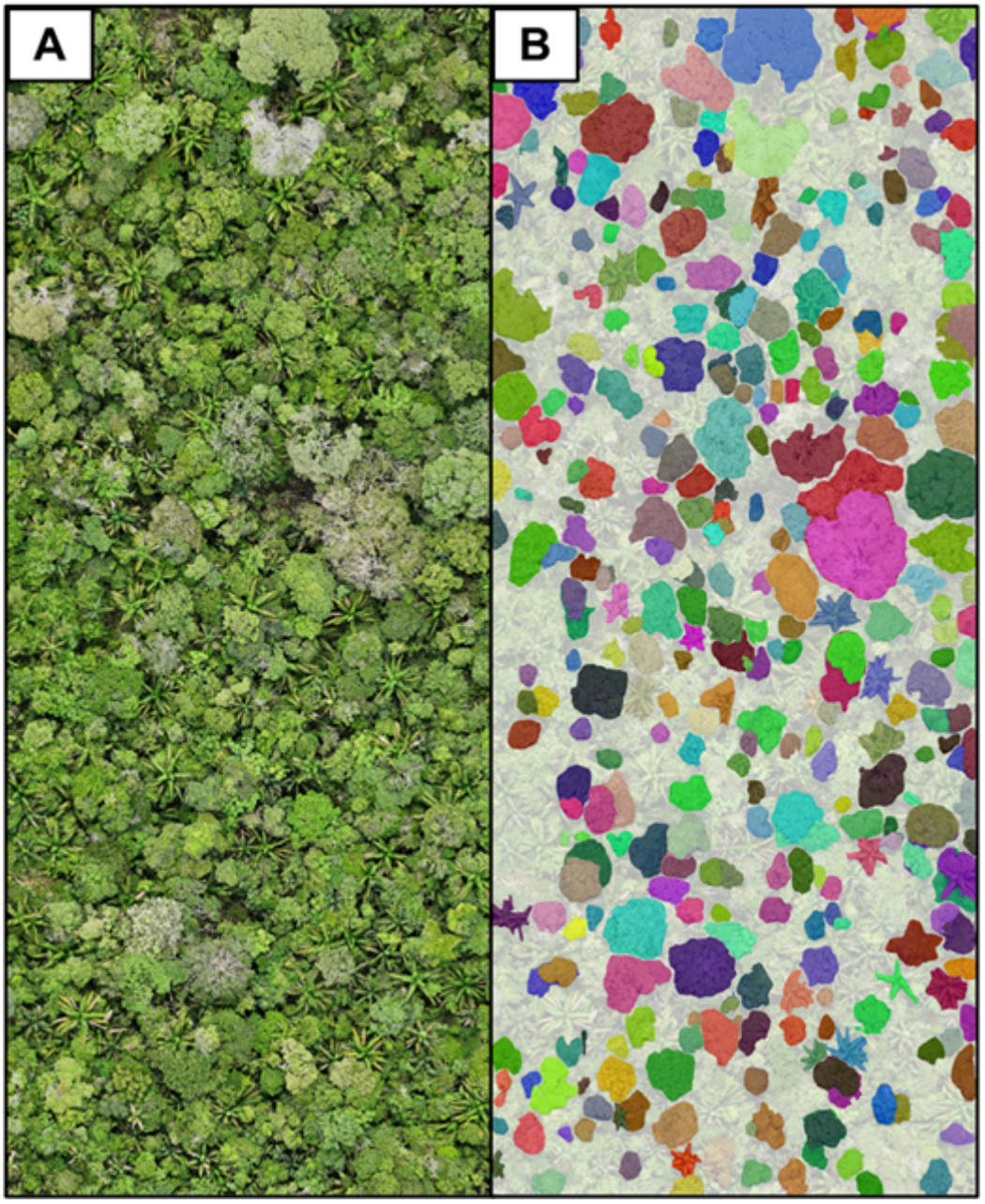
Parcelas	Qtd de árvores inventariadas	Copas delimitadas com Samgeo	CV (%)	Copas delimitadas pelo operador	CV (%)
P01_A	109	190	74.31	46	57.8
P01_B	156	255	63.46	63	59.62
P02_B	167	215	28.74	57	65.87

Parcelas	Qtd de árvores inventariadas	Copas delimitadas com Samgeo	CV (%)	Copas delimitadas pelo operador	CV (%)
P03_A	67	229	241.79	19	71.64
P03_B	134	274	104.48	38	71.64
P04_A	98	96	2.04	99	1.02
P05_B	200	197	1.50	45	77.50
P06_A	216	257	18.98	48	77.78
P06_B	150	290	93.33	67	55.33
P08_B	77	206	167.53	47	38.96
P09_A	163	144	11.66	37	77.30
P09_B	203	182	10.34	30	85.22
Σ	1740	2535	-	596	-

Tabela 5. Resumo da estimativa de biomassa utilizando a contagem das copas das árvores situadas na área de estudo da Universidade Federal do Amazonas.

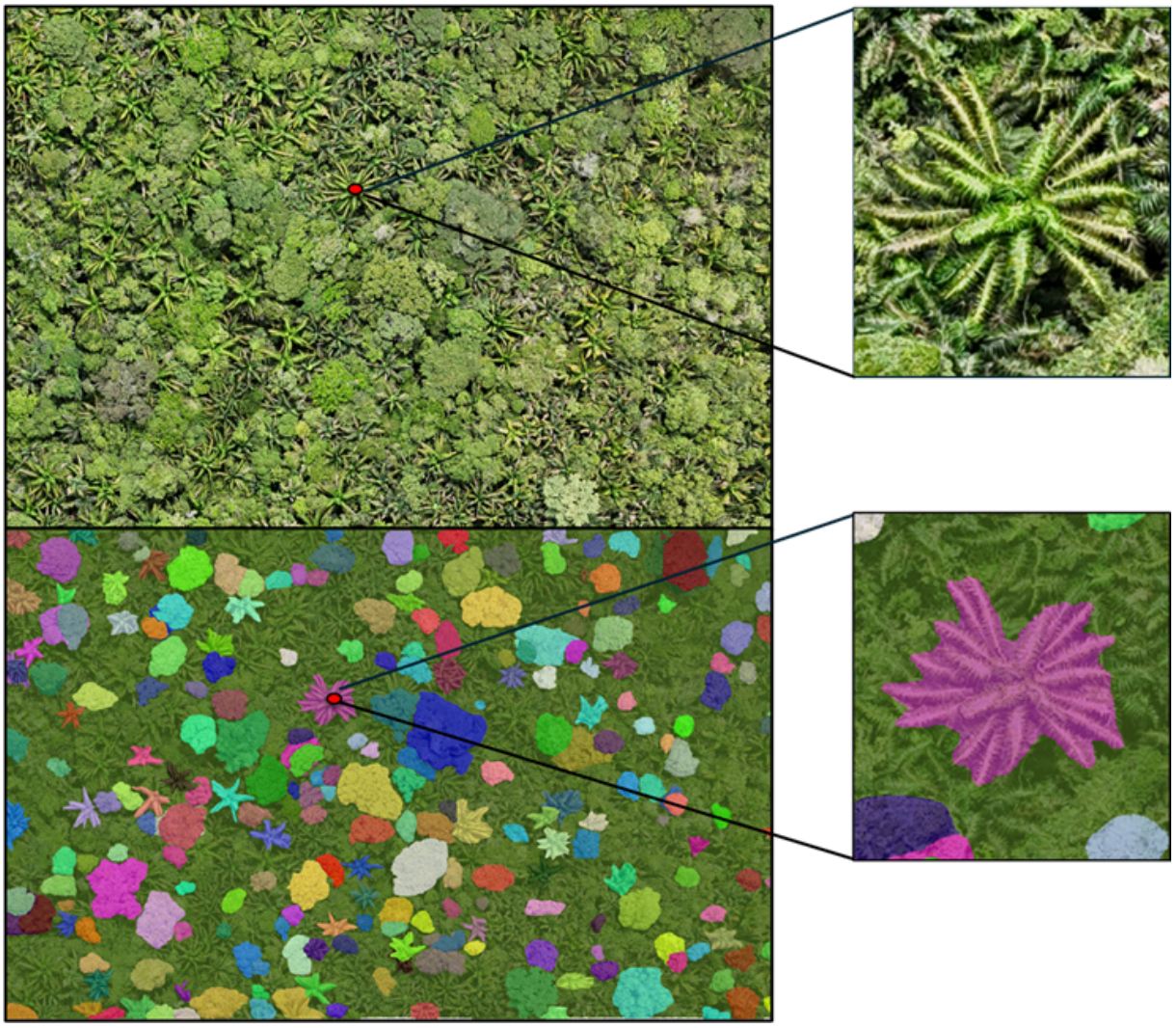
Parcelas	Qtd de árvores inventariadas	Copas delimitadas com Samgeo	Copas delimitadas pelo operador	Estimativa de biomassa (Mg)	Estimativa de carbono
P01_A	109	190	46	54,711	27,355
P01_B	156	255	63	78,303	39,151
P02_B	167	215	57	87,086	45,543
P03_A	67	229	19	36,002	18,001
P03_B	134	274	38	72,004	36,002
P04_A	98	96	99	52,164	26,082
P05_B	200	197	45	101,589	50,794
P06_A	216	257	48	109,928	54,964
P06_B	150	290	67	76,339	38,169
P08_B	77	206	47	39,986	19,993
P09_A	163	144	37	86,199	43,099
P09_B	203	182	30	107,353	53,676
Σ	1740	2535	596	901,669	450,834

Figura 40. Produto da segmentação automática na área de estudo 1 da Universidade Federal do Amazonas, A)ortofotomosaico, B) segmentação usando SAMgeo2.



Fonte: Autoria própria (2025).

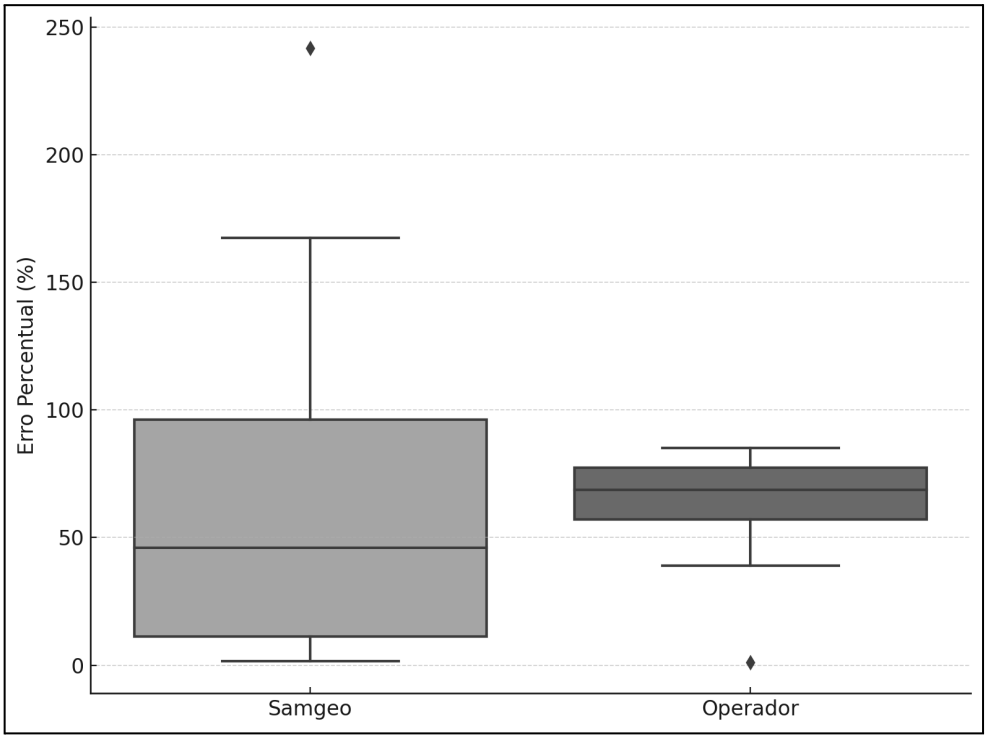
Figura 41. Detalhamento da segmentação de palmeiras na área de estudo 1 da Universidade Federal do Amazonas.



Fonte: Autoria própria (2025).

Na figura 43 procuramos estimar a diferença de erros entre os métodos, para a área da UFAM em Manaus - AM. A partir do valor de árvores inventariadas para a mesma área de estudo, foi produzido uma figura com os erros médios quantitativos de cada método. É importante frisar que neste momento não é analisada a correspondência entre os indivíduos obtidos no inventário e aqueles mapeados, pelo fato da localização dos indivíduos no inventário correspondente não ter atingido uma confiabilidade mínima.

Figura 43. Gráfico de distribuição dos erros percentuais por método utilizado na contagem de indivíduos arbóreos.



Fonte: Autoria própria, 2025.

A segmentação automática das parcelas da área de estudo 2 situada em Coari (Figura 44 e Figura 45) com uso das imagens capturadas por ARP redimensionadas em parcelas teve um tempo médio de processamento de 5-10 minutos para produzir os resultados quando conectados a GPU do ambiente *Google Colab.* Os vetores resultantes da segmentação manual utilizando o software QGIS e os vetores da segmentação automática realizada por meio do SAMGEO2 retornaram os valores constantes na tabela 6, somando-se 1058 copas delimitadas por inteligência artificial e 819 copas delimitadas pelo operador na área de estudo situada no município de Coari-AM, sendo demonstrada na coluna CV o coeficiente de variação percentual entre os resultados obtidos pelo algoritmo e pelo operador.

Tabela 6. Resumo da segmentação supervisionada e não supervisionada das copas das árvores situadas na área de estudo em Coari-Amazonas.

Parcelas	Qtd de árvores inventariadas	Copas delimitadas com Samgeo	CV (%)	Copas delimitadas pelo operador	CV (%)
P_001	128	82	35	76	

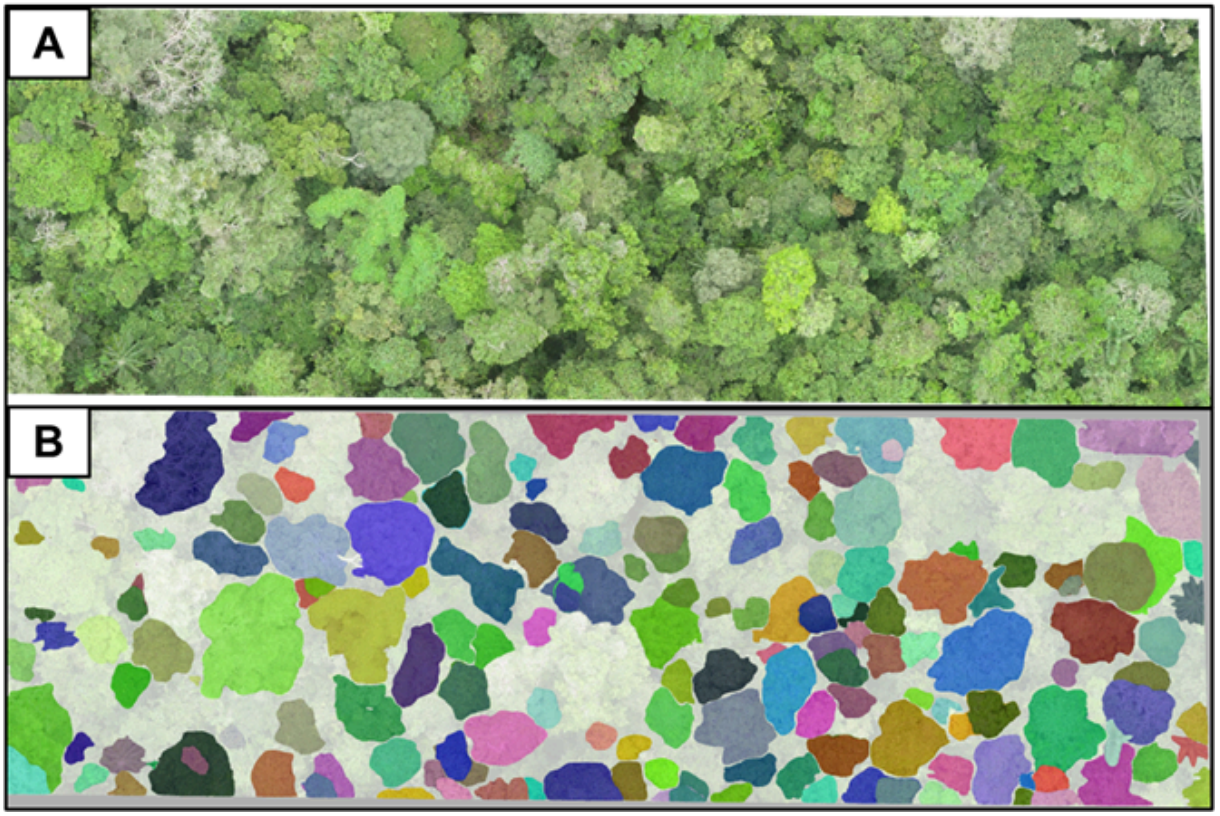
Parcelas	Qtd de árvores inventariadas	Copas delimitadas com Samgeo	CV (%)	Copas delimitadas pelo operador	CV (%)
P_002	107	92	14	84	40
P_003	129	69	46	68	21
P_004	98	162	65	91	47
P_005	120	130	8	101	5
P_006	143	126	11	98	15
P_007	129	161	24	112	31
P_008	124	131	5	90	13
P_009	95	105	10	87	27
Σ	1073	1058		819	

Fonte: Autoria própria, 2025.

Tabela 7. Resumo da estimativa de biomassa utilizando a contagem das copas das árvores situadas na área de estudo em Coari-Amazonas.

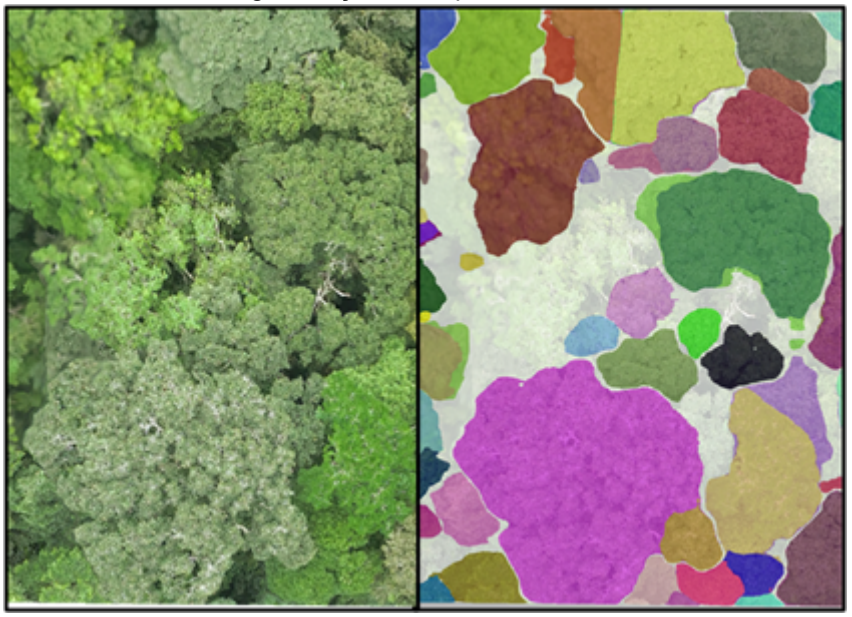
Parcelas	Qtd de árvores inventariadas	Copas delimitadas com Samgeo	Copas delimitadas pelo operador	Estimativa de biomassa (Mg)	Estimativa de carbono
P_001	128	82	76	131,456	65,728
P_002	107	92	84	84,851	42,425
P_003	129	69	68	160,476	80,238
P_004	98	162	91	72,912	36,456
P_005	120	130	101	90,480	45,240
P_006	143	126	98	92,378	46,189
P_007	129	161	112	134,804	67,402
P_008	124	131	90	122,140	61,070
P_009	95	105	87	76,475	38,237
Σ	1073	1058	819	965,972	482,985

Figura 44. Produto da segmentação automática na área de estudo de Coari-Amazonas, A)ortofotomosaico, B) segmentação usando SAMgeo2.



Fonte: Autoria própria (2025).

Figura 45. Detalhamento da segmentação de copas na área de estudo de Coari-Amazonas.



Fonte: Autoria própria (2025).

O inventário florestal realizado nas áreas de estudo produziu uma estimativa média de biomassa de 511,091 t.ha e uma estimativa média de estoque de carbono de 257,908 t.ha. No que se refere às estimativas provenientes dos dados GEDI obteve-se uma média de biomassa de 208,576 t.ha, resultando em uma estimativa de carbono de 104,288 t.ha. Estudos de Stadtler, (2007), estimaram uma média de biomassa acima do solo entre 180 a 283 t.ha em uma floresta de igapó na Amazônia Central. Em florestas tropicais, estimativas de biomassa acima do solo realizadas através de modelos alométricos devem ser analisadas e comparadas em função da não padronização dos parâmetros utilizados nas equações (Keller *et al*., 2001; Nebel *et al*., 2001; Cummings *et al*., 2002; Baker *et al*., 2004; Chave *et al.*, 2004).

Com isso espera-se que por meio da integração do sensoriamento a mensuração de Biomassa Viva Acima do Solo em diferentes fitofisionomias possa ser efetiva e precisa para a floresta amazônica, independentemente da intensidade amostral, de acordo com a sua heterogeneidade. Ainda, espera-se que essa alternativa seja validada e aprimorada ao longo de sua utilização, para assim reduzir as limitações de processamento de dados em florestas nativas, visto que as técnicas para estimativa atuais incorporam como principais estudos de caso áreas de florestas plantadas e culturas agronômicas.

6. CONSIDERAÇÕES FINAIS

O presente estudo reforça a importância da consideração de diferentes fitofisionomias florestais na quantificação da biomassa viva acima do solo (AGB) e dos estoques de carbono, principalmente quando se objetiva ampliar a acurácia das estimativas em escalas variadas de análise, evidenciando a importância de ampliação de estudos. A adoção de métodos específicos por tipologia vegetal é imprescindível para a compensação das limitações impostas por abordagens generalistas e de grande escala, especialmente devido à heterogeneidade florestal da região amazônica.

Neste contexto, o método de vetorização de copas utilizando inteligência artificial demonstrou ser uma alternativa viável frente à ausência de dados de inventário florestal, notadamente em áreas com menor densidade arbórea, como aquelas associadas às fitofisionomias de florestas ombrófilas abertas com palmeiras e campinaranas. O estudo também demonstra que o método é útil quando a fonte de dados é limitada, no entanto, necessita de treinamento técnico especializado e maior tempo demandado para execução. A atuação do SAMGEO em áreas mais amplas contribui para o aumento da precisão das estimativas de biomassa, sobretudo quando encontra-se integrado a produtos de média resolução espacial.

Complementarmente, a integração de dados multifonte, como os fornecidos pelas missões do GEDI (*Global Ecosystem Dynamics Investigation*) e Sentinel-2, demonstrou potencial para ampliar a cobertura espacial das estimativas de biomassa e carbono florestal, reduzindo os custos operacionais e viabilizando análises em escalas regionais. No entanto, a acurácia dessas estimativas depende da validação dos dados de campo, os quais nem sempre estão disponíveis em áreas remotas ou de difícil acesso.

Os produtos derivados do GEDI, especificamente os dados a nível L4A e L4B, mostraram-se eficazes na estimativa de biomassa e carbono florestal em áreas de floresta ombrófila densa, no entanto, em fitofisionomias florestais de menor porte como florestas ombrófilas abertas os dados processados mostram-se limitados pela sua grade com resolução espacial de 1 km x 1 km. Essa resolução, apesar de adequada para análises globais e continentais, é um desafio quando o objetivo é obter variações mais detalhadas em escalas locais ou sub-regionais, como as encontradas em fragmentos florestais ou áreas com alta heterogeneidade florestal.

Diante disso, sugere-se que futuras iniciativas de monitoramento de carbono florestal na Amazônia Legal incorporem, de forma sistemática, a caracterização das fitofisionomias florestais como uma etapa preliminar essencial, viabilizando que os modelos aplicados reflitam a realidade de cada região. O uso de modelos validados localmente, quando combinados a dados multifonte representa um avanço significativo na consolidação de políticas de conservação e mecanismos de compensação como o REDD+. Por fim, a integração entre métodos tradicionais - como inventários florestais e novas abordagens baseadas em sensoriamento remoto mostram-se cada vez mais eficazes na superação de limitações individuais de cada técnica e contribuem de forma robusta para o monitoramento e a gestão sustentável dos recursos florestais amazônicos.

7. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

AIGEO LABS. Modeling Forest Aboveground Biomass (AGB) Density using GEDI and Sentinel Data in Earth Engine. 2023. Disponível em: https://aigeolabs.com/modeling-forest-aboveground-biomass-agb-density-using-gedi-and-sentinel-data-in-earth-engine/. Acesso em: 31 maio 2025.

ALEIXO, N. C. R.; FILHO, L. S. A. Tendências climáticas em Coari-AM. *Revista Brasileira de Geografia Física*, v. 15, n. 5, p. 2601-2602, 2022.

ALVARES, C. A.; STAPE, J. L.; SENTELHAS, P. C. Köppen's Climate Classification Map for Brazil. *Meteorologische Zeitschrift*, 2013.

ALMEIDA, B. R. S.; CRUZ, G. S.; NICOLETTI, M. F.; GAMA, J. R. V.; LIMA, B. A.; PECH, T. M. Eficiência de equações volumétricas para *Couratari guianensis* Aubl. em diferentes cenários na Floresta Nacional do Tapajós. *Scientia Forestalis*, Piracicaba, v. 49, n. 130, e3503, 2021. DOI: https://doi.org/10.18671/scifor.v49n130.11.

AMARAL, A. R.; MOTA, F. S. Abordagem Sistêmica Sobre os Créditos de Carbono e a Venda no Mercado Nacional e Internacional. 2014. 49 f. Trabalho de Conclusão de Curso (Tecnologia em Gestão Ambiental) – Universidade Tecnológica Federal do Paraná, Medianeira, 2014.

ARAGÃO, L. C; SHIMABUKURO, Y. E. Perspectivas para o estudo da biogeoquímica do carbono em macro-escala integrando diferentes técnicas: modelagem ecológica, sensoriamento remoto e SIG. São José dos Campos: INPE, 2004. 97 f. Relatório técnico do INPE-10731-RPQ/757.

ASHTON, M. S.; TYRRELL, M. L.; SPALDING, D.; GENTRY, B. Managing forest carbon in a changing climate. Londres: Springer, 2012. 425 p.

BACCINI, A. G. S. J. et al. Estimated carbon dioxide emissions from tropical deforestation improved by carbon-density maps. *Nature Climate Change*, v. 2, n. 3, p. 182-185, 2012.

BACCINI, A.; ASNER, G. P. Improving pantropical forest carbon maps with airborne LiDAR sampling. *Carbon Management*, v. 4, n. 6, p. 591-600, 2013.

BARRETT, F. et al. A questionnaire-based review of the operational use of remotely sensed data by national forest inventories. *Remote Sensing of Environment*, v. 174, p. 279-289, 2016.

BAKER, T. R.; PHILLIPS, O. L.; MALHI, Y.; ALMEIDA, S.; ARAGÃO, L. E. O. C.; DI FIORE, A.; ERWIN, T. L.; HIGUCHI, N.; KROEGER, T.; LAURANCE, S. G.; LAURANCE, W. F.; LEWIS, S. L.; MONTEAGUDO, A.; NEILL, D. A.; NÚÑEZ VARGAS, P.; PATIÑO, S.; PITMAN, N. C. A.; SILVA, J. N. M; VÁSQUEZ MARTÍNEZ, R. Increasing biomass in Amazonian forest plots. *Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences*, v. 359, n. 1443, p. 353–365, 2004.

BARRETO, W. F.; LEÃO, F. M.; MENEZES, M. C.; SOUZA, D. V. Equação de volume para apoio ao manejo comunitário de empreendimento florestal em Anapu, Pará. *Pesquisa Florestal Brasileira*, Colombo, v. 34, n. 80, p. 321–330, 2014. DOI: https://doi.org/10.4336/2014.pfb.34.80.72

BENÍTEZ, F. L.; ANDERSON, L. O.; FORMAGGIO, A. R. Evaluation of geostatistical techniques to estimate the spatial distribution of aboveground biomass in the Amazon rainforest using high-resolution remote sensing data. *Acta Amazonica*, v. 46, n. 2, p. 151-160, 2016.

BINOTI, M. L. M. D. S.; BINOTI, D. H. B.; LEITE, H. G. Aplicação de redes neurais artificiais para estimação da altura de povoamentos equiâneos de eucalipto. *Revista Árvore*, v. 37, n. 4, p. 639-645, ago. 2013.

BISPO, P. D. C.; RODRÍGUEZ-VEIGA, P.; ZIMBRES, B.; MIRANDA, S. C.; CEZARE, C. H. G.; FLEMING, S.; BALDACCHINO, F.; LOUIS, V.; RAINS, D.; GARCIA, M.; ESPÍRITO-SANTOS, F. D. B.; ROITMAN, I.; PACHECO-PASCAGAZA, A. M.; GOU, Y.; ROBERTS, J.; BARRETT, K.; FERREIRA, L. G.; SHIMBO, J. Z.; ALENCAR, A.; BUSTAMANTE, M. Woody aboveground biomass mapping of the Brazilian savanna with a multi-sensor and machine learning approach. *Remote Sensing*, v. 12, n. 17, p. 2685, 2020.

BLUMENFELD, Esther Carone et al. Relações entre tipo de vizinhança e efeitos de borda em fragmento florestal. Ciência Florestal, v. 26, p. 1301-1316, 2016.

BRASIL. Lei n° 12.187, de 29 de dezembro de 2009. Institui a Política Nacional sobre Mudança do Clima (PNMC) e dá outras providências. Disponível em: http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_ato2007-2010/2009/lei/l12187.htm#:~:text=LEI%20N%C2%BA%2012.187%2C%20DE%2029%20DE%20DEZEMBRO%20DE%202009.&text=Institui%20a%20Pol%C3%ADtica%20Nacional%20sobre,PNMC%20e%20d%C3%A1%20outras%20provid%C3%AAncias. Acesso em: 22 jul. 2022.

BRASIL. Lei n° 12.651, de 25 de maio de 2012. Dispõe sobre a proteção da vegetação nativa. Disponível em: http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_ato2011-2014/2012/lei/l12651.htm. Acesso em: 22 jul. 2022.

BRASIL. Projeto RADAMBRASIL. *Levantamento de recursos naturais: folha SA.20 Manaus; geologia, geomorfologia, solos, vegetação e uso potencial da terra*. Rio de

Janeiro: Ministério das Minas e Energia, Departamento Nacional da Produção Mineral, v. 15, 1978.

BRIENEN, Roel JW et al. Long-term decline of the Amazon carbon sink. Nature, v. 519, n. 7543, p. 344-348, 2015.

BROWN, S.; LUGO, A. E. Aboveground Biomass Estimates for Tropical Moist Forests of the Brazilian Amazon. *Interciencia*, v. 17, p. 8-18, 1992.

BUOTTE, P. C.; LAW, B. E.; RIPPLE, W. J.; BERNER, L. T. Carbon sequestration and biodiversity co-benefits of preserving forests in the western United States. *Ecological Applications*, v. 30, n. 2, p. e02039, 2020.

CARVALHO, B. Tributação sobre operações de compra e venda de créditos de carbono. 28 jul. 2005. Disponível em: http://www.amcham.com.br/download/informativo2005-07-28c_arquivo. Acesso em: 20 jan. 2023.

CHAMBERS, J. Q.; SANTOS, J.; RIBEIRO, R. J.; HIGUCHI, N. Tree damage, allometric relationship, and above-ground net primary in Central Amazon forest. *Forest Ecology and Management*, v. 152, p. 73-84, 2001.

CHAVE, J. ANDALO C.; BROWN, S.; CAIRNS, M. A., CHAMBERS, J. Q.; EAMUS, D.; FOLSTER, H.; FROMARD, F.; HIGUCHI, N.; KIRA, T.; LESCURE, J. P.; NELSON, B. W.; OGAWA, H.; PUING, H.; RIÉRA, B.; YAMAKURA, T. Tree allometry and improved estimation of carbon stocks and balance in tropical forests. *Oecologia*, v. 145, p. 87-99, 2005.

CHAVE, J.; CONDIT, D.; Laurance, W. F.; Almeida, S.; Aragão, L. E. O. C.; Davidson, E. A.; Di Fiore, A.; Higuchi, N.; Palace, M.; Plotkin, J. B.; Quesada, C. A.; Richardson, A. D.; Vieira, S.; Lloyd, J. Tree allometry and improved estimation of carbon stocks and balance in tropical forests. Oecologia, v. 145, p. 87–99, 2005.

CHAVE, J.; REJÓU-MÉCHAIN, M.; BÚRQUEZ, A.; CHIDUMAYO, E.; COLGAN, M. S.; DELITTI, W.; DUQUE, A.; EID, T.; FEARNSIDE, P.; GOODMAN, R.; HENRY, M.; MARTÍNEZ-YRÍZAR, A.; MUGASHA, W. A.; MULLER-LANDAU, H.; MENCUCCINI, M.; NELSON, B. W.; NGOMANDA, A.; NOGUEIRA, E.; ORTIZ-MALAVASSI, E.; PÉLISSIER, R.; PLOTON, P.; RYAN, C.; SALDARRIAGA, J. G.; VIEILLEDENT, G. Improved allometric models to estimate the Aboveground biomass of tropical trees. *Global Change Biology*, v. 20, p. 3177-3190, 2014.

CHAMBERS, J. Q.; DOS SANTOS, J.; RIBEIRO, R. J.; HIGUCHI, N. Tree damage, allometric relationships, and above-ground net primary production in central Amazon forest. *Forest Ecology and Management*, Amsterdam, v. 152, p. 73–84, 2001. DOI: https://doi.org/10.1016/S0378-1127(00)00591-0.

CHEN, S., BI, J; ZHAO, Y., YANG, L.; ZHANG, C.; WU, Q.; MA, Y. Nitrogen-doped carbon nanocages as efficient metal-free electrocatalysts for oxygen reduction reaction. Advanced Materials (Weinheim), v. 24, 2012.

CLARK, D. B.; KELLNER, J. R. Tropical forest biomass estimation and fallacy of misplaced concreteness. *Journal of Vegetation Science*, p. 1191-1196, 2012.

COOPS, N. C.; TOMPALSKI, P.; GOODBODY, T. R. H.; QUEINNEC, M.; LUTHER, J. E.; BOLTON, D. K.; WHITE, J. C.; WULDER, M. A.; LIER, O. R. van.; HERMOSILLA, T. Modelling lidar-derived estimates of forest attributes over space and time: A review of approaches and future trends. Remote Sensing of Environment, v. 260, p. 112477, 2021.

CUCHO-PADIN, G. WANG, Y. LI, E.; WALDROP, L.; TIAN, Z.; KAMALABADI, F.; PERILLAT, P. Radio frequency interference detection and mitigation using compressive statistical sensing. *Radio Science*, v. 54, n. 11, p. 986-1001, 2019.

CYSNEIROS, V. C.; PELISSARI, A. L.; MACHADO, S. A.; FILHO, A. F. F.; SOUZA, L. Modelos genéricos e específicos para estimativa do volume comercial em uma floresta sob concessão na Amazônia. *Scientia Forestalis*, Piracicaba, v. 45, n. 114, p. 295–304, 2017.

DE FREITAS, C. V. M.; DA SILVA, M. L. P. Mudanças do clima: Análise das conferências que trataram do mercado de carbono e seus principais resultados. *Brazilian Journal of Development*, v. 6, n. 10, p. 75332-75342, 2020.

DE CASTILHO, Carolina V. et al. Variation in aboveground tree live biomass in a central Amazonian Forest: Effects of soil and topography. Forest ecology and management, v. 234, n. 1-3, p. 85-96, 2006.

DJI. Manual do usuário DJI Mini 4 Pro. [S.l.]: DJI, 2024. Disponível em: https://dl.djicdn.com/downloads/DJI_Mini_4_Pro/20240627/DJI_Mini_4_Pro_User_Manual_PTBR.pdf. Acesso em: 31 maio 2025.

DOS SANTOS, A. C.; XIMENES, E.; KIM, Y.; LADISCH, M. P. Lignin–enzyme interactions in the hydrolysis of lignocellulosic biomass. *Trends in Biotechnology*, v. 37, n. 5, p. 518-531, 2019.

DOS SANTOS, T. O.; ANDRADE, V. S.; SANTOS, R. F.; GOMES, W. B.; ROCHA, V. M. Caracterização e variabilidade climática baseada em séries de temperatura e precipitação nos municípios de Manaus (AM) e Belém (PA). ENTRE-LUGAR, v. 12, n. 24, p. 321-345, 2021.

DRAKE, J. B.; KNOW, R. G.; DUBAYAH, R. O.; CLARK, D. B.; CONDIT, R.; BLAIR, J. B.; HOFTON, M. Above-ground biomass estimation in closed canopy neotropical

forests using lidar remote sensing: Factors affecting the generality of relationships. *Global Ecology and Biogeography*, v. 12, n. 2, p. 147-159, 2003.

DRAPER, N. R.; SMITH, H. Applied regression analysis. New York: John Wiley & Sons, 1998.

DUBAYAH, R.; GOETZ, S. J.; BLAIR, J. B.; FATOYINBO, T. E.; HANSEN, M.; HEARLEY, S. P.; SWANTANTRAN, A. The global ecosystem dynamics investigation. *AGU Fall Meeting Abstracts*, U14A-07, 2014.

DUBAYAH, R.; BRYAN, J.; GOETZ, S.; FATOYINBO, L.; HANSEY, S.; HEALEY, S.; SILVA, C. Science of remote sensing the global ecosystem dynamics investigation: high resolution laser ranging of the Earth's forests and topography. *Science of Remote Sensing*, v. 100002, 2020.

DUBAYAH, Ralph; ARMSTON, John; BLAIR, J. Bryan; HANNAH, Jill; HERZFELD, Ulrich; HOFTON, Michelle; LUTHER, Jonathan; MACHETT, Matthew; MORTON, Douglas; PALACE, Michael; PATTEN, Kevin; TANG, Hao; ZHANG, Zhiya. GEDI launches a new era of biomass inference from space. *Environmental Research Letters*, v. 17, n. 9, p. 095001, 2022.

DUBE, T.; MUTANGA, O. Evaluating the utility of the medium-spatial resolution Landsat 8 multispectral sensor in quantifying aboveground biomass in uMgeni catchment, South Africa. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, v. 101, p. 36-46, 2015.

EUROPEAN SPACE AGENCY. Sentinel-1 mission – Copernicus Open Access Hub. [S.l.]: ESA, 2024. Dados de radar (SAR) de abertura sintética – Banda C. Disponível em: https://scihub.copernicus.eu/dhus. Acesso em: 31 maio 2025.

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, n. 5525, p. 2320-2322, 2001.

FARR, Tom G.; ROSEN, Paul A.; CARO, Edward; CRIPPEN, Robert; DAVIS, Michael; ALSDORF, Douglas; DUBAYAH, Ralph; HENSLEY, Scott; KOBRICK, Mike; PALLER, Mark; RODRIGUEZ, Ernesto; SEAL, David; SHIMADA, Jun; UI, Seung-Kuk; WERNER, Marian. *The Shuttle Radar Topography Mission*. Reviews of Geophysics, v. 45, n. 2, 2007.

FAWZY, S.; OSMAN, A. I.; DORAN, J.; ROONEY, D. W. Strategies for mitigation of climate change: a review. *Environmental Chemistry Letters*, v. 18, p. 2069-2094, 2020.

FEARNSIDE, P. M. Global warming in Amazonia: Impacts and mitigation. *Acta Amazonica*, v. 39, p. 1003-1011, 2009.

FOODY, G. M.; CUTLER, M. E. MCMORROW, J.; PELZ, D.; TANGKI, H.; BOYD, D. S.; DOUGLAS, I. A. N. Mapping the biomass of Bornean tropical rain forest from remotely sensed data. *Global Ecology & Biogeography*, Oxford, v. 10, p. 379-387, 2001.

FOODY, G.M.; CUTLER, M.E.; MCMORROW, J.; PELZ, D.; TANGKI, H.; BOYD, D.; DOUGLAS, I. Mapping the biomass of Bornean tropical rain forest from remotely sensed data. *Global Ecology & Biogeography*, Oxford, v. 10, p. 379-387, 2001.

FRANGUETTO, F. W.; GAZANI, F. R. Viabilização jurídica do Mecanismo de desenvolvimento limpo (MDL) no Brasil. **Editora Fundação Peirópolis, São Paulo**, 2002.

FRANGUETTO, F. W.; GAZANI, F. R. Viabilização jurídica do mecanismo de desenvolvimento limpo (MDL) no Brasil. São Paulo: Editora Fundação Peirópolis, 2002.

FUKUDA, M.; IEHARA, T.; MATSUMOTO, M. Carbon stock estimates for sugi and hinoki forests in Japan. *Forest Ecology and Management*, v. 184, n. 1-3, p. 1-16, 2003.

GARCÍA-PARDO, K. A.; MORENO-RANGEL, D.; DOMÍNGUEZ-AMARILLO, S.; GARCÍA-CHÁVEZ, J. R. Remote sensing for the assessment of ecosystem services provided by urban vegetation: A review of the methods applied. *Urban Forestry & Urban Greening*, v. 74, p. 127636, 2022.

GOETZ, S. J.; PRINCE, S. D.; SMALL, J. Advances in satellite remote sensing of environmental variables for epidemiological applications. *Advances in Parasitology*, p. 289-307, 2000. doi:10.1016/s0065-308x(00)47012-0.

GONÇALVES, A. C.; SOUSA, A. M.; MESQUITA, P. Functions for aboveground biomass estimation derived from satellite images data in Mediterranean agroforestry systems. Agroforestry Systems, v. 93, p. 1485-1500, 2019.

GOODBODY, T. R. H.; COOPS, N. C.; WHITE, J. C. Digital aerial photogrammetry for updating area-based forest inventories: A review of opportunities, challenges, and future directions. Current Forestry Reports, v. 5, p. 55-75, 2019.

GOOGLE EARTH ENGINE. Catálogo de dados – NICFI Planet Basemaps. Mountain View: Google, 2023. Disponível em: https://developers.google.com/earth-engine/datasets/catalog/projects_planet-nicfi_assets_basemaps. Acesso em: 31 maio 2025.

GOOGLE EARTH ENGINE. Google Earth Engine Data Catalog. Mountain View: Google, 2024. Disponível em: <https://developers.google.com/earth-engine/datasets/>. Acesso em: 31 maio 2025.

GORELICK, N.; HANCHER, M.; DIXON, M.; ILYUSHCHENKO, S.; THAU, D.; MOORE, R. Google Earth Engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone. *Remote Sensing of Environment*, v. 202, p. 18-27, 2017.

GOTELLI, N. J.; ELLISON, A. M. Princípios de estatística em ecologia. Porto Alegre: ARTMED editora, 2016.

HALL, R. J.; SKAKUN, R. S.; ARSENAULT, E. J.; CASE, B. S. Modeling forest stand structure attributes using Landsat ETM+ data: application to mapping of Aboveground biomass and stand volume. *Forest Ecology and Management*, Amsterdam, v. 225, p. 378-390, 2006.

HANCOCK, S.; ESSERY, R.; REID, T.; CARLE, J.; BAXTER, R.; RUTTER, N.; HUNTLEY, B. Caracterizando a fração de brecha florestal com lidar terrestre e fotografia: Um exame das limitações relativas. *Agrícola. Por. Meteorol.*, v. 189, p. 105-114, 2014.

HARPER, K. A. et al. Edge Influence on Forest Structure and Composition in Fragmented Landscapes. Conservation Biology, New Jersey, v.19, p. 768-782, 2005.

HANCHARENKA, Aliaksandr. *segment-anything-eo: Segment Anything Model for Earth Observation data*. 2023. Disponível em: https://github.com/aliaksandr960/segment-anything-eo. Acesso em: 1 jun. 2025.

HARRIS, N. L.; GIBBS, D. A.; BACCINI, A.; BIRDSEY, R. A.; DE BRUIN, S.; FARINA, M.; TYUKAVINA, A. Global maps of twenty-first century forest carbon fluxes. *Nature Climate Change*, v. 11, n. 3, p. 234-240, 2021.

HEALEY, S. P.; YANG, Z.; GORELICK, N.; ILYUSHCHENKO, S. Highly local model calibration with a new GEDI LiDAR asset on Google Earth Engine reduces Landsat forest height signal saturation. *Remote Sensing*, v. 12, n. 17, p. 2840, 2020.

HENTZ, A. M. K.; RUZA, M. S.; CORTE, A. P. D.; SANQUETTA, C. R. Técnicas de sensoriamento remoto para estimativa de biomassa em ambientes florestais. Enciclopédia Biosfera, Goiânia, v. 10, n. 18, p. 2810, 2014.

HIGUCHI, N. et al. Biomassa da parte aérea da vegetação da floresta tropical úmida de terra-firme da Amazônia Brasileira. *Acta Amazônica*, Manaus, v. 28, n. 2, p. 153-166, 1998.

HIGUCHI, N.; CARVALHO JR, J.A. Fitomassa e conteúdo de carbono de espécies arbóreas da Amazônia. *Seminário de emissão x sequestro de CO²: Uma nova oportunidade de negócios para o Brasil*. Companhia Vale do Rio Doce, p. 125-153, 1994.

HIGUCHI, N.; CHAMBERS, J.; DOS SANTOS, J.; RIBEIRO, R.J.; PINTO, A.C.M.; DA SILVA, R.P.; ROCHA, R.D.M.; TRIBUZY, E.S. Dinâmica e balanço do carbono da vegetação primária da Amazônia Central. *RF*, v. 34, 2004. DOI: 10.5380/rf.v34i3.2417.

HOUGHTON, R. A.; HALL, F.; GOETZ, S. J. Importance of biomass in the global carbon cycle. *Journal of Geophysical Research*, v. 114, 2009.

HOUGHTON, R.A.; HALL, F.; GOETZ, S.J. Importance of biomass in the global carbon cycle. *J. Geophys. Res.*, v. 114, 2009.

IBGE - INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. Portal da cidade. Brasília, DF: IBGE, 2022.

IBGE - INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA.. Monitoramento da cobertura e uso da terra do Brasil: 2000–2018. Rio de Janeiro: IBGE, 2021. Disponívelem:https://www.ibge.gov.br/geociencias/informacoes-ambientais/cobertura-e-uso-da-terra.html. Acesso em: 31 maio 2025.

IBGE - INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. Monitoramento da cobertura e uso da terra do Brasil: 2000–2018. Rio de Janeiro: IBGE, 2021. Disponívelem:https://www.ibge.gov.br/geociencias/informacoes-ambientais/cobertura-e-uso-da-terra.html. Acesso em: 31 maio 2025.

IBGE - INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA.*Vegetação do Brasil*. Rio de Janeiro: Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística, 2023. Disponível em: https://www.ibge.gov.br/geociencias/informacoes-ambientais/vegetacao.html. Acesso em: 2 jun. 2025.

IGLHAUT, J.; CABO, C.; PULITI, S.; PIERMATTEI, L.; O'CONNOR, J.; ROSETTE, J. Structure from motion photogrammetry in forestry: A review. *Current Forestry Reports*, v. 5, p. 155-168, 2019.

IPCC. Factsheet: What is the IPCC? Disponível em: https://www.ipcc.ch/site/assets/uploads/2018/02/FS_what_ipcc.pdf. Acesso em: 28 dez. 2023.

JACQUEMOUD, S.; BACOUR, C.; POILVÉ, H.; FRANGI, J.P. Comparação de quatro modelos de transferência radiativa para simular a refletância das copas das plantas: modo direto e inverso. *Sensoriamento Remoto do Meio Ambiente*, v. 74, n. 3, p. 471-481, 2000.

JACCARD, P. Étude comparative de la distribution florale dans une portion des Alpes et des Jura. Bulletin de la Société Vaudoise des Sciences Naturelles, v. 37, p. 547–579, 1901.

KERIMKHULLE, S.; KERIMKULOV, Z.; AITKOZHA, Z.; SALIYEVA, A.; TABERKHAN, R.; ADALBEK, A. The estimate one-two-sided confidence intervals for mean of spectral reflectance of the vegetation. In: *Journal of Physics: Conference Series*. IOP Publishing, 2022. p. 012160.

KHLOPENKOV, K. V.; BEDKA, K. M. Development of pattern recognition algorithms to detect intense convective storms from multispectral satellite imagery. In: *IGARSS 2018 - 2018 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*. Anais... Valencia: IEEE, jul. 2018. Disponível em: https://ieeexplore.ieee.org/document/8518596/. Acesso em: 11 jan. 2024.

KOCH, B. Status and future of laser scanning, synthetic aperture radar and hyperspectral remote sensing data for forest biomass assessment. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, v. 65, n. 6, p. 581-590, 2010. doi:10.1016/j.isprsjprs.2010.09.001.

KÖPPEN, W. Climatologia: com um estudio de los climas de la tierra. México: Fondo de Cultura Econômica, 1948. p. 479.

KOSSOY, A.; GUIGON, P. State and trends of the carbon market 2012. Washington, DC: [s.n.], 2012. Disponível em: http://siteresources.worldbank.org/INTCARBONFINANCE/Resources/State_and_Trends_2012_Web_Optimized_19035_Cvr&Txt_LR.pdf.

KUUSK, A.; NILSON, T. Um modelo de refletância florestal multiespectral direcional. *Sensoriamento Remoto do Meio Ambiente*, v. 72, n. 2, p. 244-252, 2000.

LALIBERTE, A. S.; HERRICK, J. E.; RANGO, A.; WINTERS, C. Acquisition, orthorectification, and object-based classification of unmanned aerial vehicle (UAV) imagery for rangeland monitoring. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, v. 76, n. 6, p. 661-672, 2010.

LAURANCE, W. F.; CARMARGO, J. L.; FEARNSIDE, P. M.; LOVEJOY, T. E.; WILLIAMSON, G. B.; MESQUITA, R. C.; LAURANCE, S. G. An Amazonian rainforest and its fragments as a laboratory of global change. *Biological Reviews*, v. 93, n. 1, p. 223-247, 2018.

LEITE, J. C. Controvérsias na climatologia: o IPCC e o aquecimento global antropogênico. *Scientiae Studia*, v. 13, n. 3, p. 643-677, 2015.

LEVINE, N. M; ZIMMERMAN, J.K.;THOMPSON, J; LITTON, C.M.; SCHWENDENER, Christopher M.; POWERS, Jennifer S.; SULLIVAN, Benjamin W.; SCHWARTZ, Naomi B.; LIDDELL, Michael J.; SILVER, Whendee L. Ecosystem heterogeneity determines the ecological resilience of the Amazon to climate change. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, v. 113, n. 3, p. 793–797, 2016

LEMOS, A. L.; VITAL, M. H.; PINTO, M. A. As florestas e o painel de mudanças climáticas da ONU. *BNDES Setorial*, Rio de Janeiro, n. 32, p. 153-192, set. 2010.

LIU, TAO; IM, JUNGHO; QUACKENBUSH, L. J. A novel transferable individual tree crown delineation model based on Fishing Net Dragging and boundary classification. ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing, v. 110, p. 34-47, 2015.

LIN, J.; CHEN, D.; WU, W.; LIAO, X. Estimating aboveground biomass of urban forest trees with dual-source UAV acquired point clouds. *Urban Forestry & Urban Greening*, v. 69, p. 127521, 2022.

LONGO, M.; KELLER, M.; DOS-SANTOS, M. N.; LEITOLD, V.; PINAGÉ, E. R.; BACCINI, A.; MORTON, D. C. Aboveground biomass variability across intact and degraded forests in the Brazilian Amazon. *Global Biogeochemical Cycles*, v. 30, n. 11, p. 1639-1660, 2016.

LOPES, I. G. V. O mecanismo de desenvolvimento limpo: Guia de orientação. Rio de Janeiro: FGV Editora, 2002.

LU, D. The potential and challenge of remote sensing-based biomass estimation. *International Journal of Remote Sensing*, v. 27, n. 7, p. 1297-1328, 2006.

MANN, Henry Berthold; WHITNEY, Donald Richard. On a test of whether one of two random variables is stochastically larger than the other. The Annals of Mathematical Statistics, Baltimore, v. 18, n. 1, p. 50–60, 1947.

MALHI, Y.; WOOD, D.; BAKER; T. R.; WRIGHT, J.; PHILLIPS, O. L.; COCHRANE, T.; VINCENTI, B. The regional variation of aboveground live biomass in old-growth Amazonian forests. *Global Change Biology*, v. 12, n. 7, p. 1107–1138. DOI: 10.1111/j.1365-2486.2006.01120.x. 2006.

MARENGO, J. A.; LIEBMANN, B.; KOUSKY, V. E.; FILIZOLA, N. P.; WAINER, I. C. Onset and end of the rainy season in the Brazilian Amazon Basin. *J. Clim.*, v. 14, p. 833-852, 2001.

MATESE, A.; TOSCANO, P.; DI GENNARO, S. F.; GENESIO, L.; VACCARI, F. P.; PRIMICERIO, J.; BELLI, C.; ZALDEI, A.; BIANCONI, R.; GIOLI, B. Intercomparison of UAV, aircraft and satellite remote sensing platforms for precision viticulture. *Remote Sensing*, v. 7, n. 3, p. 2971-2990, 2015.

MATOS, F. D. A.; KIRCHNER, F. F. Estimativa da floresta ombrófila densa de terra firme na Amazônia central com o satélite Ikonos II. *Floresta*, Curitiba, v. 38, n. 1, p. 157-171, 2008.

MCROBERTS, R. E.; STEHMAN, S. V.; LIKNES, G. C.; NÆSSET, E.; SANNIER, C.; WALTERS, B. F. The effects of imperfect reference data on remote sensing-assisted

estimators of land cover class proportions. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. 142, p. 292-300, 2018.

MCROBERTS, R.; TOMPPO, E. Remote sensing support for national forest inventories. *Remote Sensing of Environment*, v. 110, n. 4, p. 412–419, 2007. DOI: 10.1016/j.rse.2006.09.034.

MEDINA SOTOMAYOR, J. F. Determinação de biomassa aérea em florestas nativas num ambiente agrícola do Estado de São Paulo. 2013. 129 p. Tese (Doutor em Ciências) – Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”, Universidade de São Paulo, Piracicaba, 2013.

MENESES, V. A. B.; TÉLLEZ, J. M.; VELASQUEZ, D. F. A. Uso de drones para el análisis de imágenes multiespectrales en agricultura de precisión. @ limentech, Ciencia y Tecnología Alimentaria, v. 13, n. 1, p. 28-40, 2015.

MINANG, P. A.; NOORDWIJK, M. V.; DUGUMA, L. A.; ALEMAGI, D.; DO, T. H.; BERNARD, F.; AGUNG, P.; ROBIGLIO, V.; CATACUTAN, D.; ARMAS, A.; AGUAD, C. S.; FEUDJIO, M.; GALUDRA, G.; MARYANI, R.; WHITE, D.; WIDAYATI, A.; KAHURANI, E.; NAMIREMBE, S.; LEIMONA, B. REDD+ Readiness progress across countries: time for reconsideration. Climate policy, v. 14, n. 6, p. 685-708, 2014.

MITCHARD, E. T. The tropical forest carbon cycle and climate change. *Nature*, v. 559, n. 7715, p. 527-534, 2018.

MITCHARD, E. T.; SAATCHI, S. S.; BACCINI, A.; ASNER, G. P.; GOETZ, S. J.; HARRIS, N. L.; BROWN, S. Uncertainty in the spatial distribution of tropical forest biomass: a comparison of pan-tropical maps. *Carbon Balance Manag.*, v. 8, p. 10, 2013.

MOL, A. P. Carbon flows, financial markets and climate change mitigation. *Environmental Development*, v. 1, n. 1, p. 10-24, 2012.

MUKHERJEE, Anandarup; MISRA, Sudip; RAGHUWANSHI, Narendra Singh. A survey of unmanned aerial sensing solutions in precision agriculture. *Journal of Network and Computer Applications*, v. 148, p. 102461, 2019.

NÆSSET, E. Area-based inventory in Norway–from innovation to an operational reality. In: *Forestry applications of airborne laser scanning: concepts and case studies*. Dordrecht: Springer Netherlands, 2013. p. 215-240.

NÆSSET, E. Predicting forest stand characteristics with airborne scanning laser using a practical two-stage procedure and field data. *Remote Sensing of Environment*, v. 80, n. 1, p. 88–99, 2002. DOI: 10.1016/s0034-4257(01)00290-5.

NAVARRO, J. A.; ALGEET, N.; FERNÁNDEZ-LANDA, A.; ESTEBAN, J.; RODRÍGUEZ-NORIEGA, P.; GUILLÉN-CLIMENT, M. L. Integration of UAV, Sentinel-1, and Sentinel-2 data for mangrove plantation aboveground biomass monitoring in Senegal. **Remote Sensing**, v. 11, n. 1, p. 77, 2019.

NELSON, B. W.; MESQUITA, R.; PEREIRA, J. L.; DE SOUZA, S. G. A.; BATISTA, G. T.; COUTO, L. B. 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.

NELSON, B.W; KAPOS, V; ADAMS, J.B. Forest disturbance by large blowdowns in the Brazilian Amazon. Ecology, p. 853-858, 1994.

NICHOL, J.; LEE, C. M. Urban vegetation monitoring in Hong Kong using high resolution multispectral images. *International Journal of Remote Sensing*, v. 26, n. 5, p. 903-918, 2005.

NOBRE, C. A. Amazônia: fonte ou sumidouro de carbono? Em: *Causas e dinâmica do desmatamento na Amazônia*. Ministério do Meio Ambiente, p. 197-224, 2001.

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 allometric equations and adjustments to biomass from wood-volume inventories. **Forest Ecology and Management**, v. 256, n. 11, p. 1853-1867, 2008.

NUNES, S. do S. S. Estimativa de biomassa e carbono e indicadores para restauração de florestas secundárias em Paragominhas, Pará. 2011. 127 f. Dissertação (Mestrado em Recursos Florestais) - Escola Superior de Agricultura, Universidade de São Paulo, Piracicaba, 2011.

OLIVEIRA, R. C. A. de; RODE, R.; GAMA, J. R. V.; ALMEIDA, E. C. de. Equações volumétricas para *Couratari stellata* A. C. Smith (Tauari) na Floresta Nacional do Tapajós. *Nativa*, v. 5, n. 2, p. 138–144, 2017.

O'RIORDAN, T. COP 26 and sustainability science. *Environment: Science and Policy for Sustainable Development*, v. 64, n. 1, p. 2-3, 2022.

PANAGIOTIDIS, D.; ABDOLLAHNEJAD, A.; SUROVÝ, P.; CHITECULO, V. Determining tree height and crown diameter from high-resolution UAV imagery. *International Journal of Remote Sensing*, v. 38, n. 8-10, p. 2392-2410, 2017.

PANDIT, S.; TSUYUKI, S.; DUBE, T. Landscape-scale aboveground biomass estimation in buffer zone community forests of Central Nepal: Coupling in situ measurements with Landsat 8 Satellite Data. *Remote Sensing*, v. 10, n. 11, p. 1848, 2018.

PERDAN, S.; AZAPAGIC, A. Carbon trading: Current schemes and future developments. *Energy Policy*, v. 39, n. 10, p. 6040-6054, 2011.

PEREIRA, A. S. Do fundo ao Mecanismo: Gênese, características e perspectivas para o Mecanismo de Desenvolvimento Limpo; ao encontro ou de encontro à equidade?. Tese de mestrado do Programa de Planejamento Energético/COPPE/UFRJ, 2002. Disponível em: http://www.ppe.ufrj.br. Acesso em: 10 jan. 2023.

PHUA, M. H. et al. Synergistic use of Landsat 8 OLI image and airborne LiDAR data for above-ground biomass estimation in tropical lowland rainforests. *Forest Ecology and Management*, v. 406, p. 163-171, 2017.

PIEDADE, M. T. F.; SCHOENGART, J.; JUNK, W. J. Ecophysiology, biodiversity and sustainable management of Central Amazonian floodplain forests: a synthesis. In: JUNK, W. J. et al. (org.). Amazonian floodplain forests: ecophysiology, biodiversity and sustainable management. Dordrecht: Springer, p. 509–535, 2005.

PICARD, N.; SAINT-ANDRÉ, L.; HANRY, M. Manual for building tree volume and biomass allometric equations: from field measurement to prediction. Roma: FAO, 2012. 215 p.

PNUMA / OMC. *El Comercio y el Cambio Climático. Informe del Programa de las Naciones Unidas para el Medio Ambiente y de la Organización Mundial del Comercio.* 2009. ISBN: 978-92-870-3524-0.

POTAPOV, P.; POTAPOV, P.; LI, X.; HERNANDEZ-SERNA, A.; TYUKAVINA, A.; HANSEN, M. C.; KOMMAREDDY, A.; HOFTON, M. Mapping global forest canopy height through integration of GEDI and Landsat data. *Remote Sensing of Environment*, v. 253, p. 112165, 2021.

PRASVITA, D. S.; CHAHYATI, D.; ARYMURTHY, A. M. Automatic Detection of Oil Palm Growth Rate Status with YOLOv5. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, v. 14, n. 3, 2023.

PULITI, S.; ØRKA, H. O.; GOBAKKEN, T.; NÆSSET, E. Inventory of small forest areas using an unmanned aerial system. *Remote Sensing*, v. 7, n. 8, p. 9632-9654, 2015.

PULKKINEN, M., GINZLER, C., TRAUB, B., LANZ, A. Stereo-imagery-based post-stratification by regression-tree modelling in Swiss National Forest Inventory. *Remote Sensing of Environment*, v. 213, p. 182-194, 2018.

QIN, Yuanwei; XIAO, Xiangming; DONG, Jinwei; ZHOU, Yuting; WANG, Jie; DOUGHTY, Russell B.; CHEN, Ying; ZOU, Zhenhua; MOORE III, Berrien. Annual dynamics of forest areas in South America during 2007–2010 at 50-m spatial resolution. *Remote Sensing of Environment*, v. 201, p. 73–87, 2017. DOI: 10.1016/j.rse.2017.09.005.

QURESHI, A.; PARIVA, R. B.; HUSSAIN, S. A. A review of protocols used for assessment of carbon stock in forested landscapes. **Environmental Science & Policy**, Exeter, v. 16, p. 81-89, 2012.

RAI, P.; BANGELESA, F.; ABEL, D.; ZIEGLER, K.; HUANG, J., SCHAFFHAUSER, T.; PAETH, H. Extreme precipitation and temperature indices under future climate change in central Asia based on CORDEX-CORE. **Theoretical and Applied Climatology,** v. 155, n. 7, p. 6015-6039, 2024.

RAIHAN, A.; BEGUM, R. A.; MOHD SAID, M. N.; ABDULLAH, S. M. S. A review of emission reduction potential and cost savings through forest carbon sequestration. **Asian Journal of Water, Environment and Pollution,** v. 16, n. 3, p. 1-7, 2019.

RÉJOU-MÉCHAIN, M.; BARBIER, N.; COUTERON, P.; PLOTON, P.; VINCENT, G.; HEROLD, M.; PÉLISSIER, R. Upscaling forest biomass from field to satellite measurements: sources of errors and ways to reduce them. *Surveys in Geophysics*, v. 40, p. 881-911, 2019.

RENNER, R. M. Sequestro de carbono e a viabilização de novos reflorestamentos no Brasil. 2004. 147 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Florestal) - Universidade Federal do Paraná, Curitiba, 2004.

RIBEIRO, M. S. Os créditos de carbono e seus efeitos contábeis. Ribeirão Preto: USP, 2006. Tese (Livre docência apresentada à Faculdade de Economia), FEA, Universidade de São Paulo, 2006.

RODRÍGUEZ-VEIGA, P.; WHEELER, J.; LOUIS, V.; TANSEY, K.; BALZTER, H. Quantifying Forest Biomass Carbon Stocks From Space. **Current Forestry Reports**, v. 3, n. 1, p. 1–18, mar. 2017.

SAARELA, S.; SÖREN, H.; SEAN, P. H.; PAUL, L. P.; ZHIQIANG, Y.; HANS-ERIK, A.; RALPH, O. D.; WENLU, Q.; LAURA, I. D.; JOHN, D. A.; TERJE, G.; ERIK, N.; MAGNUS, E.; GÖRAN, S. Comparing frameworks for biomass prediction for the Global Ecosystem Dynamics Investigation. Remote Sensing of Environment, v. 278, p. 113074, 2022.

SAATCHI, S. S. et al. Benchmark map of forest carbon stocks in tropical regions across three continents. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, v. 108, n. 24, p. 9899-9904, 2011.

SAATCHI, S. S.; HARRIS, N. L.; BROWN, S.; LEFSKY, M.; MITCHARD, E. T.; SALAS, W.; MOREL, A. Distribution of aboveground live biomass in the Amazon basin. *Global Change Biology*, v. 13, n. 4, p. 816-837, 2007.

SADER, S. A.; WAIDE, R. B.; LAWRENCE, W. T.; JOYCE, A. T. Tropical forest biomass and successional age class relationships to a vegetation index derived from Landsat TM Data. *Remote Sensing of Environment*, New York, v. 28, p. 143-156, 1989.

SHIMADA, M; TADONO, T; OKAMURA. New global forest/non-forest maps from ALOS PALSAR data (2007–2010). *Remote Sensing of Environment*, v. 155, p. 13–31, 2014. DOI: 10.1016/j.rse.2014.04.007.

SALUNKHE, O.; KRARE, P. K.; KUMARI, R.; KHAN, M. L. A systematic review on the aboveground biomass and carbon stocks of Indian forest ecosystems. Ecological processes, v. 7, n. 1, p. 1-12, 2018.

SANDBERG, G.; ULANDER, L. M. H.; FRANSSON, J. E. S.; HOLMGREN, J. L-and P-bandI backscatter intensity for biomass retrieval in hemiboreal forest. Remote Sensing of Environment, v. 115, n. 11, p. 2874-2886, 2011.

SANTONI, G. *Landscape-scale spatial variability of carbon in live and dead biomass in the Tapajós National Forest, Brazil*. 2004. 56 f. Tese (Doutorado) – Harvard University, Cambridge, 2004.

SANQUETA, C. R.; BALBINOT, R. Metodologia para determinação de biomassa florestal. Em: *Simpósio Latino-Americano sobre fixação de carbono*. Fixação de carbono: atualidade, projetos e pesquisas, p. 77-93, 2004.

SHAO, Z.; CAI, J. Remote sensing image fusion with deep convolutional neural network. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, v. 11, n. 5, p. 1656-1669, 2018.

SHAPIRO, Samuel Sanford; WILK, Martin B. An analysis of variance test for normality (complete samples). Biometrika, v. 52, n. 3-4, p. 591-611, 1965.

SILVA, E. B. Estimativas de produtividade de biomassa lenhosa ao longo de gradientes ambientais em florestas alagáveis na Amazônia Central. Tese de Doutorado, Instituto Nacional de Pesquisas da Amazônia, 116 p., 2015.

SIMON, C.P. Emissão de gases de efeito estufa do solo em áreas de Blowdown na Amazônia Central. 2023. Tese de Doutorado. Universidade de São Paulo.

SMALL, C. Estimation of urban vegetation abundance by spectral mixture analysis. *International Journal of Remote Sensing*, v. 22, n. 7, p. 1305–1334, jan. 2001.

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. 26, n. 5, p. 533-539, 2002.

SOMOGYI, Z. et al. Indirect methods of large forest biomass estimation. *European Journal of Forest Research*, Berlin, v. 126, n. 2, p. 197-207, 2006.

STRECK, Charlotte. New partnerships in global environmental policy: The Clean Development Mechanism. *The Journal of Environment & Development*, v. 13, n. 3, p. 295-322, 2004.

SU, Y.; GUO, Q.; XUE, B.; HU, T.; ALVAREZ, O.; TAO, S.; FANG, J. Spatial distribution of forest aboveground biomass in China: Estimation through combination of spaceborne lidar, optical imagery, and forest inventory data. *Remote Sensing of Environment*, v. 173, p. 187-199, 2016.

SUN, W.; LIU, X. Review on carbon storage estimation of forest ecosystem and applications in China. *Forest Ecosystems*, v. 7, p. 1-14, 2020.

SYIFA, M.; PARK, S.-J.; LEE, C.-W. Detection of the Pine Wilt Disease Tree Candidates for Drone Remote Sensing Using Artificial Intelligence Techniques. *Engineering*, v. 6, n. 8, p. 919–926, ago. 2020.

TELLO, J. C. R.; M. I. NASCIMENTO. Caracterização fisionômica-florística e pedológica das comunidades vegetais da área verde do Campus da Universidade do Amazonas, Amazonas, Brasil. V Jornada de Iniciação Científica do Estado do Amazonas. 45 p.1996.

TELLO, J. C. R.; IRMÃO, M. N.; VIANA, A. L.; BEZERRA, S. A. S.; CASTRO, J. P. Composição florística e estrutura fitosociológica da flotresta ombrófila densa sub Montana (Platô) face à elaboração do plano de gestão ambiental da área verde do Campus da Universidade Federal do Amazonas. Revista Florestal Venezolana, Ano LXII, Vol. 52 (2):149-158. 2008.

TIAN, L.; WU, X.; TAO, Y.; LI, M.; QIAN, C.; LIAO, L.; FU, W. Review of remote sensing-based methods for forest aboveground biomass estimation: Progress, challenges, and prospects. Forests, v. 14, n. 6, p. 1086, 2023.

TORRES, Ramon; LIEBEL, Holger; MARIANI, Michele; THOURET, Sabine; VOGT, Patrick; BUONGIORNO, Alessandra; LEVRERO, Alessandro; VECI, Luis; FERNANDEZ, Victor; BIANCO, Luigi. GMES Sentinel-1 mission. *Remote Sensing of Environment*, v. 120, p. 9–24, 2012. DOI: 10.1016/j.rse.2011.05.028.

TUOMINEN, S. et al. Assessment of classifiers and remote sensing features of hyperspectral imagery and stereo-photogrammetric point clouds for recognition of tree species in a forest area of high species diversity. *Remote Sensing*, v. 10, n. 5, p. 714, 2018.

U.S. GEOLOGICAL SURVEY. Shuttle Radar Topography Mission (SRTM) 1 Arc-Second Global. Sioux Falls: USGS, 2000. Modelo Digital de Elevação com resolução de 30 metros. Disponível em: <https://earthexplorer.usgs.gov/>. Acesso em: 31 maio 2025.

UNCCS. *Climate action and support trends.* United Nations Climate Change Secretariat, 2019. Disponível em: https://unfccc.int/sites/default/files/resource/Climate_Action_Support_Trends_2019.pdf. Acesso em: 28 dez. 2023.

UNFCCC. *Kyoto Protocol to the United Nations Framework Convention on Climate Change.* 1997. Disponível em: https://unfccc.int/sites/default/files/resource/docs/cop3/l07a01.pdf. Acesso em: 28 dez. 2023.

WANG, B.; XU, G.; LI, P.; LI, Z.; ZHANG, Y.; CHENG, Y.; ZHANG, J. Vegetation dynamics and their relationships with climatic factors in the Qinling Mountains of China. *Ecological Indicators*, v. 108, p. 105719, 2020.

WATZLAWICK, L. F. KIRCHNER, F. F.; SANQUETTA, C. R. Estimativa de biomassa e carbono em floresta com araucária utilizando imagens do satélite IKONOS II. *Ciência Florestal*, v. 19, n. 2, p. 169-181, 2009.

WATZLAWICK, L. F.; KOEHLER, H. S. KIRCHNER, F. F. Estimativa de biomassa e carbono em plantios de Pinus taeda L. utilizando imagens do satélite IKONOS II. *Ciência e Natura*, Santa Maria, v. 28, n. 1, p. 45-69, jan./jun. 2006.

WHITE, J. C.; Wulder, M. A.; Hermosilla, T.; Coops, N. C.; Hobart, G. W. A nationwide annual characterization of 25 years of forest disturbance and recovery for Canada using Landsat time series. *Remote Sensing of Environment*, v. 194, p. 303-321, 2017.

WHITE, J. C.; TOMPALSKI, P.; COOPS, N. C.; WULDER, M. A. COMPARISON of airborne laser scanning and digital stereo imagery for characterizing forest canopy gaps in coastal temperate rainforests. *Remote Sensing of Environment*, v. 208, p. 1-14, 2018.

WHITE, J. C.; COOPS, N. C.; WULDER, M. A.; VASTARANTA, M.; HILKER, T.; TOMPALSKI, P. Remote sensing technologies for enhancing forest inventories: A review. *Canadian Journal of Remote Sensing*, v. 42, n. 5, p. 619-641, 2016.

WHITE, J. C.; WULDER, M. A.; VARHOLA, A.; VASTARANTA, M.; COOPS, N. C.; COOK, B. D.; WOODS, M. A best practices guide for generating forest inventory attributes from airborne laser scanning data using an area-based approach. CWFC Information Report FI-X-018, Canadian Forest Service, Pacific Forestry Centre: Victoria, BC, Canada, 2013. 38 p.

WU, Qiusheng. *segment-geospatial: A Python package for segmenting geospatial data with the Segment Anything Model (SAM)*. 2023. Disponível em: https://pypi.org/project/segment-geospatial/. Acesso em: 1 jun. 2025.

YADAV, P. K. et al. Assessing the performance of YOLOv5 algorithm for detecting volunteer cotton plants in corn fields at three different growth stages. *Artificial Intelligence in Agriculture*, v. 6, p. 292–303, 2022.

YUE, X. L.; GAO, Q. X. Contributions of natural systems and human activity to greenhouse gas emissions. *Advances in Climate Change Research*, v. 9, p. 243–252, 2018.

ZHANG, D.; LIU, J.; NI, W.; SUN, G.; ZHANG, Z.; LIU, Q.; WANG, Q. Estimation of Forest Leaf Area Index Using Height and Canopy Cover Information Extracted From Unmanned Aerial Vehicle Stereo Imagery. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, v. 12, n. 2, p. 471–481, fev. 2019.

ZHANG, L.; ZHANG, L. Artificial Intelligence for Remote Sensing Data Analysis: A review of challenges and opportunities. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine*, v. 10, n. 2, p. 270–294, jun. 2022.

ZHANG, Y.; CHEN, H. Y.; TAYLOR, A. R. Positive species diversity and above-ground biomass relationships are ubiquitous across forest strata despite interference from overstorey trees. *Functional Ecology*, v. 31, n. 2, p. 419-426, 2017.

ZHAO, Y.; WANG, X.; CHEN, F., LI, J.; WU, J.; SUN, Y.; LIU, H. Soil organic matter enhances aboveground biomass in alpine grassland under drought. *Geoderma*, v. 433, p. 116430, 2023.

ZHENG, D.; RADEMACHER, J.; CHEN, J.; CROW, T.; BRESEE, M.; MOINE, J. L.; RYU, S. R. Estimating aboveground biomass using Landsat 7 ETM+ data across a managed landscape in northern Wisconsin, USA. *Remote Sensing of Environment*, New York, v. 93, n. 3, p. 402-411, 2004.

ZHENG, G.; CHEN, J. M.; TIAN, Q. J.; JU, W. M.; XIA, X. Q. Combining remote sensing imagery and forest age inventory for biomass mapping. *Journal of Environmental Management*, v. 85, n. 3, p. 616-623, 2007.

ZHONG, Z. LI, J.; LUO, Z.; CHAPMAN, M. Spectral–Spatial Residual Network for Hyperspectral Image Classification: A 3-D Deep Learning Framework. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, v. 56, n. 2, p. 847–858, fev. 2018.

ZHOU, Q.; MA, L.; YU, B. Impacts of climate change on urban flooding: A review. Procedia Engineering, v. 186, p. 120-127, 2017.