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

VERIFICAÇÃO DE MÉTODOS E ALGORITMOS EM IMAGENS ADVINDAS DE ARP PARA EXTRAÇÃO DE PARÂMETROS ESTRUTURAIS E MORFOLÓGICOS PARA A QUANTIFICAÇÃO DE ÁRVORES E PARÂMETROS DE COPA, DOSSEL E CLAREIRAS

JULIE ALVES DA SILVA

MANAUS
2024

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

JULIE ALVES DA SILVA

VERIFICAÇÃO DE MÉTODOS E ALGORITMOS EM IMAGENS ADVINDAS DE ARP PARA EXTRAÇÃO DE PARÂMETROS ESTRUTURAIS E MORFOLÓGICOS PARA A QUANTIFICAÇÃO DE ÁRVORES E PARÂMETROS DE COPA, DOSSEL E CLAREIRAS

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

Orientador: Prof° Dr. André Luiz Alencar Mendonça

MANAUS
2024

Ficha Catalográfica

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

S586v Silva, Julie Alves da

Verificação de métodos e algoritmos em imagens advindas de ARP para a extração de parâmetros estruturais e morfológicos para a quantificação de árvores e parâmetros de copa, dossel e clareiras / Julie Alves da Silva. - 2024.

79 f. : il., color. ; 31 cm.

Orientador(a): André Luiz Alencar Mendonça.

Dissertação (mestrado) - Universidade Federal do Amazonas, Programa de Pós-Graduação em Ciências Florestais e Ambientais, Manaus, 2024.

1. UAV. 2. Inteligência Artificial. 3. Amazônia. 4. Aerofotogrametria. 5. Palmeiras. I. Mendonça, André Luiz Alencar. II. Universidade Federal do Amazonas. Programa de Pós-Graduação em Ciências Florestais e Ambientais. III. Título

---

JULIE ALVES DA SILVA

VERIFICAÇÃO DE MÉTODOS E ALGORITMOS EM IMAGENS ADVINDAS DE ARP PARA EXTRAÇÃO DE PARÂMETROS ESTRUTURAIS E MORFOLÓGICOS PARA A QUANTIFICAÇÃO DE ÁRVORES E PARÂMETROS DE COPA, DOSSEL E CLAREIRAS

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

Orientador: Prof° Dr. André Luiz Alencar Mendonça

Banca Examinadora:

_____

Prof° Dr. André Luiz Alencar Mendonça
Presidente/ PPGCIFA – UFAM

_____

Prof° Dra. Diuliana Leandro
Membro Externo / Ciências Geodésicas/UFPEL

_____

Prof° Dra. Fabiani das Dores Abati Miranda
Membro Externo / Ciências Geodésicas /UTFPR

Agradecimentos

À Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado do Amazonas (FAPEAM) pela bolsa de mestrado.

À Universidade Federal do Amazonas (UFAM), em especial ao Programa de Programa de Pós-graduação em Ciências Florestais e Ambientais (PPG-CIFA) pela oportunidade.

Ao Laboratório de Geotecnologias, por todo o suporte nesse período.

Aos meus pais, Lucimar e Washington, por serem meus grandes incentivadores e apoiadores nas minhas empreitadas de vida.

Ao meu filho Otto, minha grande força motriz.

Ao meu orientador, por todo o acolhimento e força durante todo o processo. Por acreditar mais em mim do que eu mesma, por muitas vezes.

A minha grande amiga Lauana, por ser essa fonte inesgotável de apoio e parceria.

As mulheres potentes que me cercam e me apoiam.

A mim, pela luta de fazer esse sonho se tornar realidade apesar de todas as adversidades que se apresentaram no caminho.

RESUMO

Silva, JA. Verificação de métodos e algoritmos em imagens advindas de ARP para a extração de parâmetros estruturais e morfológicos para a quantificação de árvores e parâmetros de copa, dossel e clareiras [dissertação] Manaus: Universidade Federal do Amazonas; 2024.

Aliar o uso de geotecnologias com monitoramento de florestas tem sido cada vez mais visado na área florestal, tendo em vista que buscar ferramentas que promovem a obtenção de resultados de alta qualidade, de modo rápido e não destrutivo é a forma mais sustentável de ampliar o monitoramento de florestas em larga escala na Amazônia. Posto isso, o uso de imagens advindas de Aeronaves Remotamente Pilotadas (ARP) aliado ao uso de algoritmos de inteligência artificial, tem se demonstrado promissor na identificação de fatores que indiquem mudanças nas florestas. Esta pesquisa tem como objetivo testar métodos e algoritmos em imagens advindas de ARP para extração de parâmetros estruturais e morfológicos no monitoramento de florestas nativas e avaliar a qualidade dos seus resultados. Para tal, foram realizados aerolevantamentos em duas áreas na Fazenda Experimental da Universidade Federal do Amazonas (FAEXP) que sofreram tratamentos silviculturais. A partir da geração das ortofotos e dos Modelos de Elevação Digital (MDEs) foram realizados 2 testes: (1) avaliação de quatro algoritmos de classificação (*CART, RandomForest, Mahalanobis e GradienteTreeBoost*) para a identificação automática de clareiras e (2) avaliação do algoritmo SAMGEO para a identificação automática de espécimes de palmeiras. A análise das ortofotos aliadas ao MDE permitiu uma melhor avaliação e obtenção de métricas da área estudada. Tal análise possibilitou avaliar métricas como perfil de dossel, área de copa e mudanças na composição florística. Além disso, essa análise conjunta gerou melhores respostas na identificação das clareiras. Os resultados das classificações das clareiras demonstraram que o algoritmo RandomForest é o mais indicado para identificação das clareiras em áreas de floresta. Quanto à identificação das palmeiras, o algoritmo SAMGEO demonstrou ser eficiente nas identificações das palmeiras, com um acerto de 87,96%. Entretanto, o mesmo apresenta limitações quanto à delimitação geométrica do indivíduo de palmeira. Esses resultados contribuem para a identificação e desenvolvimento de metodologias em sensoriamento remoto que melhorem a obtenção de métricas florestais nos produtos aerofotogramétricos.

PALAVRAS-CHAVE: UAV; Inteligência Artificial; Amazônia; Aerofotogrametria; Palmeiras.

ABSTRACT

Combining the use of geotechnologies with forest monitoring is increasingly sought after in the forestry sector, as the search for tools that can provide high quality results quickly and non-destructively is seen as the most sustainable way to expand the monitoring of large forests in the Amazon. However, the use of remotely piloted aircraft (RPA) imagery, combined with the application of artificial intelligence algorithms, has shown promise in identifying factors that indicate changes in forests. This research aims to test methods and algorithms on ARP images to extract structural and morphological parameters for native forest monitoring, and to evaluate the quality of the results. In order to achieve it, aerial surveys were carried out in two areas of the Experimental Farm of the Federal University of Amazonas (FAEXP) that had undergone silvicultural treatments. From the generation of orthophotos and digital elevation models (DEMs), 2 tests were carried out: (1) evaluation of four classification algorithms (CART, RandomForest, Mahalanobis and GradienteTreeBoost) for automatic identification of gaps and (2) evaluation of the SAMGEO algorithm for automatic identification of palm samples. The analysis of the orthophotos combined with the DEM allowed a better evaluation and obtaining of metrics for the studied area. This analysis made it possible to evaluate metrics such as canopy profile, canopy area and changes in floristic composition. Furthermore, this joint analysis provided better answers to the identification of gaps. The results of the gap classifications showed that the RandomForest algorithm was the most suitable for identifying gaps in forest areas. Regarding the identification of palm trees, the SAMGEO algorithm proved to be efficient in identifying palm trees with an accuracy of 87.96%. However, it has limitations in terms of geometric delineation of the individual palm tree. These results contribute to research knowledge about the identification and development of remote sensing methods to improve the extraction of forest metrics in aerial photogrammetric products.

KEYWORDS: UAV; Artificial Intelligence; Amazonia; aerial photogrammetry; palm trees.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1. Área de estudos. 24
Figura 2. Fluxo metodológico. 26
Figura 3. Pontos de controle instalados em campo. 28
Figura 4. ARP PHANTOM 4 Pro + (a) e Execução do voo planejado no aplicativo Pix4d planner (b). 29
Figura 5. Processo de georreferenciamento das imagens no QGIS. 31
Figura 6. Definição das clareiras. 33
Figura 7. Seção transversal de um dossel de floresta mostrando copas visíveis (polígonos brancos) e copas sombreadas (preto sólido). A linha de superfície é uma representação esquemática do modelo de superfície digital. (A) indica histórico de clareiras; (B): uma clareira no sub-dossel; (C): clareiras que se estendem por todos os estratos (C1 - clareira edáfica, C2 - clareira de desenvolvimento); e (D): ausência de clareira. 33
Figura 8. Planejamento (a) e execução do voo na área planejada no aplicativo Pix4d. 37
Figura 9. Exemplo da relação das coordenadas geográficas (Lat/Long) e Altitude dos pontos de controle localizados nas imagens advindas do aerolevantamento. 37
Figura 10. Exemplo de inserção de pontos de controle localizados nas imagens advindas do aerolevantamento no software AGISOFT METASHAPE. 38
Figura 11. Ortomosaicos originados por diferentes processamentos, referente ao voo realizado no mês de Abril na Área de Estudo 2. 39
Figura 12. Modelos Digitais de Elevação (DEM) originados por diferentes processamentos, referente ao voo realizado no mês de abril na Área de Estudo 2. 39
Figura 13. Ilustração de modelos digitais de elevação (DEM), que incluem um modelo digital de superfície (DSM) que segue o topo da copa da vegetação e um terreno digital modelo (DTM) que segue o terreno subjacente (painel superior), e um modelo de altura do dossel. 40
Figura 14. Modelo Digital de Terreno (DTM) E Modelo Digital de Elevação (DEM) originados no OpenDroneMap, referente ao voo realizado no mês de novembro/2021 na Área de Estudo 2. 41
Figura 15. Visualização (2D e 3D) do Modelo de Altura do Dossel (CHM), referente ao voo realizado no mês de novembro/2021 na Área de Estudo 2. 41
Figura 16. Exemplo de diferentes situações características de áreas florestadas encontradas na Área de estudo 2. 43
Figura 17. Comparação entre as imagens de entrada (a - setembro/2021, b- abril/2022) e o resultado do algoritmo MAD -c-. 45
Figura 18. Comparação entre as imagens de entrada (a - setembro/2021, b- abril/2022) e o resultado do algoritmo MAD -c-. 45
Figura 19. Indivíduos monitorados na área de estudo 1, no período de novembro/2021, abril/2022 e Maio/2023. 47
Figura 20. Segmentação da ortofoto pelos algoritmos GMeans (a) e SNIC (b). 49
Figura 21. Escolha das amostras de identificação dos objetos visualizados nas ortofotos, 50
Figura 22. Classificação da Ortofoto referente ao voo de Abril/2022 da Área de Estudo 02, realizada pelos algoritmos RandomForest (a), Mahalanobis (b), Gradiente Tree Boost (c) e CART (d). 50
Figura 23. Delimitação das verdades de campo nas Ortofotos dentro da amostra. 51
Figura 24. Exemplo de Erro de Comissão (EC) na classificação advinda do algoritmo Mahalanobis na Área de Estudo 01 (mês de abril/processamento ODM), onde: a) verdade de campo b) classificação poligonizada c) ortoimagem. 54

Figura 25. Exemplo de Erro de Omissão (EO) na classificação advinda do algoritmo CART na Área de Estudo 01 (mês de maio/processamento AGISOFT), onde: a) verdade de campo; b) classificação poligonizada; c) ortoimagem. 55
Figura 26. Comparação de erros de processamento visualizados no processamento AGISOFT (a) e no ODM (b) na Área de Estudo 02. 56
Figura 27. Máscaras geradas através da segmentação realizada pelo algoritmo SAMGEO na Área de Estudo 01. 57
Figura 28. Diferenças da segmentação realizada pelo algoritmo SAMGEO na Área de Estudo 02, nas imagens processadas pelo AGISOFT (a) e pelo ODM (b). 58

LISTA DE QUADROS

Quadro 1. Tabela dos softwares utilizados e suas respectivas finalidades. 25
Quadro 2. Relação das imagens classificadas. 51

LISTA DE GRÁFICOS

Gráfico 1. Incremento relacionado à altura dos indivíduos monitorados nos períodos de novembro/2021, abril/2022 e Maio/2023. 46
Gráfico 2. Área de copa dos indivíduos monitorados nos períodos de novembro/2021, abril/2022 e Maio/2023. 48
Gráfico 3. Média dos resultados do STEP GEOBIA referente a eficácia das classificações dos 4 algoritmos frente a verdade de campo. 52
Gráfico 4. Média dos resultados dos erros de omissão (EO) e comissão (EC) referente a eficácia das classificações dos 4 algoritmos frente a verdade de campo. 53

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO **11**

2. OBJETIVOS **14**

2.1 Geral 14

2.2 Específicos 14

3. REFERENCIAL TEÓRICO **15**

3.1 Inventário florestal e parâmetros associados ao monitoramento de florestas 15

3.2 Uso de UAV/ARP em florestas 16

3.3 Extração de dados de imagens provenientes de UAV/ARP 18

3.4 Processamento de imagens e Algoritmos de interesse 19

3.5 Algoritmos de segmentação e classificação de imagens 21

4. MATERIAIS E MÉTODOS **24**

4.1 Área de estudo 24

4.2 Materiais 25

4.3 Procedimentos metodológicos 26

4.3.1 Coleta dos dados fotogramétricos 27

4.3.1.1 Implantação de marcos de apoio básico e pontos de controle (GCP's) 27

4.3.1.2 Levantamento de voos com ARP multirotor 28

4.3.2 Processamento das imagens 29

4.3.3 Correspondência de histograma 32

4.3.4 Identificação de clareiras 31

4.3.5 Identificação das Palmeiras 33

4.3.6 Detecção de Alterações 31

4.3.7 Segmentação das imagens 34

4.3.8 Algoritmos de detecção automática 34

4.3.9 Extração de dados, quantificação e verdade de campo 31

4.3.10 Avaliação dos resultados 34

5. RESULTADOS E DISCUSSÃO **36**

5.1 Demonstrar métodos para desenvolvimento de mosaico, modelo de elevação e terreno e perfil de dossel em área florestada. 36

5.1.1 Ortomosaico e Modelos Digitais de Elevação (DEM) e Terreno (DTM) 36

5.1.2 Perfil de Dossel Florestal 40

5.1.3 Da análise das Ortofotos e Modelos Digitais 42
5.2 Testar métodos para identificação automática de clareiras a partir de imagens 49
5.2.1 Segmentação e classificação das ortofotos 49
5.2.2 Avaliação dos algoritmos classificadores 52
5.2.2.1 STEP GEOBIA 52
5.2.2.2 Erros de Comissão e Omissão 53
5.3 Testar métodos para identificação automática de espécimes de Palmeiras (Arecaceae) a partir da copa e quantificação de indivíduos desta família 57
5.4 Discutir potenciais questões para avaliação de geometrias nas imagens aerofotogramétricas no contexto florestal 59
6 CONSIDERAÇÕES FINAIS **61**
7 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS **62**
APÊNDICES **73**

1. INTRODUÇÃO

O Brasil é o segundo país com maior cobertura florestal do mundo (FAO, 2020), tendo sua principal concentração na região Amazônica. A floresta Amazônica abriga uma das maiores biodiversidades do mundo, possuindo um papel importante na regulação de vários processos físico-químicos que influenciam no ecossistema florestal (ARTAXO *et al*., 2014) como na conservação da qualidade solo (JOSHI; NEGI, 2011; ZIMMERMANN; ELSENBEER; DE MORAES, 2006), nos componentes do balanço hídrico que regulam o regime dos rios (SALAZAR *et al.*, 2018), como sumidouro de carbono (BARROS; FEARNSIDE, 2016), entre outros.

Posto isso, conhecer a flora no seu aspecto quantitativo é crucial para garantir a sua estabilidade e utilização de forma sustentada (LEITÃO *et al.*, 2003). A análise do aspecto quantitativo da floresta é realizada a partir dos dados advindos de inventários florestais. Péllico Netto e Brena (1997) descrevem o inventário florestal como "uma atividade que visa obter informações qualitativas e quantitativas dos recursos florestais existentes em uma área pré-especificada". A avaliação é feita, principalmente, a partir dos dados de vegetação que seguem dois principais parâmetros: fitofisionômicos e estruturais (CARNEIRO, 2010). A partir da análise conjunta desses parâmetros pode-se ter uma visão mais precisa da dinâmica florestal.

Segundo Bezerra *et al.* (2021), a dinâmica da floresta é representada em três fases: fase de clareira, fase de crescimento e fase de crescimento tardio. E para que se dê início a essa dinâmica é necessário que ocorra algum tipo de perturbação na floresta que altere seu equilíbrio. Fatores naturais estão relacionados a pequenas perturbações como a queda ou morte de árvores resultantes de tempestades de vento (MUSCOLO *et al*., 2014). Já fatores antrópicos estão ligados a perturbações maiores como incêndios florestais (HOLDSWORTH; UHL, 1998; SANTOS; MELO; COSTA, 2018), exploração madeireira (ROMA; ANDRADE, 2013), entre outros.

Nesse contexto, a definição de indicadores ambientais que possam identificar perturbações na floresta é de suma importância para que assim possam ser elaboradas medidas que ajudem na manutenção, preservação ou até mesmo recuperação dos habitats (SOUSA, 2021), e um dos indicadores mais visíveis de perturbação em ambientes de floresta são as clareiras (LIMA PERES *et al*., 2021).

As clareiras são espaços abertos dentro da floresta, que podem ocorrer por questões naturais ou antrópicas, que permitem a entrada de luz no solo da floresta e fazem com que espécies intolerantes ao sol morram, assim propiciam o surgimento de espécies pioneiras e crescimentos de outras (VIEIRA e HIGUCHI, 1990; CARVALHO, 1999; MACIEL *et al*., 2002). A abertura de clareiras promove mudanças em toda a estrutura da floresta, onde as mudanças nos níveis de luz desempenham papel importante na heterogeneidade da estrutura e composição da floresta (WHITMORE, 1989) devido à promoção do processo de sucessão florestal (CARVALHO, 1999).

A definição de indicadores visíveis que identifiquem mudanças nos estratos florestais, como as clareiras, permite com que sejam elaboradas métricas para avaliar e monitorar áreas florestadas. No contexto amazônico, considerando a sua grande extensão territorial, o indicador de clareira surge como uma métrica a qual podemos extrair computacionalmente, a qual se correlaciona com outras variáveis da floresta, a partir de uma metodologia para se fazer isso utilizando-se algoritmos inteligentes. O monitoramento florestal por sensoriamento remoto, utilizando imagens áreas obtidas a partir de Aeronaves Remotamente Pilotadas (ARP) tem se mostrado uma ferramenta vantajosa em comparação com medições tradicionais devido a sua eficiência, fácil operacionalização e baixo custo (BARROS; LEUZINGER, 2019; JIEQING; ZHONGKE; JINCHENG, 2017).

Quanto a utilização de aerofotogrametria em áreas florestadas, ela se justifica para tarefas costumeiras no trato florestal, como inventariar árvores, tornando o processo menos custoso. Trabalhos como Ferreira *et al.* (2020) e Schiefer *et al*. (2020) vem tentando realizar atividades de contagem de árvores a partir de produtos de sensoriamento remoto, bem como outros trabalhos como Li *et al*. (2020) vem trabalhando com algoritmos do tipo SfM no apoio a atividades de inventário florestal. A partir destes estudos, imagina-se que espécies de dossel possam ser imageadas e analisadas sob o ponto de vista morfométrico para ajudarem na identificação de fitofisionomias e para as próprias atividades de inventário por si só.

Para tal, tem-se testado metodologias baseadas em imagens de alta resolução advindas de ARP para monitoramento de florestas, a partir de métodos de extração de elementos das imagens - clareiras e árvores - utilizando-se algoritmos para segmentação e retirada automática e semiautomática de parâmetros estruturais e morfológicos (como o formato de copa e a cor das

folhas) a partir das imagens. O interesse se justifica não somente pela automatização, mas também pela eficiência na análise dos dados.

Diante disso, esse trabalho busca utilizar ferramentas, especialmente algoritmos livres de código-aberto, de maneira a identificar problemas comuns no uso de imagens de ARP de baixo custo com relação à extração de elementos da paisagem em áreas florestadas, especialmente com relação à possibilidade de mensuração de dimensões (geometrias) e de identificação de indivíduos. Visa-se com isso automatizar processos e identificar potenciais problemas na utilização deste tipo de tecnologia, em apoio às ações de inventário florestal (CUNHA, 2018; FIGUEIREDO; D'OLIVEIRA; FIGUEIREDO, 2016; ORFANÓ FIGUEIREDO; FIGUEIREDO; D'OLIVEIRA, 2018), quantificação de biomassa em pé (MESQUITA DA CUNHA *et al*., 2019) e reconhecimento de padrões em imagens de aerofotogrametria em florestas (GETZIN; NUSKE; WIEGAND, 2014).

Nesse contexto, para a identificação e quantificação a nível de espécie com o uso da ferramenta de ARP e os algoritmos de inteligência artificial, serão utilizados espécimes de Palmeiras, da família Arecaceae, estudos como o de Onishi *et al.* (2022) já demonstram sucesso na identificação individual da copa de espécies em áreas de floresta temperada e área de floresta plantada no Japão utilizando imagens de ARP, assim como o estudo feito por Miraki *et al*. (2022) que discriminaram árvores machos e fêmeas da espécie *Populus caspica* por meio de imagens de ARP com o uso de algoritmos do tipo SfM.

Os resultados deste trabalho irão aprimorar o conhecimento sobre o uso da fotogrametria por ARP no estudo do dossel de florestas tropicais. A realização desse estudo em áreas de floresta permitirá identificar quais parâmetros estruturais e morfológicos são mais responsivos aos algoritmos de inteligência artificial. Isso possibilitará a criação de um padrão para análises em maior escala das áreas de clareiras na Amazônia. Com isso, espera-se contribuir para um monitoramento mais eficaz dessas florestas, aproveitando as vantagens da fotogrametria por ARP, que oferece um excelente custo-benefício, dados de alta qualidade e flexibilidade operacional.

2. OBJETIVOS

2.1 Geral

Testar métodos e algoritmos em imagens advindas de ARP para extração de parâmetros estruturais e morfológicos no monitoramento de florestas nativas, avaliando a qualidade dos seus resultados.

2.2 Específicos

- ✓ Demonstrar métodos para desenvolvimento de mosaico, Modelo Digital de Elevação, Modelo Digital de Terreno e Modelo de Altura do Dossel em área florestada;
- ✓ Testar métodos para identificação automática de clareiras a partir de imagens;
- ✓ Testar métodos para identificação automática de espécimes de Palmeiras (Arecaceae) a partir da copa e quantificação de indivíduos desta família;
- ✓ Discutir potenciais questões para avaliação de geometrias nas imagens aerofotogramétricas no contexto florestal.

3. REFERENCIAL TEÓRICO

3.1 Inventário florestal e parâmetros associados ao monitoramento de florestas

O monitoramento de florestas é fundamental para elaboração de planejamentos que visam seu manejo de forma sustentável, corroborando para a criação de diretrizes e políticas para o ramo. Segundo Rodriguez (1998) baseado na Declaração de Santiago, o monitoramento consiste na "medição e avaliação periódica e sistemática da mudança em um indicador", sendo assim, a definição de indicadores é etapa crucial dentro do processo de monitoramento tendo em vista que a escolha de um bom indicador gerará resultados robustos para as avaliações.

Rodriguez (1998) em seu estudo também aborda a definição de indicador como sendo um parâmetro a ser mensurado por um determinado período que dependem do critério de avaliação e que demonstram a existência ou não de tendências. Gandara e Kageyama (1998) e Moraes *et al.* (2010) afirmam que um bom indicador deve ser de baixo custo, objetivo, sem ambiguidades, de fácil mensuração, disponível periodicamente, entre outros. Posto isso, a nível de indicadores florestais, uma das formas mais comuns de obtenção destes é por meio da realização de inventários florestais.

Os inventários florestais são a base dos estudos que avaliam as florestas e seus recursos, pois a partir deles podem ser medidas inúmeras métricas qualitativas e quantitativas da estrutura florestal, a depender da sua finalidade. Quanto à vegetação florestal, usualmente são coletados dois elementos em campo: Circunferência a Altura do Peito (CAP) e identificação botânica das espécies florestais. A mensuração da CAP é uma medição direta feita a 1,30 m do solo no indivíduo arbóreo que posteriormente é convertida para o Diâmetro a Altura do Peito (DAP), enquanto a identificação botânica é feita de forma indireta pois depende do conhecimento do parabotânico e da disponibilidade de características morfológicas que auxiliem na identificação em campo.

A partir desses dois elementos pode-se obter dois principais parâmetros relacionados à vegetação florestal: fitofisionômicos e estruturais (CARNEIRO, 2010). O parâmetro fitofisionômico se refere ao aspecto da vegetação, a disposição da sua copa, o formato do tronco, altura, cor da folhagem, entre outros. O parâmetro estrutural avalia a comunidade florestal, sua estrutura horizontal e vertical, baseados no conhecimento das espécies florestais. Posto isso, a fusão desses parâmetros permite conhecer o funcionamento do ecossistema

florestal e seus respectivos processos (SANTOS; FIGUEIREDO; FIGUEIREDO, 2020), podendo então estabelecer indicadores que possam avaliar qualquer mudança que ocorra.

A exemplo de indicador tem-se a análise dos parâmetros de copa, o qual é responsável pelo processo da fotossíntese e diretamente relacionado com a quantidade de material disponível para gerar incremento de biomassa (DIAS, 2009). Estudo realizado por Nutto *et al.* (2001) num povoamento de *Pinus elliottii* demonstrou que o comprimento da copa mostrou-se a variável mais indicada para determinar o espaço vital necessário para se obter um diâmetro desejado. Wink *et al.* (2012) avaliaram em seu estudo plantações de Eucalipto com diferentes idades e chegaram na conclusão de que há relação entre a área de alburno (com diâmetro a altura do peito) e a altura das árvores nos diferentes terços da copa.

Outro exemplo é a de espécies indicadoras, o qual relaciona determinadas espécies florestais a características de perturbação em áreas de floresta. Perturbações como a abertura de clareiras, seja por motivo antrópico ou natural, pode favorecer a manutenção repentina das espécies no estrato da floresta (WERNECK; FRANCESCHINELLI; TAMEIRÃO-NETO, 2000), principalmente as intolerantes à sombra, tendo em vista que tais carecem de grandes aberturas no dossel para o seu desenvolvimento (VIEIRA; HOSOKAWA, 1989).

Sendo assim, obter informações de qualidade das florestas a partir de parâmetros claros e objetivos é crucial para o sucesso do monitoramento e suas respectivas avaliações. No contexto de florestas tropicais, especificamente na Amazônia, ainda há grandes empecilhos para o monitoramento devido a sua vasta extensão territorial e difícil acesso que além de onerar o processo faz com que seja ainda mais demorado, portanto se faz necessário o desenvolvimento de capacidades que elevem o monitoramento das florestas.

3.2 Uso de ARP em florestas

O emprego de técnicas de sensoriamento remoto e de Sistemas de Informações Geográficas (SIG) tem sido cada vez mais utilizado como alternativa para o monitoramento de florestas, tendo em vista a velocidade e a periodicidade que os dados são disponibilizados com ampla cobertura de área (PAZ *et al*., 2021) sem a necessidade de utilizar métodos destrutivos para obter informações da vegetação (BELOTI *et al*., 2020).

Nesse contexto, o uso de Aeronaves Remotamente Pilotadas (ARPs), vulgarmente conhecidas como drone, tem-se demonstrado muito eficiente para o uso florestal devido ao seu baixo custo e praticidade na coleta de dados de alta intensidade (FIGUEIREDO; FIGUEIREDO, 2018; TANG; SHAO, 2015). A diversidade de sensores que as ARPs podem acoplar possibilitam a realização de inúmeros estudos em diversos segmentos no ramo florestal.

A nível de classificação de espécies arbóreas/florestais, Figueiredo *et al.* (2018) demonstraram sucesso no uso da ARP multirrotor modelo Phantom 4 Pro para inventariar palmáceas dentro de florestas de várzea e florestas de terra firme em ambientes 2D e 3D. Hu *et al.*, (2020) capturaram com eficácia a estrutura do dossel superior e as informações da superfície do terreno em locais de floresta a partir da ARP com o uso de scanner LiDAR. Wallace *et al*. (2012) também utilizaram a ARP com scanner LiDAR para avaliar a sua aplicação ao inventário florestal para determinar a precisão espacial das nuvens de pontos resultantes e a repetibilidade na medição da altura individual das árvores, localização e largura do dossel, onde chegaram à conclusão de que a ARP-LiDAR é uma plataforma adequada para a geração de nuvens de pontos de alta resolução para avaliar a estrutura da floresta no nível de árvore individual.

Na estimativa de parâmetros dendrométricos, Huang *et al.* (2019) analisaram alguns fatores vegetativos que podem afetar a precisão das estimativas de altura de árvores derivadas de imagens adquiridas por ARP e descobriram que a quantidade de folhas tem um efeito positivo na estimativa da altura, conforme a quantidade de folhas aumenta na estação de crescimento, o algoritmo SfM é capaz de detectar mais características das imagens de ARP e reconstruir mais nuvens de pontos do dossel, o que ajuda a melhorar a taxa de detecção da árvore e a diminuir o erro de estimativa de altura. Puliti *et al*. (2015) utilizou variáveis tridimensionais (3D) derivadas de imagens de ARP em combinação com dados de referência do solo para ajustar modelos lineares para altura média de Lorey (hL), altura dominante (hdom), número do tronco (N), área basal (G) e volume do caule (V), e os resultados revelaram que o uso de imagens advindas de ARP podem fornecer informações de inventário florestal relativamente precisas e oportunas em escala local.

No segmento de monitoramentos florestais, Carbonell-Rivera *et al*. (2021) obtiveram sucesso na demonstração da viabilidade do uso da fotogrametria aérea digital em veículos aéreos não tripulados (VANT) para o monitoramento periódico de espécies fluviais, os quais conduziram a partir de nuvens de pontos RGB fotogramétricas uma classificação de espécies

usando feições geométricas e espectrais para classificar as espécies predominantes de um trecho do rio Palancia (Espanha) aplicando o algoritmo *Random Forest*. Yuan *et al*. (2015) propuseram um método para monitorar incêndios florestais onde adotaram um modelo de cores para extrair pixels de fogo fazendo uso de recursos cromáticos de fogo a partir de imagens de ARP e tiveram êxito nos resultados experimentais na extração de pixels de fogo e na zona de fogo.

Em estudos sobre análise de clareiras em florestas por meio do uso de ARP, Hoi e Dung (2021) avaliaram as mudanças sazonais em florestas tropicais com altitude acima de 1000 m por meio da análise da porcentagem da abertura do dossel e do *Triangular Greenness Index* (TGI, do português Índice de Verde Triangular) da planta a partir de imagens de ARP com câmeras RGB. Bagaram *et al*. (2018) utilizaram a ARP para mapear as clareiras dentro da floresta a partir de um ortomosaico de alta resolução espacial (10 cm) e definiram métricas para avaliar a relação entre dossel e a estrutura e biodiversidade do povoamento florestal, tais obtiveram resultados que revelaram que pequenas aberturas na cobertura do dossel (75% menores que 7 m²) podem ser fielmente extraídas de imagens RGB de ARP, usando a banda vermelha e segmentação por divisão de contraste.

Posto isso, inúmeras são as possibilidades de aplicações com o uso de ARPs no setor florestal, pois muito do que já existe consolidado em ARPs para agricultura pode ser utilizado na silvicultura (TORRESAN *et al*., 2017). Torresan *et al.* (2017) ainda apontam que para que o uso de ARPs sejam amplamente aplicados é necessário que haja uma redução de custos e padronização de procedimentos, tendo em vista que ambos são preceitos para a replicabilidade e comparação dos resultados com o mundo todo.

3.3 Extração de dados de imagens provenientes de ARP

Segundo a Agência Nacional de Aviação Civil – ANAC, o termo Aeronave Remotamente Pilotada (ARP) denota um subgrupo de Veículo Aéreo Não Tripulado - VANT (em inglês, *Unmanned Aerial Vehicles - UAV*) destinado à operação remotamente pilotada. A obtenção de imagens advindas de ARPs é a etapa final de uma série de parâmetros definidos no planejamento da missão, o qual reflete na qualidade final das imagens e seus respectivos produtos.

Dentre os parâmetros de voos que devem ser previamente definidos tem-se: área da missão, altura, sobreposição, definição do modo parada ou modo cruzeiro, configurações do sensor utilizado, entre outros. Após definidos os parâmetros e a inserção de pontos de controle no solo (*Ground Control Points* - GCPs) com o uso de um sistema GNSS (*Global Navigation Satellite System*) para posterior georreferenciamento das imagens, pode-se ir a campo e coletar as imagens. Em sequência, a extração das imagens após os voos é feita em softwares e algoritmos específicos para imagens aerofotogramétricas e a escolha segue o critério de melhor resposta em relação aos parâmetros (critério do usuário).

Guerra-Hernández *et al.* (2018) avaliaram e compararam a aplicabilidade de nuvem de pontos de alta densidade derivadas de laser scanner aerotransportado (ALS) e ARP com câmera RGB para detectar e medir a altura de árvores individuais em plantações de *Eucalipto spp*. As imagens ARP foram obtidas em condições ótimas e não ótimas, todavia a geração de MDE só foi possível pelas imagens obtidas em condições ótimas (devido a incompletude da nuvem de pontos das imagens obtidas em condições não ótimas) e pela nuvem de pontos dos dados ALS. Na avaliação geral, o MDE originado pelos dados ARP superestimou a altura em comparação com o MDE advindo de dados ALS.

Neto *et al.* (2012) utilizaram fotografias aéreas para estimar a área das copas das árvores de ruas de Curitiba/PR testando a viabilidade do uso do SIG na mensuração de variáveis dos inventários florestais urbanos. A partir de ortofotos foram delineadas as copas das árvores nas ruas pelo fotointérprete, que delimitou o contorno e originaram um polígono representativo para as copas de cada árvore para assim obter a representação espacial das amostras.

Em resumo, inúmeras são as possibilidades de extração de dados a partir de imagens advindas de ARPs e a etapa de processamento e a escolha dos algoritmos são fundamentais para atingir o objetivo almejado.

3.4 Processamento de imagens e Algoritmos de interesse

Segundo Filho e Neto (1999), o processamento de imagens permite viabilizar inúmeras aplicações em duas categorias diversas: o “aprimoramento de informações pictóricas para interpretação humana e a análise automática por computador de informações extraídas de uma

cena". Esta etapa é parte importante na obtenção do resultado final, sua metodologia varia conforme o objetivo final que o usuário estabelecer.

Torres *et al.* (2020) avaliaram o uso de cinco métodos de aprendizado profundo de última geração para a segmentação semântica da identificação de espécies de árvores individuais em um contexto urbano usando imagens RGB derivadas de ARPs. Os algoritmos de segmentação de árvore avaliados foram: SegNet, U-Net, FC-DenseNet e as duas variantes do DeepLabv3 + relacionadas aos softwares Xception e MobileNetV2 e aplicaram a técnica de Campos Aleatórios Condicionais (CRFs) como uma etapa do pós-processamento para melhorar o resultado geral da segmentação. Os autores configuraram as redes e alteraram alguns de seus hiperparâmetros (como o número de camadas, operações por camada e o número e tamanho dos kernels) com o objetivo de ajustar cada rede ao software de destino. A segmentação final de toda a imagem era o mosaico de todas as correções resultantes da segmentação. Para avaliar a generalização dos modelos, foi aplicada uma validação cruzada de cinco vezes para cada método. Por fim, estabeleceram as métricas para avaliação dos algoritmos que foram três: Acurácia Total (AT), pontuação F1 (F1) e Intersecção Sobre União (IOU).

Feng *et al.* (2019) analisaram as influências das técnicas de processamento de imagens na fotogrametria totalmente automática de VANTs. Os autores descreveram o processamento automático de dados fotogramétricos baseados em 5 etapas: combinação de imagem, orientação de imagem, combinação densa, interpolação MDS, ortorretificação e ortomosaico. Posterior a obtenção desses dados, os autores avaliaram a influência de 3 fatores: aprimoramento de imagem na fotogrametria de ARP automática, redução da resolução na imagem, compressão da imagem e posteriormente compararam os resultados da correspondência de imagem e os resultados de reconstrução de superfície.

Kattenborn *et al*. (2019) testaram se uma abordagem de segmentação de Rede Neural Convolucional (do inglês, *Convolutional Neural Network – CNN*) U-net e os dados de treinamento derivados da interpretação visual permitem um mapeamento robusto e refinado de espécies de vegetação e comunidades em dados de ARP de alta resolução derivados de sensores RGB. A precisão da segmentação foi testada em comunidades de plantas herbáceas ao longo de um gradiente sucessional, em uma espécie de arbusto e em uma espécie florestal. A partir da ortoimagem de alta resolução e dos modelos de elevação digital (DEM) resultantes das imagens ARP, os autores criaram dados de referência espacialmente explícitos para cada classe-alvo por

interpretação visual e posteriormente usaram os dados de referência junto com a ortoimagem e DEMs para treinar a segmentação baseada em CNN de cada classe alvo (espécie de planta ou comunidade) usando o U-net. Por último, na fase de mapeamento, os modelos CNN treinados foram aplicados aos dados fotogramétricos usando blocos de imagens extraídos por uma grade regular. A saída de segmentação resultante foi mesclada para produzir um mapa espacialmente contínuo da classe de destino.

3.5 Algoritmos de segmentação e classificação de imagens

Antes da aplicação do algoritmo de classificação automática é necessário segmentar as imagens. A segmentação é uma operação que divide a imagem em regiões homogêneas por conjuntos de pixels que apresentam similaridades como, que então formam a base para agrupamento, classificação ou outros cálculos (PAUL, 2019), tornando assim imagem mais fácil de interpretar visualmente (BÖHNER; MCCLOY; STROBL, 2006). Neste estudo foram utilizados os algoritmos segmentadores GMeans, SNIC (*Simple Non-Iterative Clustering*) e o SAM (*Segment Anything Model*).

O *GMeans* é um algoritmo simples, proposto por Hamerly e Elkan (2004), que descobre um k apropriado usando um teste estatístico para decidir se deve dividir um centro k-means em dois centros, atuando de forma eficiente na descoberta do número correto de clusters e os locais dos centros de cluster genuínos.

O algoritmo segmentador SNIC (*Simple Non-Iterative Clustering*) descrito por Achanta e Susstrunk (2017) é baseado no *Simple Linear Iterative Clustering* (SLIC), o qual agrupa pixels sem o uso de interações de *kmeans*, onde cada superpixel resulta em um polígono. A grande vantagem deste algoritmo é que tal é mais rápido e consome menos memória (YANG *et al.*, 2021).

O SAM (*Segment Anything Model*) descrito por Kirillov *et al*. (2023), é um algoritmo segmentador de código aberto que oferece uma abordagem automatizada de segmentação com intervenção humana mínima, onde tal produz máscaras de objetos de alta qualidade a partir de imagens, sem a necessidade de objetos de treinamento para a segmentação dos objetos das imagens.

Diante o exposto, os polígonos resultantes das segmentações podem ser agrupados por uma classificação não supervisionada (análise de cluster k-médias), realizados com base nas estatísticas de grade de feições zonais para cada polígono (CONRAD *et al.*, 2015). Também podem ser objetos de classificações supervisionadas, onde o usuário aponta nos polígonos gerados, as classes associadas a cada um (SOLARI, 2017).

Quanto às classificações, os algoritmos de detecção automática aplicados em sensoriamento remoto servem para enfatizar áreas com mudanças bruscas em valores de pixels. Na prática permitem identificar potenciais mudanças no uso do solo, quando aplicados em imagens obtidas por sensores de características semelhantes, geometricamente corrigidas, com histogramas compatibilizados e máscaras adequadas (sem nuvens, por exemplo). Neste estudo foram testados 4 algoritmos: *CART (Classification and Regression Trees), RandomForest, Mahalanobis e Gradient Tree Boost*.

O *CART* é um método não-paramétrico que induz tanto árvores de classificação quanto árvores de regressão (SOTHE, 2014). Segundo Mola (1998) a metodologia *CART* são definidas por dois conceitos básicos: 1) a definição de uma função de impureza em cada nó (e, consequentemente, a definição do critério de divisão com base em uma medida de impureza) e 2) o processo de poda para definir árvores de tamanho honesto. O método apresenta uma particularidade de gerar árvores binárias, cuja leitura e interpretação é de fácil entendimento (CABETE; CARDOSO, 2006).

O algoritmo *RandomForest* é definido por Breiman (2001) como um classificador que consiste em uma coleção de classificadores estruturados em árvore onde os vetores aleatórios são distribuídos de forma idêntica e cada árvore lança um voto unitário para a classe mais popular na entrada. Saffari *et al*. (2009) abordam o algoritmo como altamente eficiente, com a produção de resultados de última geração.

O algoritmo *Mahalanobis* é um dos classificadores de distância mínima que avalia a correlação entre variáveis multidimensionais, sendo altamente sensível e eficaz na determinação da semelhança de um grupo de dados e na detecção de um dado desconhecido ou um outlier em um grande conjunto de dados (SU; LI, 2002).

O *Gradiente Tree Boost*, descrito por Friedman (2001), é um algoritmo de aprendizagem automática muito popular devido à sua eficiência, exatidão e interpretabilidade.

O algoritmo produz um modelo escalável e autêntico a partir de uma junção não linear de diferentes aprendizes fracos (ZULFIQAR *et al.,* 2021). O GTB é um modelo de conjunto de árvores de decisão, que são treinadas em sequência e a cada iteração, o algoritmo aprende as árvores de decisão através do ajuste dos gradientes negativos (KE *et al.,* 2017).

O uso desses algoritmos de classificação automática entram como grandes facilitadores e importantes geradores de dados que subsidiam um bom planejamento florestal, proporcionando insights valiosos e contribuindo para o desenvolvimento e pesquisas no setor florestal.

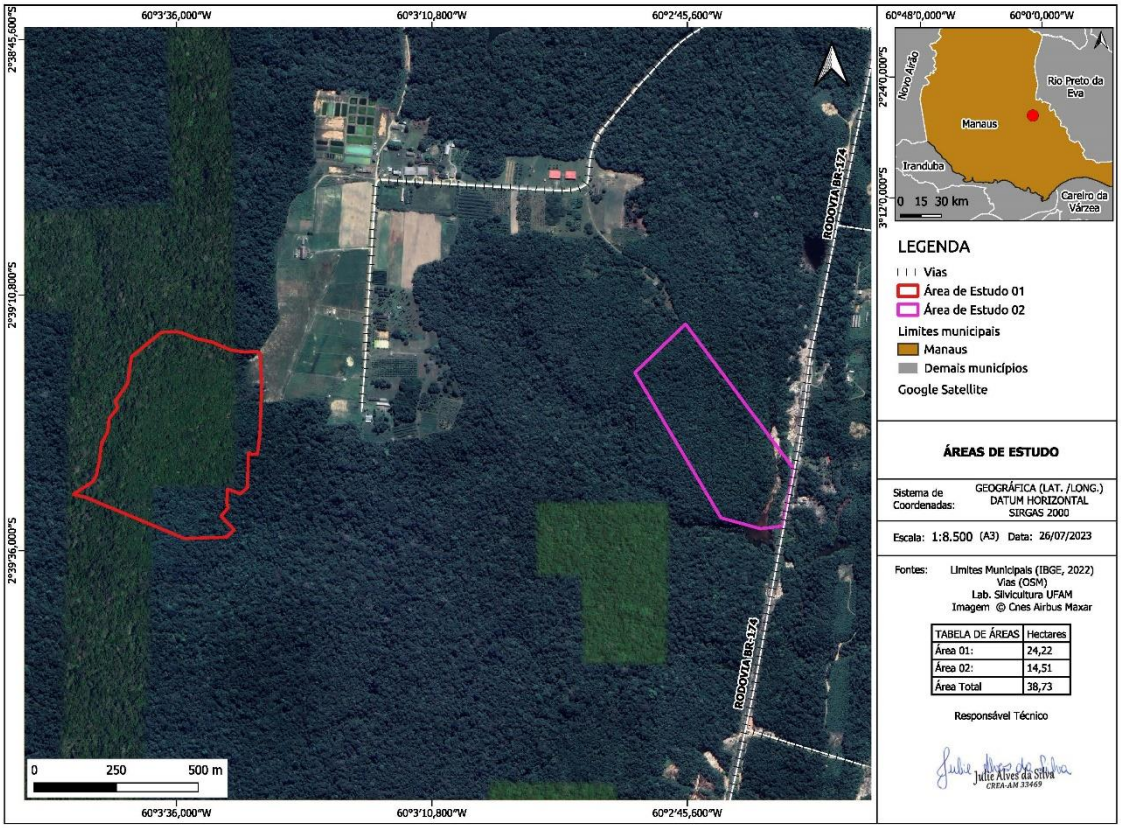
4. MATERIAIS E MÉTODOS

4.1 Área de estudo

A região do estudo encontra-se localizada na Fazenda Experimental da Universidade Federal do Amazonas - FAEXP (UFAM), situada no km 38 da Rodovia BR-174 no município de Manaus, Amazonas, Brasil. Foram escolhidas duas áreas para realização dos voos (Figura 1), onde a área de estudo 01 possui 24,22 hectares e a área de estudo 02 tem 14,51 hectares, totalizando 38,73 hectares de área estudada.

Visando o processo de identificação das clareiras e palmeiras, tais áreas foram escolhidas pois passam por manejo silvicultural desde 2016, realizados pelo Laboratório de Silvicultura da Universidade Federal do Amazonas. Essas passaram por refinamento do dossel no ano de 2016 (MODOLO, 2020), tratos silviculturais e plantio de enriquecimento realizados no estudo de Modolo *et al*. (2021) para avaliação do efeito da luz em mudas de árvores tropicais, sendo ideais para a avaliação das mudanças comportamentais tanto das clareiras quanto das palmeiras.

Figura 1. Área de estudos.



Fonte: elaborado pelo autor (2024).

As áreas de estudo são caracterizadas por uma floresta secundária com histórico de corte e queima (DOS SANTOS; MODOLO; FERREIRA, 2020; MODOLO; DOS SANTOS; FERREIRA, 2021). O clima é do tipo “Af”, na classificação de Köppen, quente e úmido, caracterizado como clima tropical chuvoso sem estação seca definida (ALVARES *et al*., 2013), com a variação de chuva anual variando de 2400 - 2800 mm e temperatura média anual é de 26,7ºC, apresentando valores médios para as máximas e mínimas de 31,2 ºC e 23,5 ºC (SOMBROEK, 2001).

4.2 Materiais

Para investigar os métodos e algoritmos para extração de parâmetros úteis no monitoramento de florestas foram escolhidos programas e plataformas preferencialmente livres, que são as seguintes:

Quadro 1. Tabela dos softwares utilizados e suas respectivas finalidades.

APLICAÇÃO	Finalidade
Google Earth Engine	Segmentação, extração de atributos e classificação
Google Colab	Segmentação
QGis versão 3.30	Geração e avaliação dos mapas
OpenDroneMap e Agisoft Metashape	Algoritmo SfM, Produção de ortomapas, modelos digitais de elevação e terreno

Fonte: elaborado pelo autor (2024).

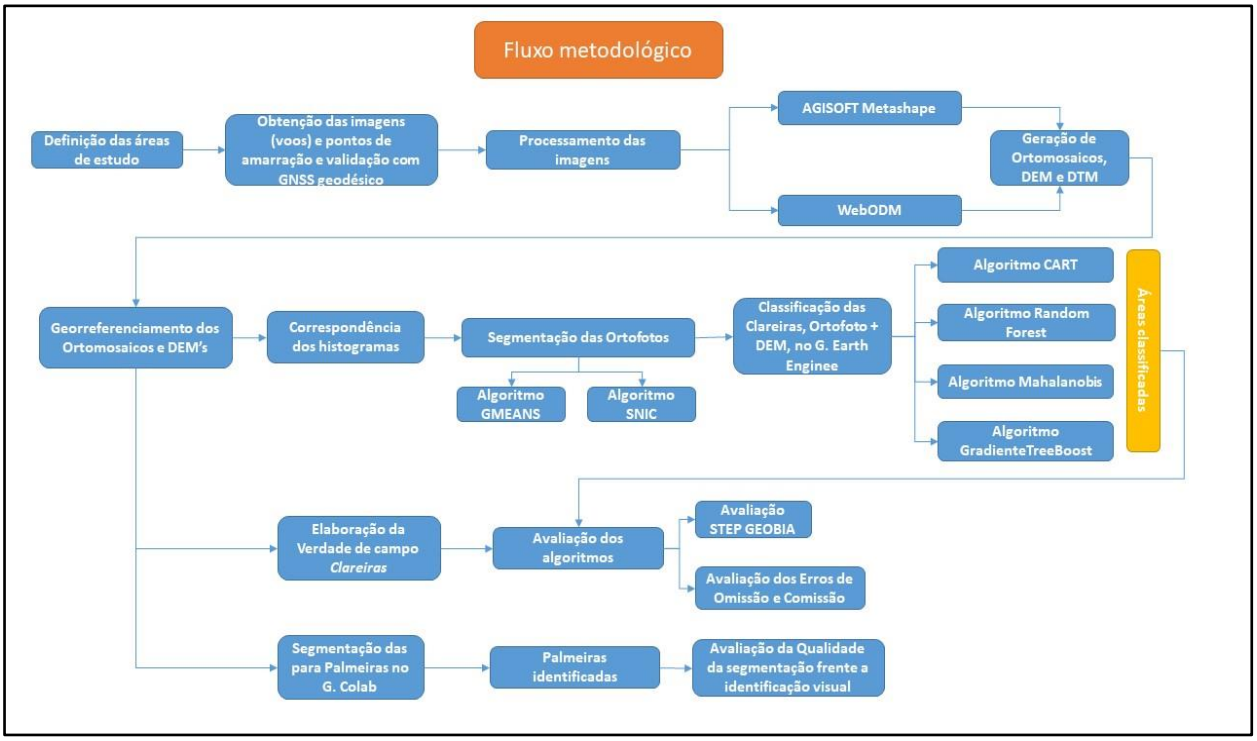
O mapeamento aerofotogramétrico foi realizado com o uso de uma Aeronave Remotamente Pilotada (ARP). O equipamento utilizado como ARP foi um PHANTOM 4 Pro + (Figura 4) e pontos de validação coletados com par GNSS Topcon HIPER II, pelo método relativo estático, com base implantada na própria FAEXP, a partir das estações de referência da RBMC em Manaus (IBGE,2021).

4.3 Procedimentos metodológicos

Para cada objetivo especificado foram indicadas resumidamente os procedimentos metodológicos na Figura 2. Importante ressaltar que a pesquisa constitui em uma investigação exploratória e que devido ao conhecimento técnico envolvido não serão construídos algoritmos para segmentação e classificação, mas sim testados métodos já implementados, variando técnicas derivadas da prática de reconhecimento de imagens com inteligência artificial até o uso de técnicas e dados de diferentes fontes combinados.

Portanto, serão testados algoritmos de classificação na plataforma do Google Earth Engine, com desempenho avaliado frente ao desenho manual (verdade de campo) realizado em escritório a partir do mosaico ortorretificado. O fluxo da metodologia é demonstrado na figura abaixo (também disponível via link https://abrir.link/kFNLv) :

Figura 2. Fluxo metodológico.



Fonte: elaborado pelo autor (2024).

4.3.1 Coleta dos dados fotogramétricos

4.3.1.1 Implantação de marcos de apoio básico e pontos de controle (GCP's)

Foi implantado um ponto de apoio para realização de compatibilização topográfica e controle de qualidade dos GCP`s aplicados ao levantamento aerofotogramétrico, utilizando método relativo estático (GNSS), conforme demonstrado na Figura 3. Os pontos de controle são etapa necessária para verificação do georreferenciamento e quanto a eles foram implantados entre 3 a 5 pontos de controle visíveis e resistentes a intempéries climáticas leves, pelo método relativo estático rápido, conforme demonstrado no Quadro 2.

Quadro 2. Quantidade de Pontos de Controle (GCPs) coletados por voo realizado.

Relação voos realizados/ Ponto de Controle (GCP)	
Área de Estudo 01	
Mês/Ano do Voo	**Quantidade de GCP's coletados**
nov/21	3
abr/22	4
mai/23	5
Área de Estudo 02	
Mês/Ano do Voo	**Quantidade de GCP's coletados**
set/21	3
nov/21	3
abr/22	4

Fonte: elaborado pelo autor (2024).

Os pontos foram distribuídos conforme haviam clareiras abertas o suficiente para a instalação de tais, considerando um mínimo de distanciamento de 100 metros. Tais pontos amarram o levantamento aerofotogramétrico à realidade do terreno, fazendo com que modelos altimétricos e casamento de imagens correspondam mais fielmente à realidade, pois fornecerem precisão horizontal e altimétrica em ordem de poucos centímetros (TRINDADE; NUNES, 2018).

No planejamento ideal deveriam ter sido instalados, no mínimo, 5 pontos de controle para o voo e mais 3 para avaliação. Todavia, apesar de se tratar de uma área de floresta de vegetação secundária e de ter passado por manejo silvicultural, como desbastes, não foi possível a instalação de mais pontos de controle por não haver clareiras abertas o suficiente para que os pontos fossem visíveis de forma indubitável nas imagens, além do fato que o alvo avaliado (floresta e árvores) dificultam a implantação de GCPS sem que haja algum tipo de modificação na paisagem local.

Figura 3. Pontos de controle instalados em campo.

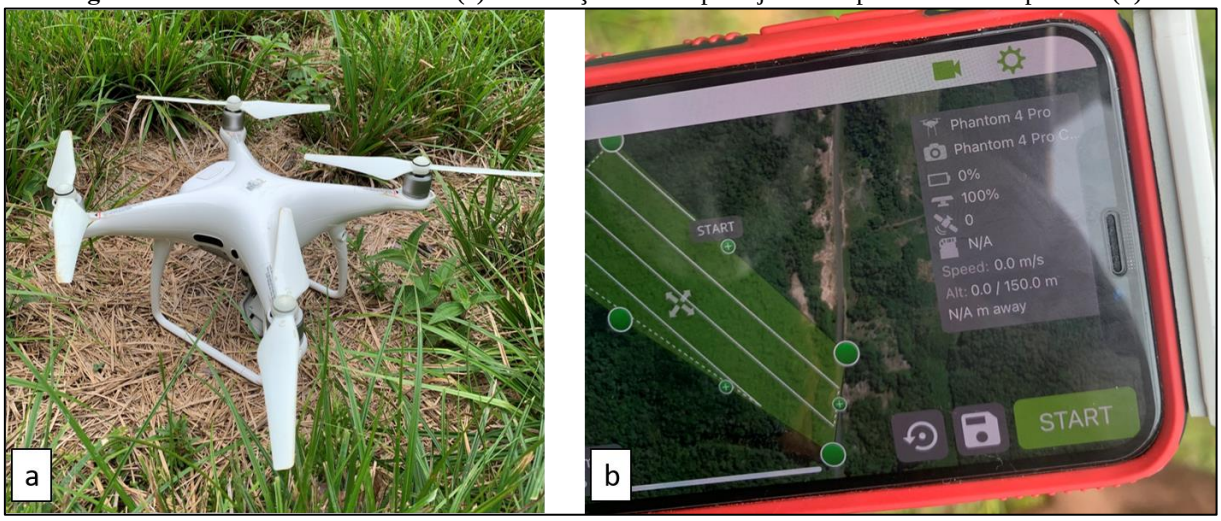
Fonte: elaborado pelo autor (2024).

4.3.1.2 Levantamento de voos com ARP multirotor

Foi realizado planejamento automático via software *Pix4d planner* (Figura 4), com a área sendo subdividida (Área de Estudo 1 e Área de Estudo 2, conforme demonstrado na Figura 1), para maior eficiência – também pela correta determinação de áreas de pouso e decolagem. Para a Área de Estudo 1 foram realizados 3 (três) voos nos meses de novembro/2021, abril/2022 e maio/2023. Na Área de Estudo 2 também foram feitos 3 (três) voos, todavia ocorreram nos meses de setembro e novembro/2021 e Abril/2022. A distribuição da realização dos aerolevantamentos considerou a avaliação da área a curto e longo prazo.

Os voos foram realizados aproximadamente a 150 m de altura do solo com 75% de sobreposição longitudinal e 70% de sobreposição lateral em relação ao chão.

Figura 4. ARP PHANTOM 4 Pro + (a) e Execução do voo planejado no aplicativo Pix4d planner (b).



Fonte: elaborado pelo autor (2024).

4.3.2 Processamento das imagens

Após a realização dos voos, o primeiro passo foi processar os pontos de controle no software Topcon Tools, onde foram inseridos a altitude da base e a altura de cada ponto de controle coletado. O software fornece o valor de cada coordenada dos pontos de controle na imagem bruta, valores esses que foram inseridos dentro das plataformas de processamento das imagens para obtenção de Ortofotomosaico e Modelo Digital de Elevação (MDE) utilizando o software AGISOFT Versão 1.8.5 build 15520 (AGISOFT LLC., St. Petersburgh, Rússia) e a versão online do *WebODM* (*WebODM Lightning*) ou *OpenDroneMap.*

O processamento das imagens no software *AGISOFT* ocorreu nas seguintes etapas:

1. Adição das ortoimagens;
2. Alinhamento das imagens (*Workflow - Align Photos*- Acurácia Média);
3. Inclusão dos Pontos de Controle (adicionar '*marker'*): adicionando as coordenadas geográficas advindas do GPS Geodésico;
4. *Build Dense Cloud* (Qualidade média): geração da nuvem de pontos;
5. *Build DEM*: geração do Modelo Digital de Elevação;
6. *Build Orthophomosaic*: geração do Ortomosaico/Ortofoto.

No *WebODM (OpenDroneMap)* o processamento ocorreu nas seguintes etapas:

1. Adição das ortoimagens e os GCPS (opcionais);
2. Início da tarefa;

3. Geração de um conjunto de dados, entre eles a Ortofoto, o Modelo Digital de Elevação (MDE) e o Modelo Digital de Superfície (MDS).

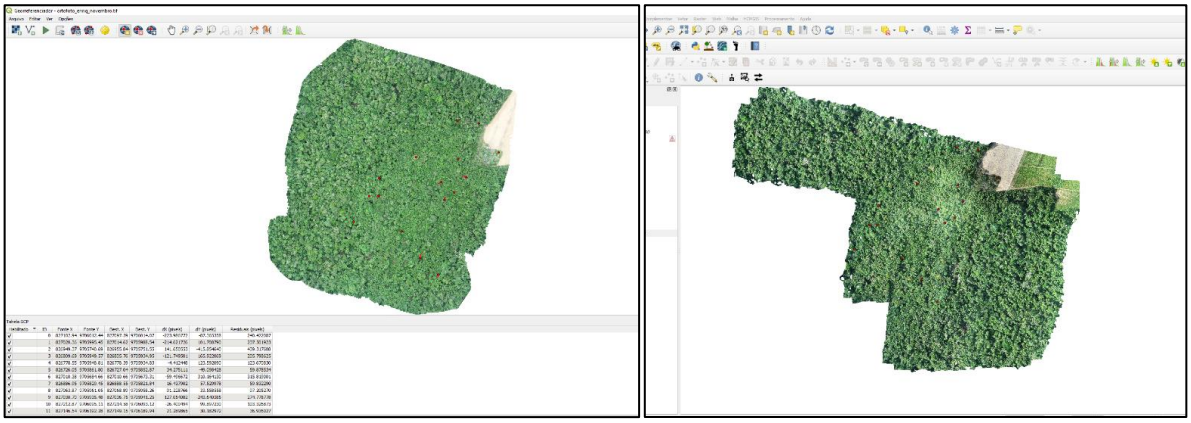
A partir da geração do Modelo Digital de Elevação e do Modelo Digital de Superfície (MDS), obteve-se o chamado Modelo de Altura do Dossel (em inglês, *Canopy Height Model* - CHM). O CHM fornece dados a respeito dos indivíduos arbóreos de um determinado local, e esse dado permite análises diversas sobre a floresta (como a respeito da biomassa, sequestro de carbono, estrutura florestal, entre outros). Essas informações contribuem com uma melhor percepção dos fatores abióticos da floresta (FRICKER *et al*., 2019), sendo de fundamental importância na tomada de decisões visando um planejamento florestal eficiente.

Os Modelos Digitais de Elevação e Superfície e os Ortomosaicos obtidos no processamento realizado tanto pelo AGISOFT quanto pelo *Web OpenDroneMap* (ODM) são baseados no método SfM (*Structure from Motion*), que consiste na reconstrução da estrutura 3D de suas projeções em uma série de imagens tiradas de diferentes pontos de vista.

A partir dos resultados do processamento, optou-se por propor o alinhamento e compatibilização geométrica dos ortofotomosaicos e MDEs a partir do último levantamento realizado (Área de Estudo 01 - Maio/2023/Área de Estudo 02 - Abril/2022) no software QGIS, uma vez que se realizou neste levantamento maior quantidade de pontos de controle. Notou-se que há menos distorções nas imagens contempladas com mais pontos de controle (como arrastos, borrões e falta de pixel), isso se explica pelo fato de que em áreas não contempladas por pontos de controle, o processamento das imagens pode exigir mais esforço e recursos para garantir que as informações sejam corretamente extraídas e interpretadas.

O procedimento da correção geométrica ou compatibilização geométrica (Figura 5), consiste na seleção de pontos homólogos entre a imagem escolhida para ser compatibilizada e a imagem de referência, com o método de reamostragem ‘vizinho mais próximo’. Após a imagem corrigida, a mesma foi recortada conforme a área de estudo delimitada (Área de estudo 01 e 02), em seguida foram alinhadas, o que significa, segundo QGIS project (2020): reprojetar para o mesmo SRC, reamostrar para o mesmo tamanho de célula e deslocamento na grade, juntar com a região de interesse e redimensionar valores quando necessário. Este procedimento garante que as imagens estão adequadamente sobrepostas, considerando sua resolução espacial.

Figura 5. Processo de compatibilização geométrica das imagens no QGIS.



Fonte: elaborado pelo autor (2024).

4.3.3 Detecção de Alterações

Segundo Singh (1989), a detecção de mudanças é o processo de discriminar objetos observando-os em momentos distintos. Essa informação é útil para diversas aplicações no setor florestal, seja como no monitoramento do desmatamento (DE BEM *et al.*, 2020), incêndios florestais (MANTRIPRAGADA; GIANNOTTI; QUINTANILHA, 2014), mudanças na estrutura florestal (NORI *et al*., 2008), degradação florestal, impactos de blowdown (derrubada) na floresta (CUSHMAN *et al*., 2021), entre outros.

Nesse contexto, este estudo utilizou o algoritmo MAD (Multivariate Alteration Detector) (NIELSEN; CONRADSEN, 1997). Este algoritmo detecta a diferença das variáveis canônicas de dois conjuntos de dados multivariados em ordem inversa (NIELSEN; CONRADSEN; SIMPSON, 1998). Para o estudo, o algoritmo foi utilizado visando a detecção de mudanças relacionadas à abertura de clareiras e mudanças fenológicas nos indivíduos arbóreos.

4.3.4 Extração de dados, quantificação e verdade de campo

Para a extração das variáveis área de copa e altura, foi utilizado como base a Ortofoto e o MDE obtidos através dos processamentos. Para a obtenção da área de copa, estas foram delimitadas manualmente a partir das ortofotos no software QGIS, e posteriormente foi extraído o centróide de cada polígono gerado.

A obtenção da altura ocorreu em dois passos: primeiramente foi coletado o valor da elevação a partir do MDE no ponto do centróide de cada polígono gerado para as áreas de copa.

Em um segundo momento, foi definido o valor de elevação do local identificado como a cota mais baixa da elevação local. Posto isso, foi subtraído um pelo outro, gerando o valor da altura do indivíduo analisado.

A delimitação e quantificação da verdade de campo foi realizada após a classificação das imagens com os quatro algoritmos, onde foram delimitadas as clareiras e as palmeiras. A delimitação foi realizada a partir de interpretação visual das ortoimagens, onde as clareiras foram delimitadas conforme demonstrado no item 4.3.4.

4.3.5 Correspondência de histograma

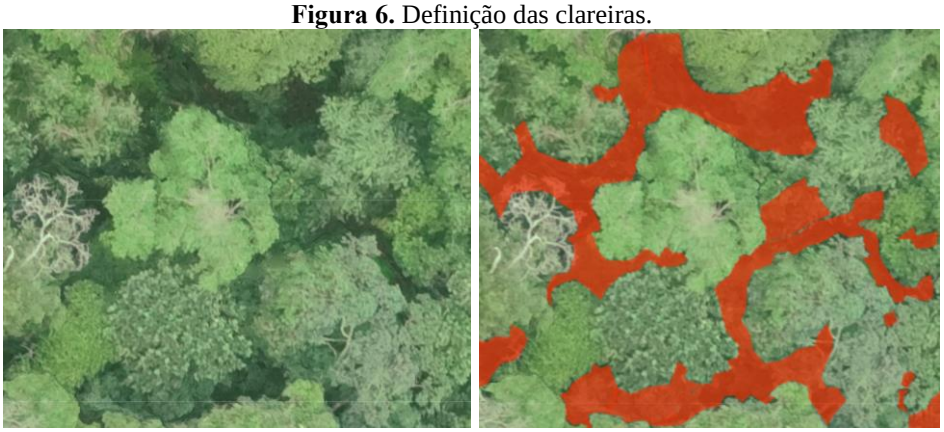
Devido a iluminação insuficiente em algumas imagens processadas, resultando em coloração contrastante entre elas, foi realizado o processo de correspondência de histograma visando evitar uma discrepância e possíveis erros na hora de segmentar e classificar, tornando semelhantes os histogramas das imagens (LANGHI; TOMMASELLI, 2008). Tal processo foi realizado dentro da plataforma do Google Earth Enginee.

4.3.6 Identificação de clareiras

O processo de identificação das clareiras foi realizado em duas partes: a primeira consiste na classificação das imagens por meio dos algoritmos de classificação, para a futura extração dos dados pertinentes as clareiras, realizado no Google Earth Enginee; a segunda parte consiste na análise desses dados extraídos para avaliar a eficiência dos algoritmos classificadores, etapa esta feita no software QGIS.

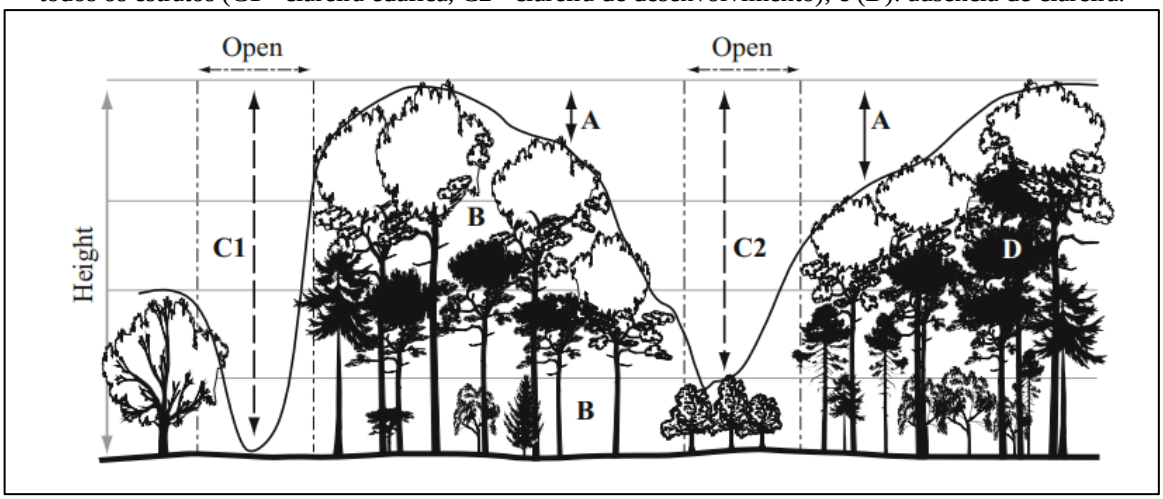
A identificação e delimitação das clareiras foram realizadas em escala de 1:100, tendo como base dois padrões seguindo o descrito por St-Onge *et al.* (2014), conforme demonstrado na Figura 7: 1) visualização de aberturas dentro de um dossel contínuo onde não há a presença de árvores, podendo se apresentar como um conjunto de pixels pretos ou visualização do próprio solo exposto e 2) visualização de aberturas dentro de um dossel contínuo onde há a presença de árvores muito mais baixas que seus vizinhos imediatos, se apresentando nas imagens com uma coloração de pixel verde mais escuros, limiar ao preto (Figura 06).

Figura 6. Definição das clareiras.



Fonte: elaborado pelo autor (2024).

Figura 7. Seção transversal de um dossel de floresta mostrando copas visíveis (polígonos brancos) e copas sombreadas (preto sólido). A linha de superfície é uma representação esquemática do modelo de superfície digital. (A) indica histórico de clareiras; (B): uma clareira no sub-dossel; (C): clareiras que se estendem por todos os estratos (C1 - clareira edáfica, C2 - clareira de desenvolvimento); e (D): ausência de clareira.



Fonte: St-Onge et al (2014).

4.3.7 Identificação das Palmeiras

Por se tratar de áreas com pouca presença de indivíduos de palmeiras, para a identificação destes foram delimitadas 3 amostras de áreas de 50 m² para a Área de Estudo 01 e 4 amostras de áreas de 50 m² para a Área de Estudo 02. O processo de identificação das palmeiras foi por meio do pacote SAMGEO, dentro da plataforma Google Colab, que utiliza o segmentador SAM (*Segment Anything Model*) (KIRILLOV *et al*., 2023).

Desenvolvido pela Meta AI, o algoritmo SAM segmenta com precisão objetos dentro das imagens sem a necessidade de amostras de treinamento (PARULEKAR; SINGH; RAMIYA, 2024).

4.3.8 Segmentação das imagens

Neste estudo foi utilizado o segmentador *GMeans* (HAMERLY; ELKAN, 2004) e *SNIC* (*Simple Non-Iterative Clustering*) (ACHANTA; SÜSSTRUNK, 2017) na plataforma do Google Earth Engine no processo de identificação das clareiras, e o segmentador SAM (*Segment Anything Model*) (KIRILLOV *et al*., 2023) no Google Colab para a identificação das palmeiras.

4.3.9 Algoritmos de detecção automática

Para este estudo foram escolhidos algoritmos com o critério de ser software livre para poder realizar comparações automáticas. Foram testados 4 algoritmos: *CART (Classification and Regression Trees), RandomForest, Mahalanobis e Gradiente Tree Boost*.

4.3.10 Avaliação dos resultados

Para avaliar o desempenho dos algoritmos quanto à identificação da classe de clareiras, foram realizadas comparações com as áreas elaboradas manualmente (verdade de campo) frente aos objetos identificados através das classificações dos algoritmos. Para cada algoritmo de detecção automática testado foram utilizadas como medidas de avaliação as seguintes métricas: STEP GEOBIA e Erros de Comissão (EC) e Omissão (EO).

1) Erros de Omissão (EO) e Comissão (EC)

Segundo Ferreira, Dantas & Moraes (2007), o erro de omissão é uma descrição imperfeita de uma classe, pois demonstra quando não houve a identificação de um objeto a classe à qual pertence, sendo assim referenciado como a acurácia do produtor. Já o erro de comissão é uma descrição desmedida da classe, onde indica a incorporação de áreas que não pertencem a classe na realidade, sendo referenciada como acurácia do usuário.

2) STEP GEOBIA

O artigo elaborado por Lizarazo (2014) propõe um procedimento de quatro etapas para avaliar a precisão da análise baseada em objetos, que consistem na avaliação da: 1) similaridade de forma; 2) similaridade temática; 3) similaridade de borda e 4) similaridade de posição.

- Similaridade de forma (S): avalia a forma geométrica por meio da comparação de um objeto classificado com a do objeto de referência correspondente. Os valores de S variam entre 0 e 1. Um objeto classificado que corresponda à forma do objeto de referência tem um valor de 1,0.
- Similaridade temática (T): avalia quão bem os objetos classificados representam categorias atribuídas a objetos de referência. Os valores de T variam entre 0 e 1. Quanto maior a correspondência do objeto ao tema, maior o seu valor.
- Similaridade de borda (E): avalia as bordas das formas geométricas a partir do cálculo da porcentagem do limite do objeto de referência coincidente com o limite do objeto classificado. Os valores de E variam entre 0 e 1. Um objeto classificado com um limite coincidente tem um valor de 1,0.
- Similaridade de posição (P): avalia a posição centróide de objetos classificados com os de referência. Os valores de P variam entre 0 e 1. Um objeto classificado com uma posição prevista corretamente tem um valor de 1,0.

5. RESULTADOS E DISCUSSÃO

5.1 Demonstrar métodos para desenvolvimento de mosaico, modelo de elevação e terreno e perfil de dossel em área florestada.

5.1.1 Ortomosaico e Modelos Digitais de Elevação (MDE) e Terreno (MDT)

Para obtenção dos produtos aerofotogramétricos com foco no monitoramento de áreas florestadas, há que se considerar o conjunto de práticas de campo que envolvem o planejamento de campo e de voos e a execução do processamento em escritório, que engloba o uso de aplicativos específicos para processamento GNSS e para o processamento de imagens utilizando o método *SfM*. Este método inclui como aspectos: o alinhamento de imagens pelo cálculo da posição das câmeras e a orientação usando a detecção de pontos e correspondência destes pontos em imagens sobrepostas, e a geração de nuvem de pontos usando os mapas de profundidade calculadas a partir da correspondência pelos pares estereográficos.

Para as áreas de estudo deste trabalho foram gerados primeiramente pontos de apoio em campo que subsidiaram o apoio geométrico dos modelos ortomosaicos gerados. A partir de ponto base instalado em um raio de até 3km da floresta, foi possível incorporar pontos de controle em clareiras (Figura 03) para tornar possível a compatibilização entre imagens da mesma área. Dada a dificuldade de distribuir de forma igualitária os pontos pela ausência de clareiras artificiais ou naturais que permitissem a instalação de pontos de controle de forma homogênea, as imagens passaram na sequência por casamento e alinhamento manuais, utilizando-se o processo de georreferenciamento no QGIS.

Na fase de processamento das imagens são gerados dois produtos, o Ortomosaico e o Modelo Digital de Elevação, tendo como entrada as fotos aéreas em formato JPG correspondendo cada a uma área média de 9643 x 9691 pixels, com tamanho de pixel aproximado de 3cm no tamanho do solo, por conta da relação entre altura de voo e distância focal (BERTEŠKA; RUZGIENĖ, 2013) (Figura 8).

Figura 8. Planejamento (a) e execução do voo na área planejada no aplicativo Pix4d.

Fonte: elaborado pelo autor (2024).

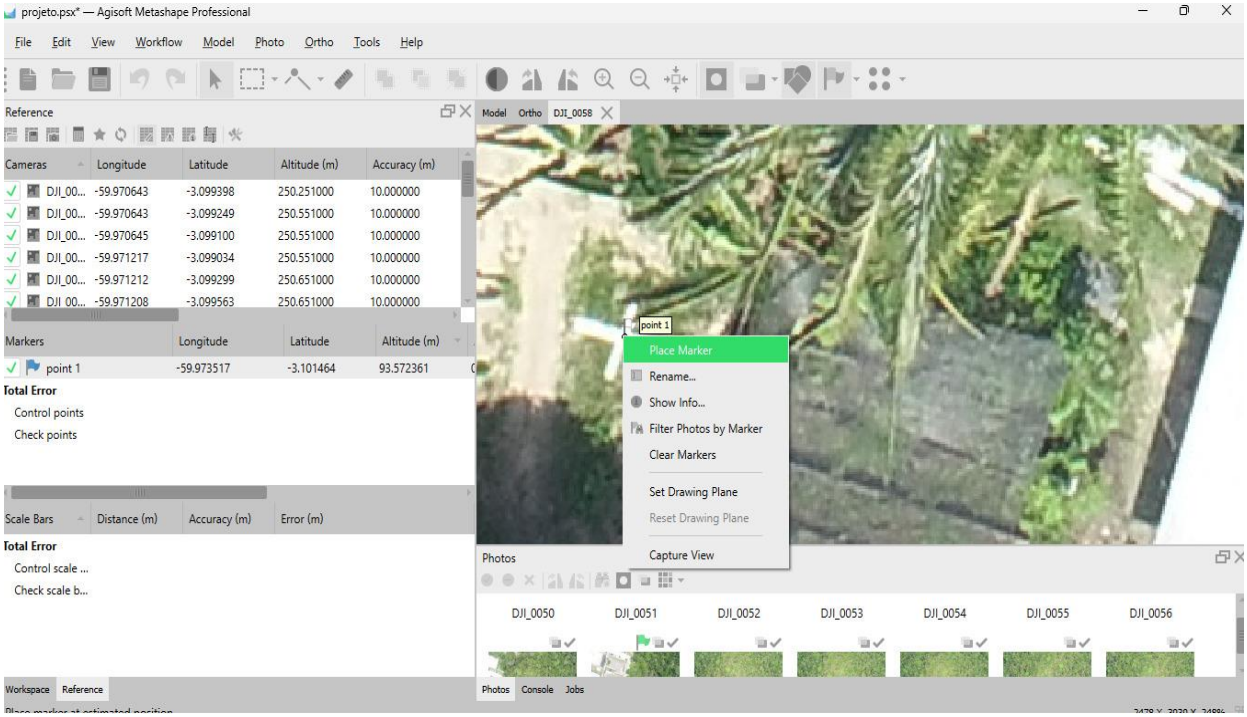
Nos dois aplicativos utilizados para processamento - WEBODM e AGISOFT METASHAPE - é possível inserir as informações das coordenadas de cada ponto de controle e localizá-la na imagem, seja por arquivo de texto com coordenadas de imagem e geodésicas, onde cada linha é a relação das coordenadas (latitude/longitude) e altitude com as coordenadas brutas em cada imagem em formato JPG (Figura 9), seja indicando manualmente na interface a localização de cada ponto em cada imagem bruta (Figura 10).

Figura 9. Exemplo da relação das coordenadas geográficas (Lat/Long) e Altitude dos pontos de controle localizados nas imagens advindas do aerolevantamento.

```
P4x P4y P4z 5253 446 DJI_0386.jpg
P4x P4y P4z 5330 1321 DJI_0387.jpg
P4x P4y P4z 5391 2133 DJI_0388.jpg
P4x P4y P4z 5449 3102 DJI_0389.jpg
P3x P3y P3z 2736 410 DJI_0412.jpg
P3x P3y P3z 2717 1190 DJI_0413.jpg
P3x P3y P3z 2676 2019 DJI_0414.jpg
P3x P3y P3z 2634 2924 DJI_0415.jpg
P3x P3y P3z 2226 3589 DJI_0417.jpg
P3x P3y P3z 1597 2485 DJI_0418.jpg
P3x P3y P3z 1529 3096 DJI_0419.jpg
P3x P3y P3z 605 2233  DJI_0422.jpg
P3x P3y P3z 1054 1482 DJI_0423.jpg
P3x P3y P3z 947 2156 DJI_0424.jpg
P3x P3y P3z 753 3101 DJI_0425.jpg
P2x P2y P2z 2107 846 DJI_0448.jpg
P2x P2y P2z 4393 1754 DJI_0449.jpg
P2x P2y P2z 4456 2394 DJI_0450.jpg
P2x P2y P2z 4421 3228 DJI_0451.jpg
P2x P2y P2z 2966 181 DJI_0465.jpg
P2x P2y P2z 2943 911 DJI_0466.jpg
```

Fonte: elaborado pelo autor (2024).

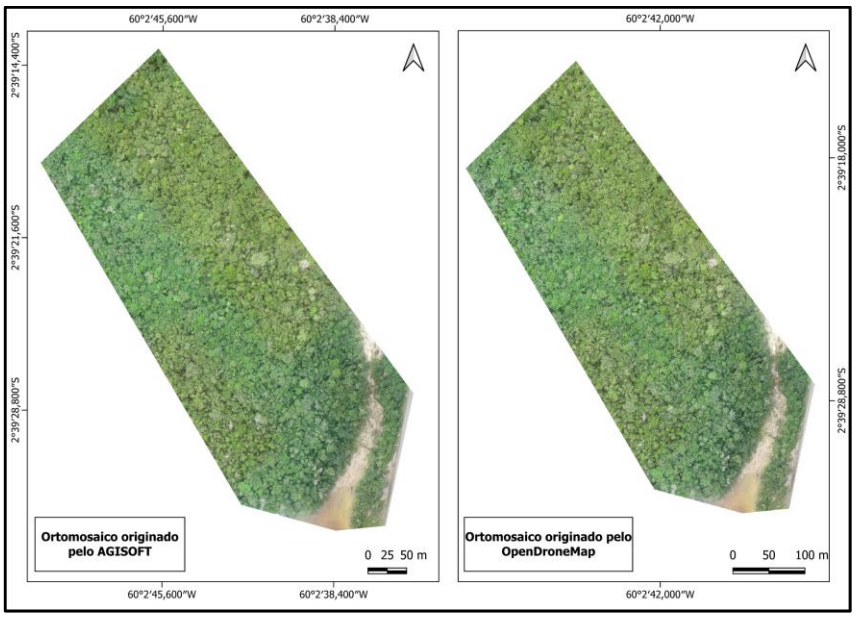
Figura 10. Exemplo de inserção de pontos de controle localizados nas imagens advindas do aerolevantamento no software AGISOFT METASHAPE.



Fonte: elaborado pelo autor (2024).

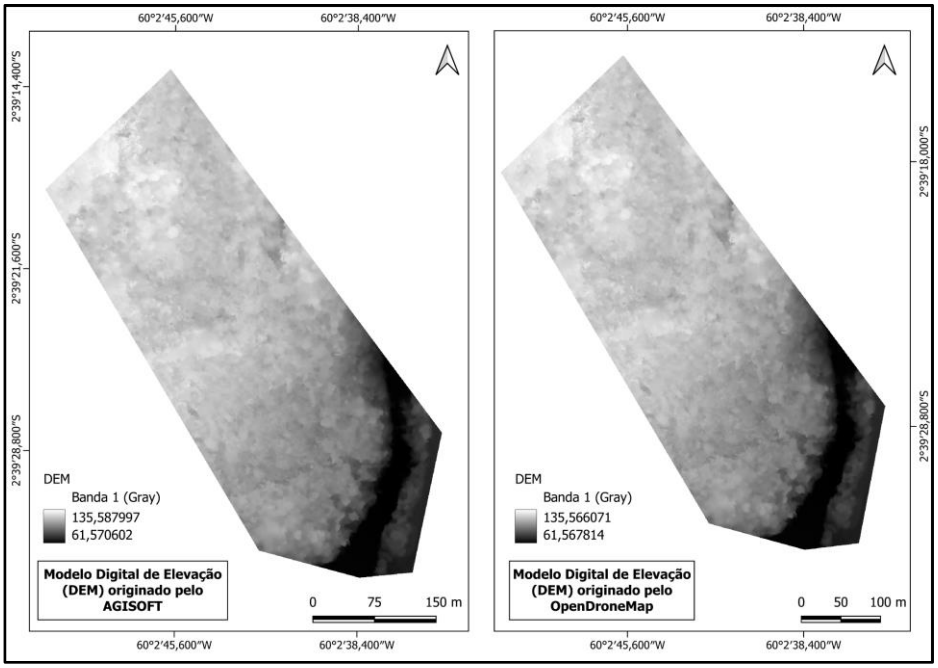
Os algoritmos rodam a partir de parâmetros fornecidos pelos usuários. Enquanto no AGISOFT METASHAPE são fornecidos parâmetros para cada etapa, no WEBODM as configurações são dadas no início do processo como um todo. Porém ambos trabalham com algoritmos que primeiro calculam os pontos homólogos em pares de imagens que se sobrepõem (método SfM), e a partir destes pontos calculam nuvens de pontos de elevação que originam modelos de elevação e, posteriormente, as imagens ortorretificadas e mosaicadas. Na figura 11 são apresentados exemplos de produtos para a área de estudo 2, constituindo-se um mosaico ortorretificado e um Modelo Digital de Elevação em formato raster/tif (Figura 12).

Figura 11. Ortomosaicos originados por diferentes processamentos, referente ao voo realizado no mês de Abril na Área de Estudo 2.



Fonte: elaborado pelo autor (2024).

Figura 12. Modelos Digitais de Elevação (DEM) originados por diferentes processamentos, referente ao voo realizado no mês de abril na Área de Estudo 2.



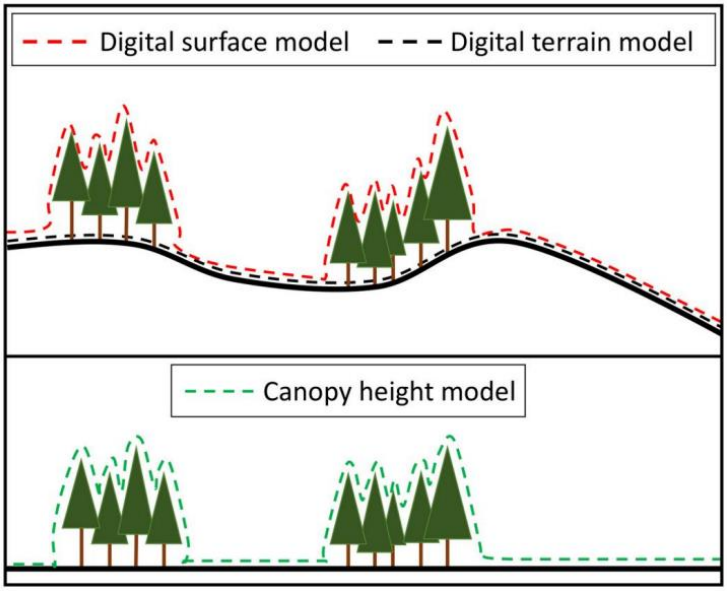
Fonte: elaborado pelo autor (2024).

A partir do ortomosaico e do MDE podem ser extraídos diversos dados que podem ser usados no monitoramento e planejamento florestal. Os ortomosaicos nos permitem avaliar visualmente como a floresta se comporta, por exemplo, em relação ao seu padrão fenológico (PARK *et al*., 2019); na indicação de distúrbios como ventos (IVANOVA; SHASHKOV, 2022), pós fogo (PLOTNIKOVA; KHARITONOVA, 2021) e formação de clareiras (BETTS; BROWN; STEWART, 2005). Os DEM's gerados concomitantes aos ortomosaicos fornecem dados importantes sobre o relevo e informações associadas como a hidrologia (MUTHUSAMY *et al*., 2021; ROCHA *et al*., 2020; ZHANG; MONTGOMERY, 1994), a análise ecológica da paisagem (XU et al., 2021), o próprio levantamento topográfico (GALEANA PÉREZ *et al*., 2022); a distribuição e dinâmica populacional da biodiversidade (CHUKWU; ALO; EZENWENYI, 2018; VIÑA *et al*., 2008) e elementos climáticos (BHATTACHARYA et al., 2021; ELSEN; MONAHAN; MERENLENDER, 2020; KAZEMI GARAJEH *et al*., 2023).

5.1.2 Perfil de Dossel Florestal

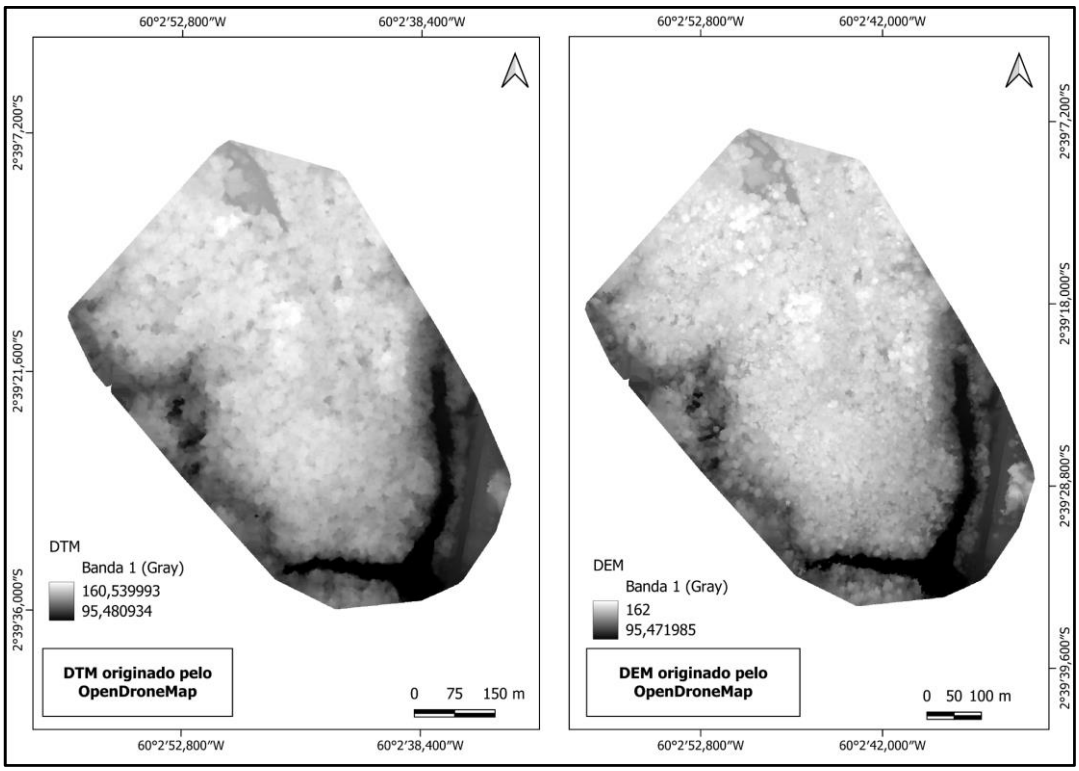
Na plataforma WebODM é disponibilizada a obtenção do Modelo Digital de Superfície (MDS), por meio de um filtro morfológico progressivo (PINGEL; CLARKE; MCBRIDE, 2013). Esse dado aliado ao DEM, nos permite gerar o Modelo de Altura do Dossel (Figura 13), conforme demonstrado na Figura 15.

Figura 13. Ilustração de modelos digitais de elevação (MDE), que incluem um modelo digital de superfície (MDS) que segue o topo da copa da vegetação e um terreno digital modelo (MDT) que segue o terreno subjacente (painel superior), e um modelo de altura do dossel.



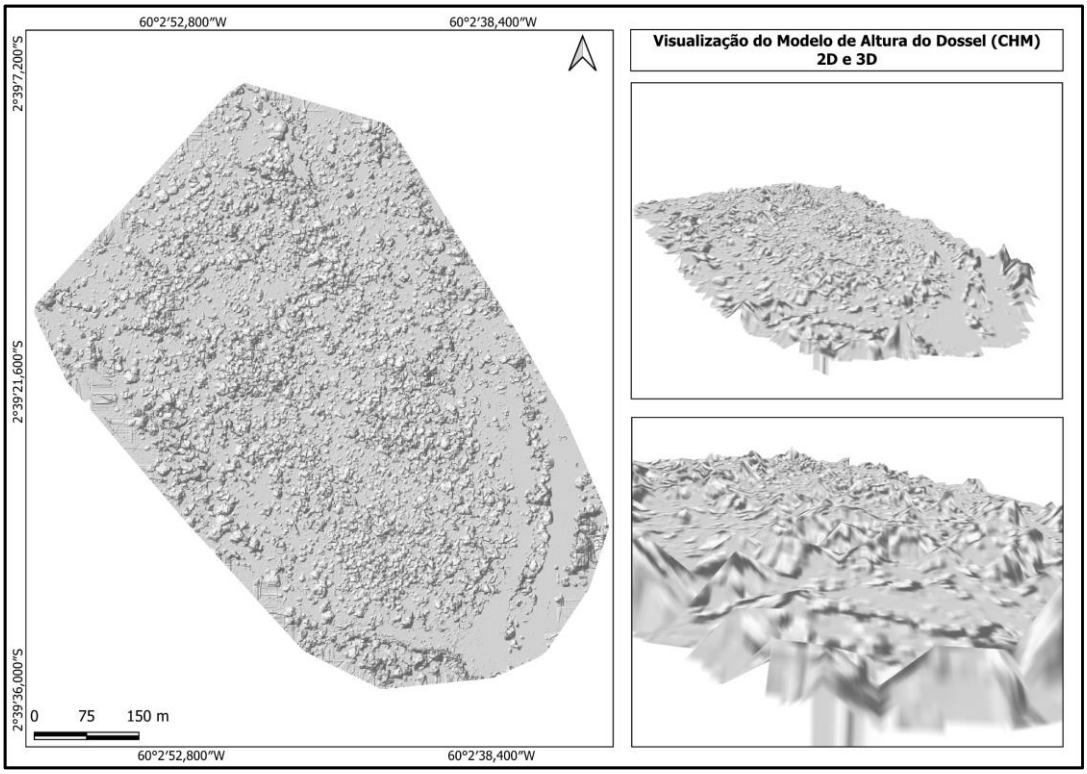
Fonte: MEDDENS *et al*., 2018.

Figura 14. Modelo Digital de Terreno (MDT) E Modelo Digital de Elevação (MDE) originados no OpenDroneMap, referente ao voo realizado no mês de novembro/2021 na Área de Estudo 2.



Fonte: elaborado pelo autor (2024).

Figura 15. Visualização (2D e 3D) do Modelo de Altura do Dossel, referente ao voo realizado no mês de novembro/2021 na Área de Estudo 2.



Fonte: elaborado pelo autor (2024).

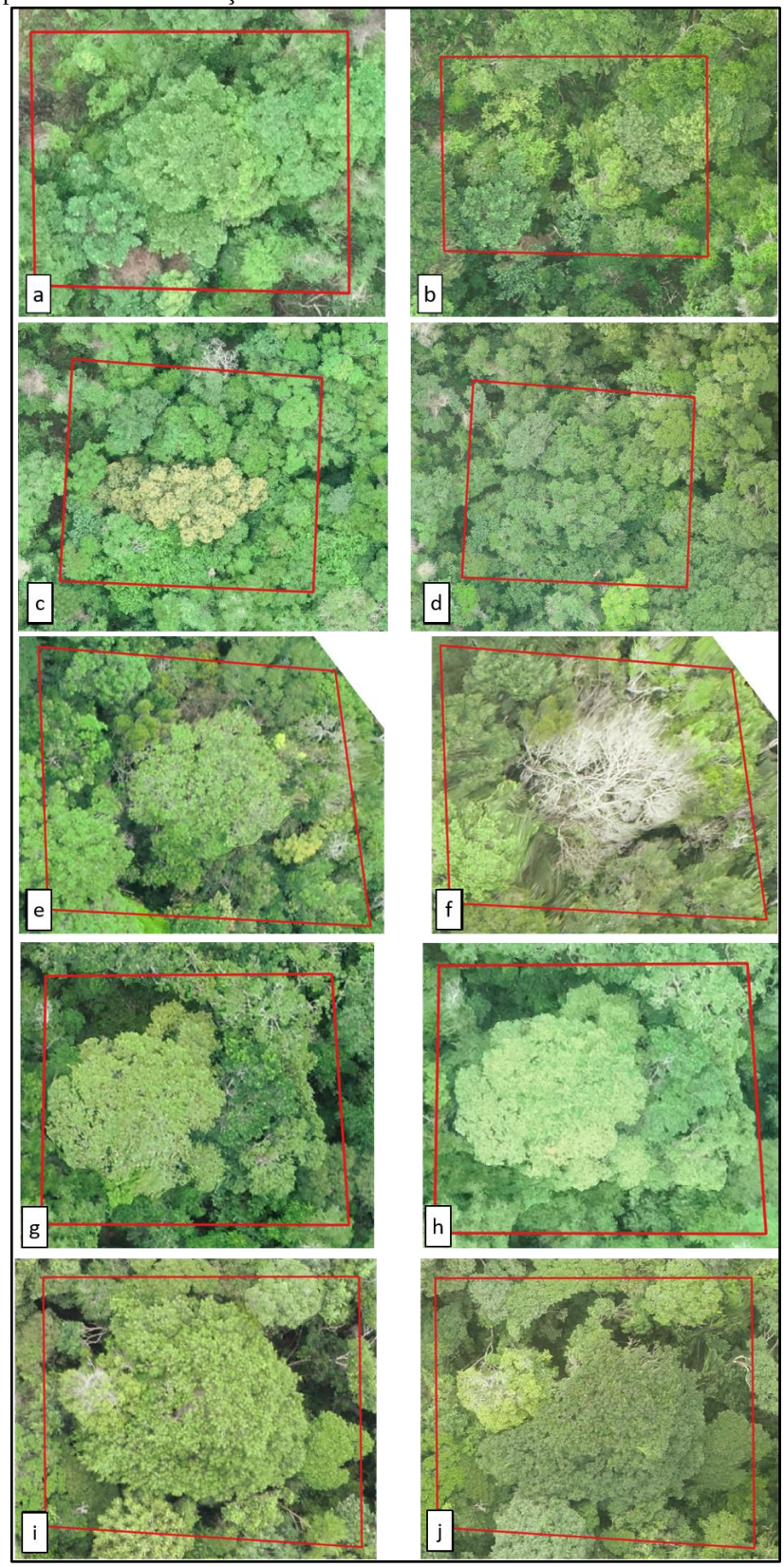
O CHM fornece dados que nos permitem avaliar a característica da estrutura florestal de um determinado local, sendo ferramenta de decisão na avaliação do monitoramento florestal. Estudos como o realizado por d'Oliveira *et al*. (2021) demonstraram eficiência na utilização do que chamaram de '*CHM híbrido*' (resultado da diferença entre MDT, advindo de LiDAR, e o MDS, obtido por processamento de imagens oriundas de Aeronaves Remotamente Pilotadas-ARP) para determinar o impacto em áreas de exploração madeireiras. Já Dalagnol *et al*. (2022) utilizaram o CHM obtido de dados LiDAR para avaliar a altura de palmeiras, onde demonstraram a importância da estrutura florestal para o surgimento das palmeiras no dossel. No presente estudo, o CHM poderia ser utilizado para acompanhamento do sucesso de tratamentos silviculturais nas áreas de estudo.

5.1.3 Da análise das Ortofotos e Modelos Digitais

A partir do momento que foram adequadamente compatibilizados produtos de diferentes épocas, é possível analisar as ortofotos e o modelo de forma a identificar árvores e elementos de árvores, com a finalidade de monitorar os acontecimentos na área de estudo e a evolução de aspectos de interesse ao nível de povoamento e de indivíduos. Características fenológicas permitem realizar a identificação de espécies e de eventos de interesse assim como a medição de clareiras permite avaliar a regeneração em florestas secundárias.

Na Figura 16 é possível visualizar situações onde os produtos aqui propostos podem ser utilizados para diferentes níveis de estudos e atividades relacionadas ao monitoramento florestal. A partir das ortofotos obtidas pôde-se visualizar a supressão de indivíduos arbóreos na floresta dentro do período de tempo avaliado, como demonstrado na Figura 16 (a-b), assim como a formação de clareiras (Figura 16, i-j), visualização de alterações fenológicas como desfolhamento (Figura 16, e-f), floração (Figura 16, c-d), até mesmo o aumento do diâmetro das copas (Figura 16, g-h). Os dados de mudanças na cobertura florestal são cruciais na avaliação do padrão de comportamento florestal da área avaliada pois subsidiam informações a respeito da sucessão ecológica do local avaliado.

Figura 16. Exemplo de diferentes situações características de áreas florestadas encontradas na Área de estudo 2.



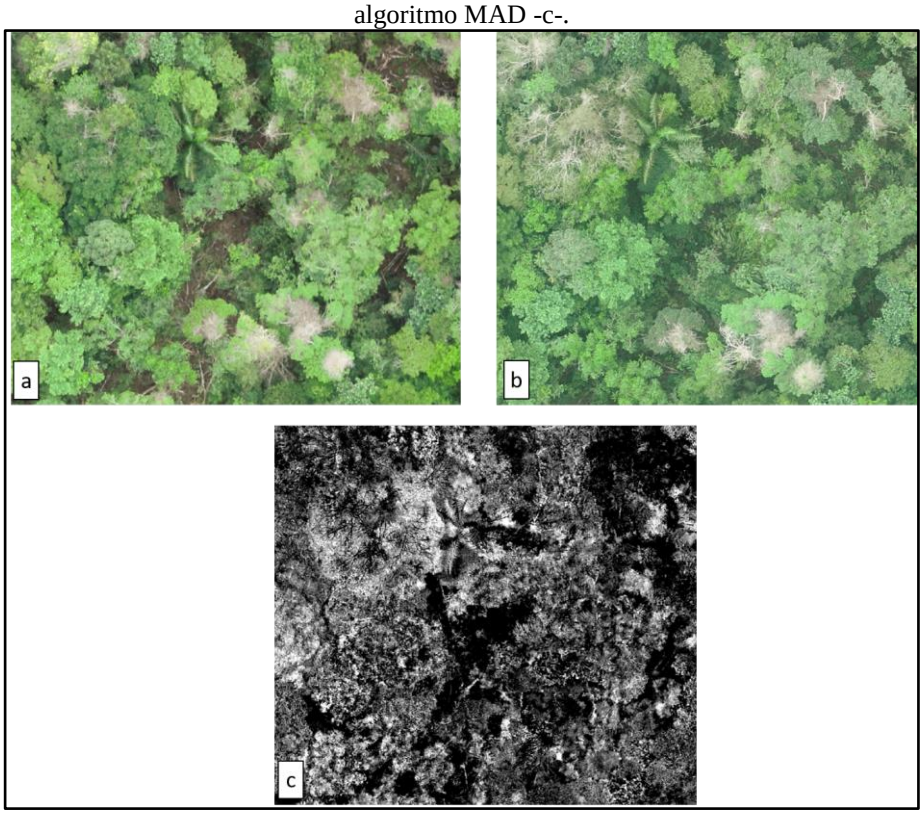
Fonte: elaborado pelo autor (2024).

Os dados de mudanças na cobertura florestal são cruciais na avaliação do padrão de comportamento florestal da área avaliada pois subsidiam informações a respeito da sucessão ecológica do local avaliado. Nesse contexto, algoritmos como o MAD (*Multivariate Alteration Detector*) são ferramentas de análise automatizada para obter tais informações, tendo em vista que são uma família de algoritmos que produzem polígonos que indicam a probabilidade de haver alteração, na comparação entre duas imagens de duas épocas distintas e com características espectrais também diferentes (NIELSEN; CONRADSEN; SIMPSON, 1998). Foi possível gerar o mapa de alteração para a área de estudo 2 com a diferença entre os meses de setembro/2021 e abril/2022. (Figuras 17 e 18).

O resultado do algoritmo foi um novo arquivo raster com valores absolutos próximos de 2 e -2, onde as áreas com maiores modificações resultaram em pixels de valores máximos e as áreas menos modificadas obtiveram valores de pixel absolutos nulos ou com valores próximos a zero. O algoritmo detectou tanto mudanças quanto a formação de clareiras (Figura 17), como também mudanças quanto a alteração de cor da folhagem das copas (Figura 18).

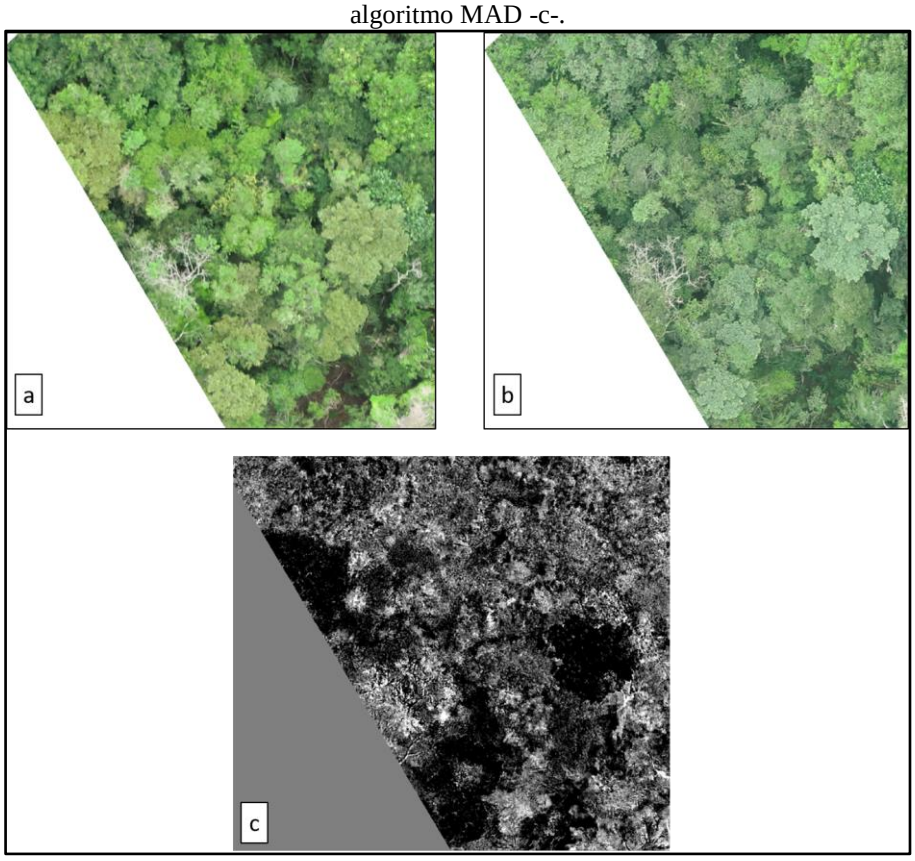
Essas mudanças nos permitem avaliar a trajetória evolutiva da floresta em termos de sucessão ecológica, uso do solo, padrões fenológicos, dentre outros fatores. Tais informações subsidiam diversos segmentos do monitoramento florestal, sejam elas relacionadas ao estoque de carbono (MCMAHON; ARELLANO; DAVIES, 2019), impacto da exploração madeireira (D'OLIVEIRA *et al*., 2021), diversidade e distribuição florística (FERREIRA *et al*., 2020; MOURA *et al*., 2021) e até incêndios florestais (PRAVEENA *et al*., 2021; RASEL RAHMAN *et al*., 2023). Em resumo, a gestão florestal deve ser munida de dados confiáveis, de fácil obtenção e principalmente embasados cientificamente (MURPHY; NOON, 1992) tendo em vista sua importância na tomada de decisões relacionadas ao delineamento de estratégias para conservação das florestas, sejam elas naturais ou manejadas.

Figura 17. Comparação entre as imagens de entrada (a - setembro/2021, b- abril/2022) e o resultado do algoritmo MAD -c-.



Fonte: elaborado pelo autor (2024).

Figura 18. Comparação entre as imagens de entrada (a - setembro/2021, b- abril/2022) e o resultado do algoritmo MAD -c-.

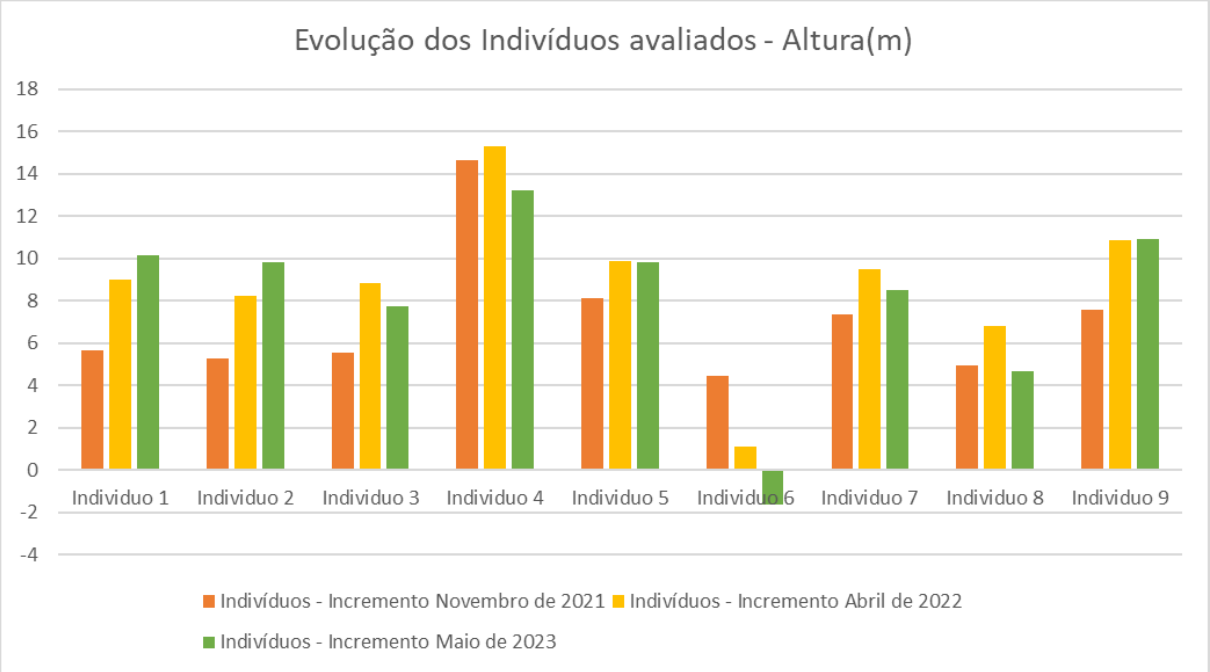


Fonte: elaborado pelo autor (2024).

Outro dado que se pode extrair dos ortomosaicos e dos Modelos Digitais diz respeito ao incremento florestal. Conforme figura 19, foram monitorados 9 indivíduos de mais fácil visualização na área de estudo 1 a partir dos voos realizados em novembro de 2021, abril de 2022 e maio de 2023. As áreas das copas destes indivíduos foram delimitadas manualmente e, a partir do DEM, o incremento relacionado à altura destes foi estimado e monitorado. Para os indivíduos monitorados, em relação à altura, houve um crescimento linear médio de 4% nos meses avaliados (Gráfico 1). Houve um crescimento médio nos indivíduos de *1,77 m* de altura do mês de abril/2022 em relação a novembro/2021, *perda* de *0,7 m* de altura do mês de maio/2023 em relação a abril/2022, e *1,06 m* de altura média de crescimento na avaliação geral dos indivíduos na comparação de todo o período.

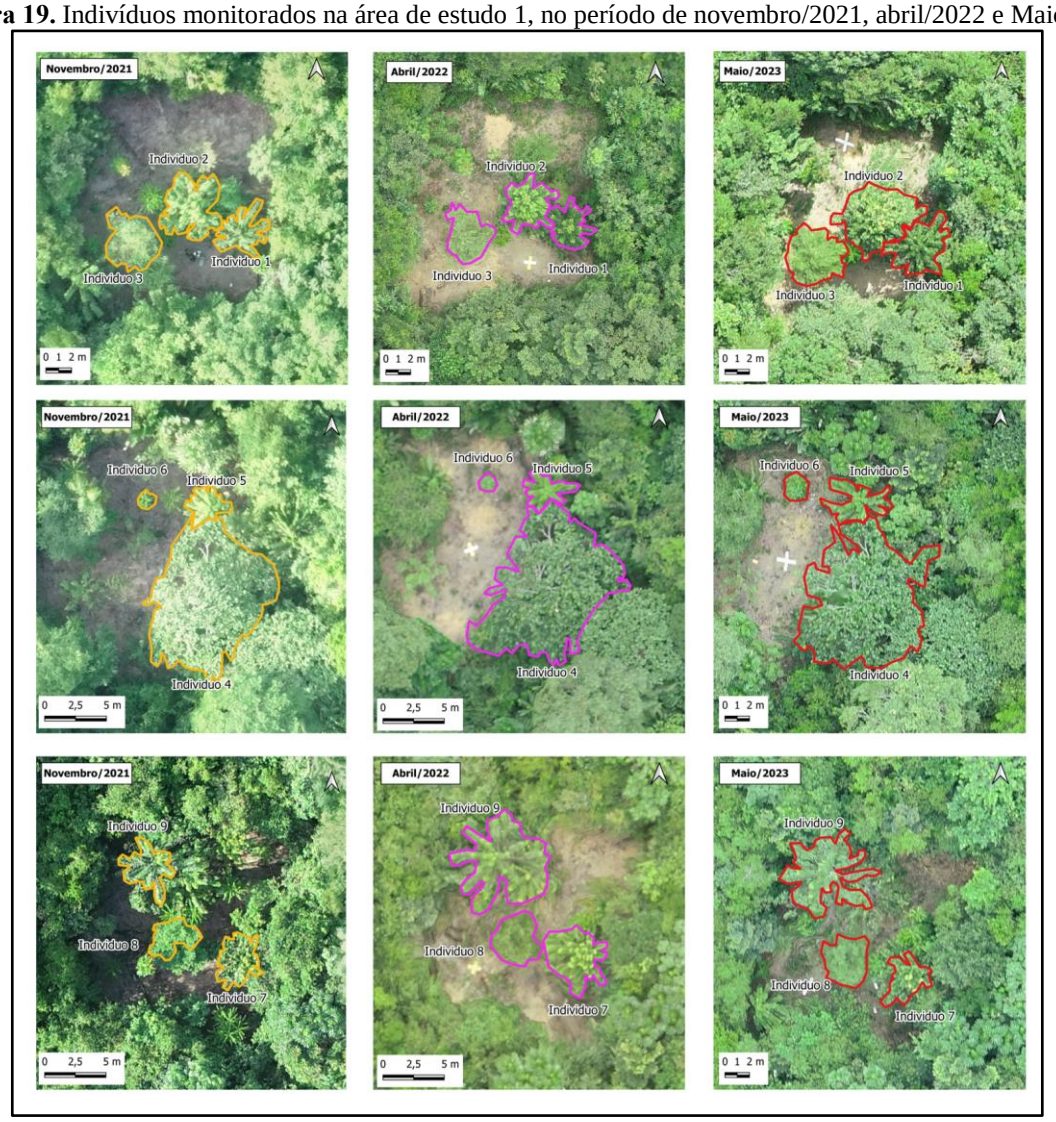
Ademais, foi possível observar que o indivíduo 6 apresentou um valor negativo no mês de maio. Esse valor pode ter sido ocasionado por fatores relacionados com as condições do voo (KAMEYAMA; SUGIURA, 2021), nesse caso muito mais relacionado com a ocorrência de ventos no momento do registro fotográfico, o que acaba acarretando na mudança do valor da elevação no DEM.

Gráfico 1. Incremento relacionado à altura dos indivíduos monitorados nos períodos de novembro/2021, abril/2022 e Maio/2023.



Fonte: elaborado pelo autor (2024).

Figura 19. Indivíduos monitorados na área de estudo 1, no período de novembro/2021, abril/2022 e Maio/2023.



Fonte: elaborado pelo autor (2024).

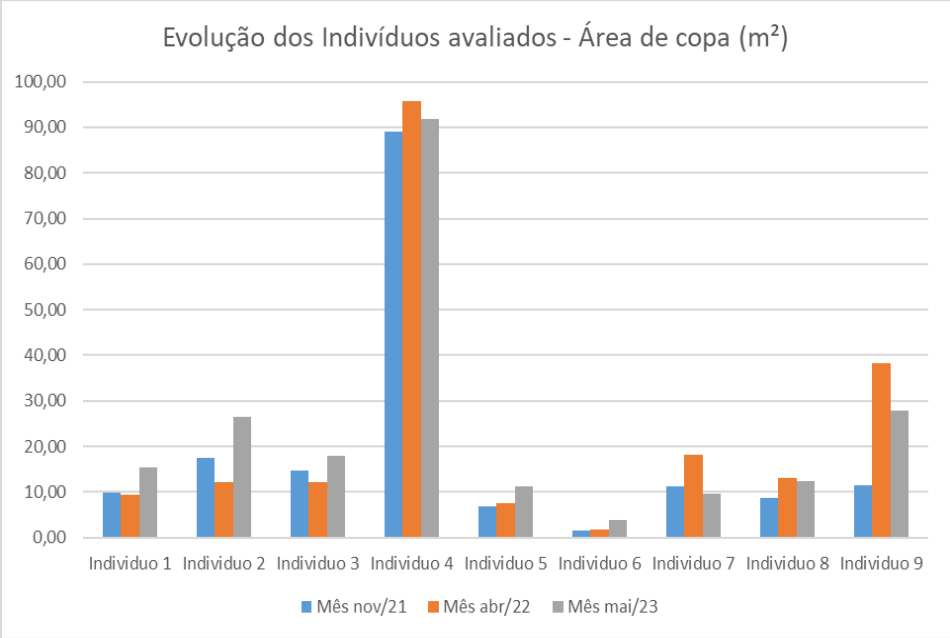
Na avaliação das áreas de copa (Gráfico 2), pode-se visualizar de modo geral que houve aumento significativo de área comparando os meses de novembro/2021 com o de maio/2023, com uma *média de 5m² de aumento* para os indivíduos monitorados. Todavia, o mês de abril/2022 demonstrou comportamentos distintos entre os indivíduos, onde alguns perderam (*em média 2,78 m² de perda*) e outros ganharam quantidade de área em relação a novembro/2021 (*em média 7,57 m² de ganho*).

Na análise dos meses de novembro/2021 e abril/2022, observou-se que os indivíduos que perderam área de copa (*1, 2 e 3*) estão na mesma área a qual sofreu intervenções de desbaste, o que pode ter corroborado na perda de área foliar destes indivíduos, onde possivelmente são espécies menos tolerantes à radiação solar, considerando que no mês de maio/2023 os mesmos

indivíduos aumentaram área de copa onde percebe-se o surgimento de espécimes, o que diminuiu consideravelmente a área de clareira. Quanto aos demais indivíduos (*4, 5, 6, 7, 8 e 9*) que aumentaram sua área de copa, os mesmos não sofreram com abertura de clareiras, o que pode explicar o seu ganho linear.

Já na análise dos meses de abril/2022 e maio/2023, constatou-se que a perda de área de copa no indivíduo 4 se sucedeu pela formação de clareira devido a eliminação de um indivíduo próximo. Nos demais indivíduos que apresentaram perda (*7, 8 e 9*) observou-se que na imagem de maio houve questões com arrasto da imagem no local, o que influenciou diretamente na delimitação correta dos indivíduos.

Gráfico 2. Área de copa dos indivíduos monitorados nos períodos de novembro/2021, abril/2022 e Maio/2023.



Fonte: elaborado pelo autor (2024).

Dados como a área de copa e altura nos fornecem informações a respeito da biomassa florestal acima do solo, onde pode-se avaliar sua distribuição e avaliar a quantidade de carbono armazenada nas estruturas vivas permitindo assim quantificar a quantidade de gases, como o CO2 (GUASCAL *et al.*, 2020), sendo crucial elemento de monitoramento das mudanças climáticas.

Ademais, é sabido dos altos custos do levantamento de dados de biomassa florestal *in loco*, principalmente na Amazônia posto que sua grande extensão territorial aliada a dificuldade de acesso às áreas florestais, onde grande parte só é possível o acesso via transporte hidroviário, encarece e até inviabiliza a obtenção de tais. Nesse contexto, a utilização de tecnologias de

sensoriamento remoto para obtenção de dados de biomassa por meio de análise de imagens de Aeronaves Remotamente Pilotadas (ARP) tem se demonstrado uma alternativa promissora em florestas tropicais amazônicas (D'OLIVEIRA *et al*., 2020; OLIVEIRA CHAGAS, 2021), considerando a robustez dos dados e o seu baixo custo.

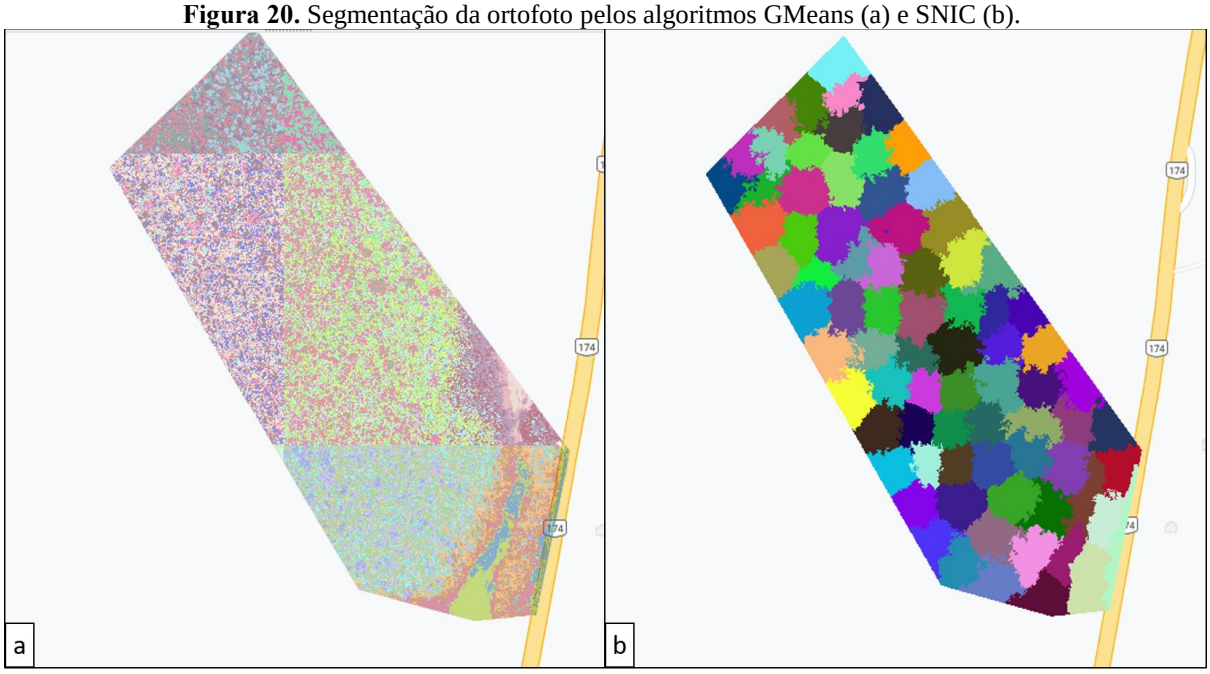
5.2 Testar métodos para identificação automática de clareiras a partir de imagens

5.2.1 Segmentação e classificação das ortofotos

Após o processamento das imagens e geração das ortofotos, foram realizados os seguintes passos visando a identificação automática das clareiras por meio dos algoritmos segmentadores e classificadores na Plataforma *Google Earth Enginee*:

a. Inserção da Ortofoto juntamente com seu respectivo DEM;
b. Segmentação pelos algoritmos *GMeans* e *SNIC* (Figura 20);

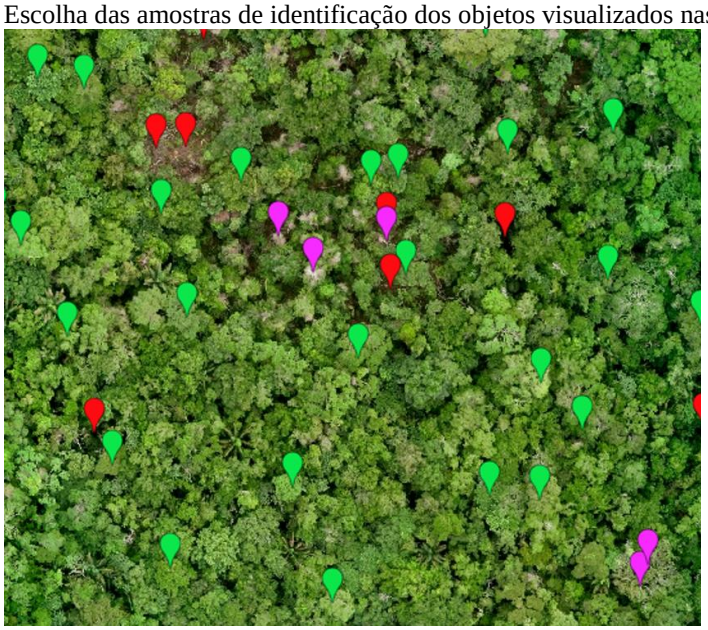
Figura 20. Segmentação da ortofoto pelos algoritmos GMeans (a) e SNIC (b).



Fonte: elaborado pelo autor (2024).

c. Cálculo do Desvio Padrão, Área, Perímetro, Largura e Altura por Cluster gerado pela segmentação *SNIC*;
d. Identificação das classes visualizadas nas ortofotos por meio de amostras (formato de pontos), conforme demonstrado na Figura 21. A coleta de amostras foi realizada com auxílio da ferramenta do Google Earth Engine, onde optou-se por tons de cor diferentes para cada classe, sendo vermelha a classe de clareira, a verde corresponde as árvores e rosa ao grupo das desfolhadas;

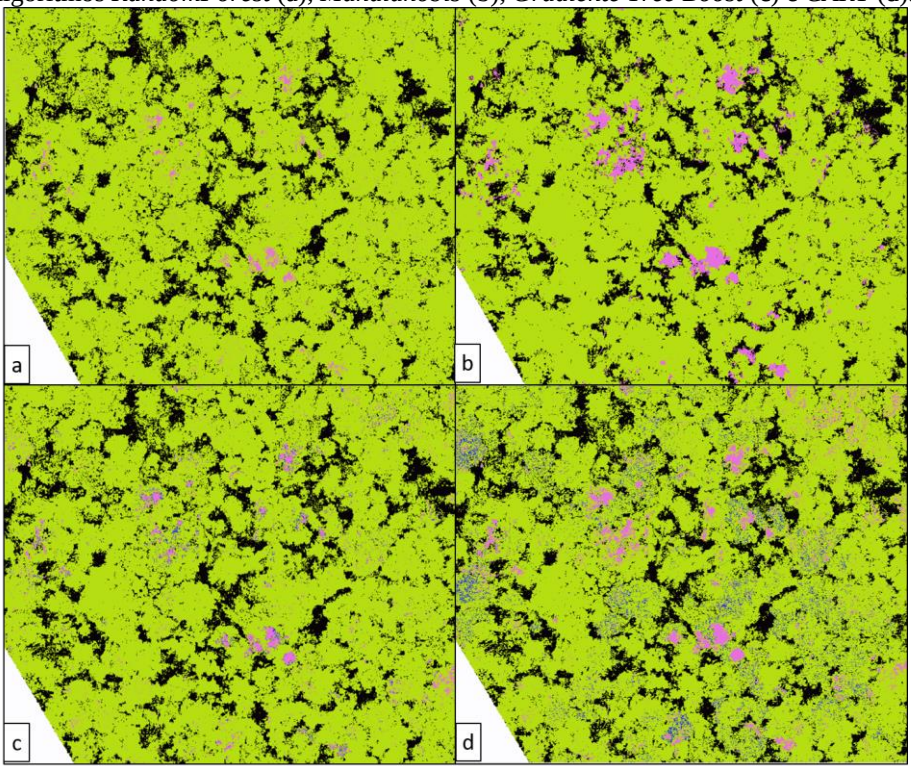
Figura 21. Escolha das amostras de identificação dos objetos visualizados nas ortofotos,



Fonte: elaborado pelo autor (2024).

e. Classificação automática por meio dos algoritmos *CART, RandomForest, Mahalanobis* e *Gradiente Tree Boost*, conforme visualizado na Figura 22;

Figura 22. Classificação da Ortofoto referente ao voo de Abril/2022 da Área de Estudo 02, realizada pelos algoritmos *RandomForest* (a), *Mahalanobis* (b), *Gradiente Tree Boost* (c) e *CART* (d).



Fonte: elaborado pelo autor (2024).

f. Exportação da imagem classificada em formato GeoTIFF.

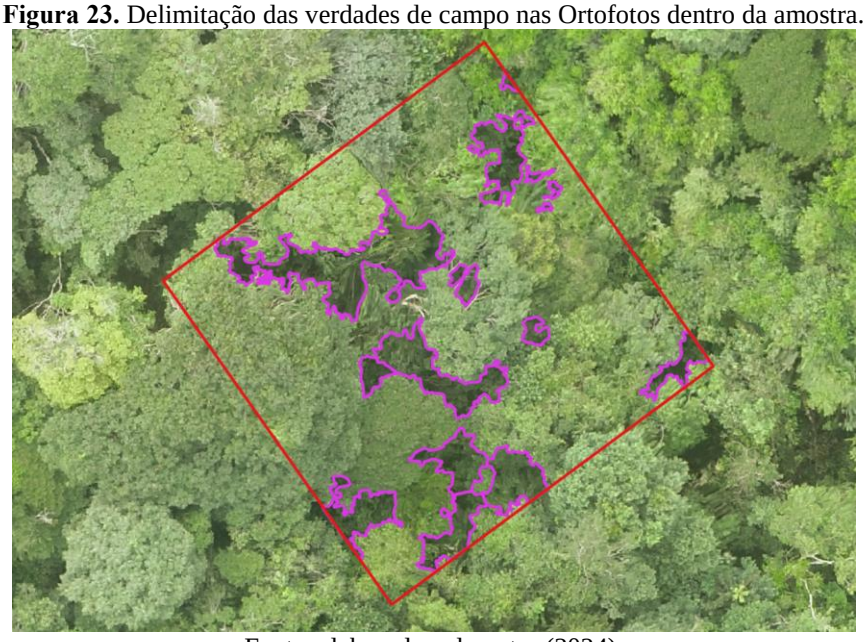
Foram obtidas 24 classificações para cada área de estudo, totalizando 48 classificações, conforme demonstrado no Quadro 2. Após a exportação das imagens classificadas, cada classificação foi vetorizada no software QGIS (ferramenta *poligonizar*). Em paralelo, foram delimitadas cinco (5) amostras de 25 x 25 metros dentro da área das Ortofotos para realizar a delimitação da verdade de campo das clareiras conforme definido no item 4.3.4 (Figura 23).

Quadro 3. Relação das imagens classificadas.

Imagens Classificadas		
Área de Estudo 01	Processamento AGISOFT	CART
		RandomForest
		Mahalanobis
		Gradiente Tree Boost
	Processamento ODM	CART
		RandomForest
		Mahalanobis
		Gradiente Tree Boost
Área de Estudo 02	Processamento AGISOFT	CART
		RandomForest
		Mahalanobis
		Gradiente Tree Boost
	Processamento ODM	CART
		RandomForest
		Mahalanobis
		Gradiente Tree Boost
3 Voos processados para cada área de estudo		
Total de classificações		**48**

Fonte: elaborado pelo autor (2024).

Figura 23. Delimitação das verdades de campo nas Ortofotos dentro da amostra.



Fonte: elaborado pelo autor (2024).

Após a delimitação da verdade de campo das clareiras, foi realizado o recorte das imagens classificadas e vetorizadas a partir das amostras, com o intuito de avaliar a eficiência da classificação dos algoritmos frente ao definido como clareira (verdade de campo).

Para a avaliação da eficiência das classificações de cada algoritmo, foi definido um tamanho mínimo de área de clareira em 20 m² baseado no estudo de Brokaw (1982). Sendo assim, os objetos classificados como clareiras com áreas menores de 20 m², dentro do limite das cinco (5) amostras delimitadas, foram desconsiderados na avaliação.

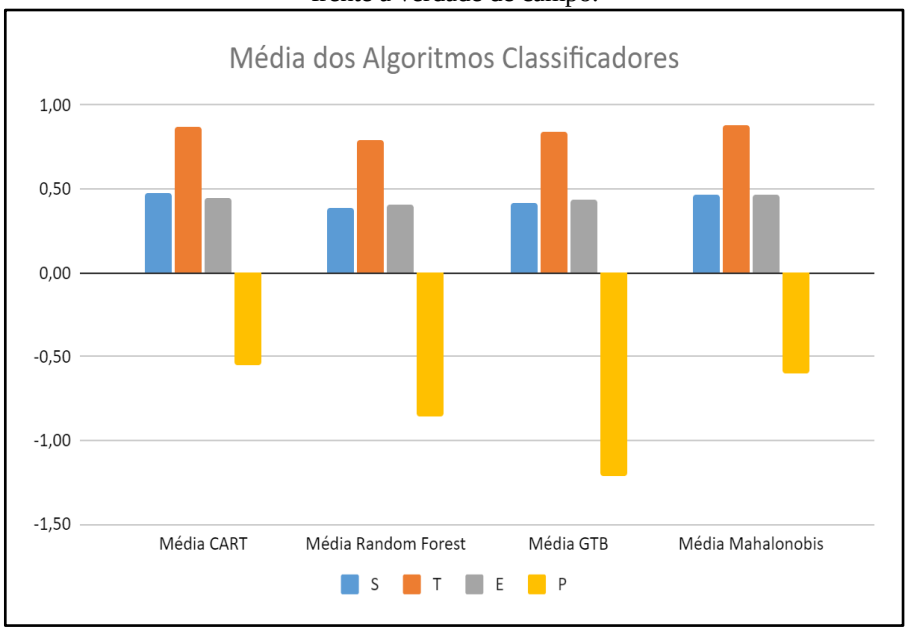
5.2.2 Avaliação dos algoritmos classificadores

5.2.2.1 STEP GEOBIA

Na avaliação geral do STEP GEOBIA quanto a eficiência da classificação dos algoritmos frente a verdade de campo (identificação visual), fora constatado que a similaridade de tema (T) foi o indicador de melhor atuação (média de *0,85*). Ou seja, os objetos classificados de fato corresponderam à categoria definida como clareira na verdade de campo.

Em seguida temos a similaridade de forma (S) e similaridade de borda (E) (*média de 0.44 para ambos*), isto quer dizer que tanto a forma quanto as bordas das clareiras classificadas correspondem em 40% ao definido como verdade de campo. O pior índice avaliado em todas as classificações, assim como em ambos os softwares utilizados, foi à similaridade de posição (P), com uma *média de -0.81*, isso quer dizer que as posições centrais dos objetos classificados não corresponderam à posição central das clareiras delimitadas na verdade de campo.

Gráfico 3. Média dos resultados do STEP GEOBIA referente a eficácia das classificações dos 4 algoritmos frente a verdade de campo.



Fonte: elaborado pelo autor (2024).

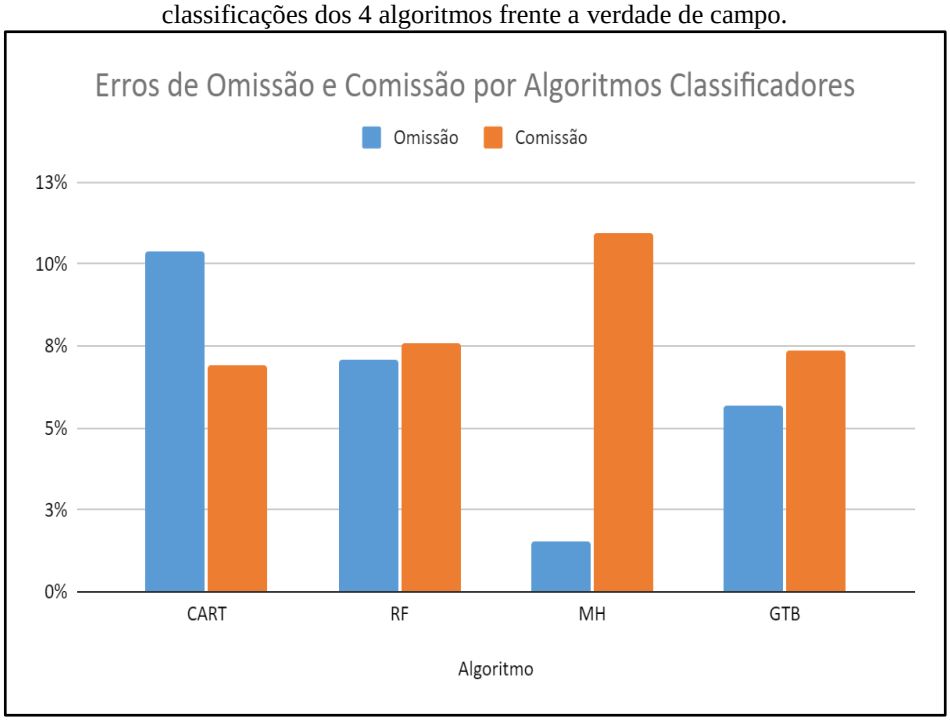
Na comparação do desempenho entre os algoritmos, o *CART* e o *Mahalanobis* apresentaram os melhores resultados quanto à eficiência das classificações, em seguida o *RandomForest* com um desempenho mediano e por último o *GradienteTreeBoost,* com o pior desempenho.

Quanto aos softwares de processamento das imagens, não houve diferenças consideráveis nos resultados comparados entre eles. Todavia, notou-se um resultado melhor em todos os índices nas classificações advindas do software ODM, principalmente referente à similaridade de posição.

5.2.2.2 Erros de Comissão e Omissão

No contexto geral, houveram poucos Erros de Comissão (EC) e Omissão (EO) provenientes das classificações em comparação a verdade de campo. Conforme observado no Gráfico 4, os erros de omissão para as classificações perante a interpretação visual da classe de clareiras indicam que 6% das clareiras foram mapeadas como outra classe, enquanto 94% foram corretamente mapeadas. Enquanto que 8% correspondem realmente a confusões na interpretação decorrentes de limitações dos algoritmos ou erros advindos do processamento das ortofotos.

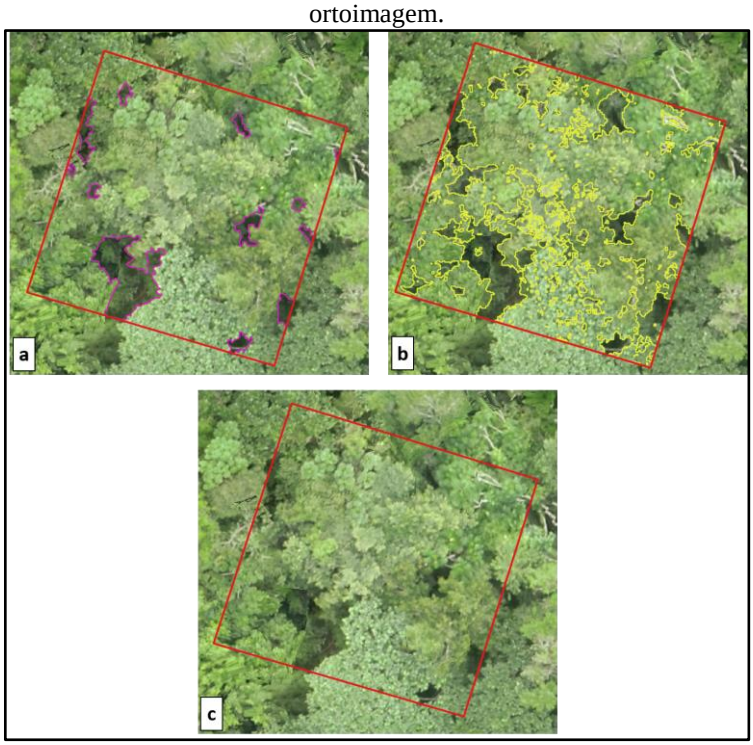
Gráfico 4. Média dos resultados dos erros de omissão (EO) e comissão (EC) referente a eficácia das classificações dos 4 algoritmos frente a verdade de campo.



Fonte: elaborado pelo autor (2024).

Quanto aos algoritmos, o *Mahalanobis* (MH) e *Gradiente Tree Boost* (GTB) apresentaram menores erros (total de 12,48% e 13,04%, respectivamente). Todavia, tais algoritmos apresentam discrepância entre si quanto às porcentagens dos erros de omissão e comissão. O algoritmo *Mahalanobis* foi o mais eficiente em identificar as clareiras, possuindo um erro de omissão de apenas 1,55%, todavia o algoritmo apresentou uma certa limitação de diferenciar os pixels de tons verdes ligeiramente mais escuros (pixels das árvores) dos pixels escuros que representam as clareiras (Figura 24), possuindo a maior porcentagem de erro de comissão, com 10,94% de objetos classificados que não corresponderam a verdade de campo. O *Gradiente Tree Boost* seguiu o mesmo padrão do *Mahalanobis*.

Figura 24. Exemplo de Erro de Comissão (EC) na classificação advinda do algoritmo Mahalanobis na Área de Estudo 01 (mês de abril/processamento ODM), onde: a) verdade de campo b) classificação poligonizada c) ortoimagem.

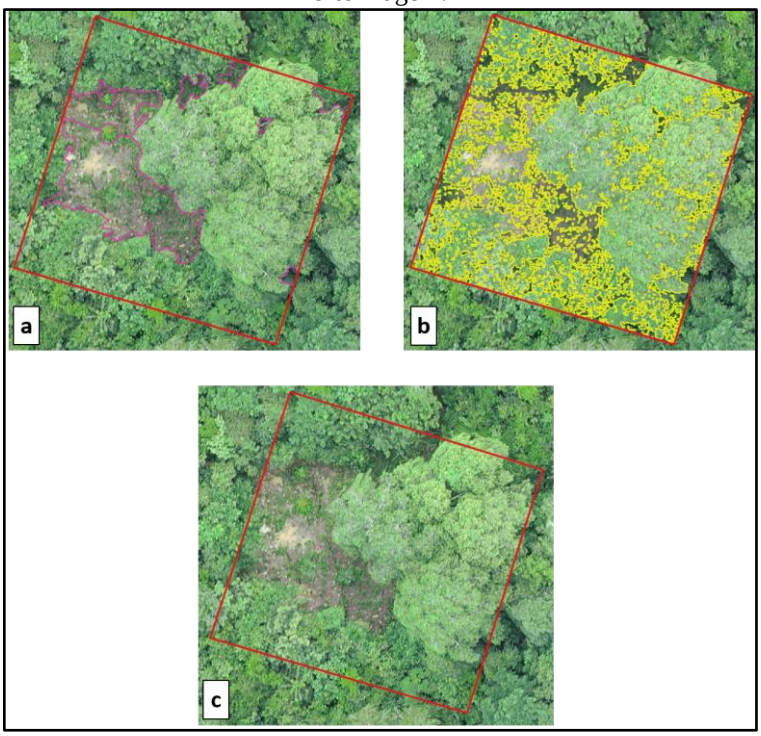


Fonte: elaborado pelo autor (2024).

O algoritmo *CART* foi o que apresentou pior desempenho, com um total de 17,30% de erros. Conforme demonstrado na Figura 25, o algoritmo apresentou limitações para identificar e delimitar clareiras, principalmente as mais abertas, possuindo a maior porcentagem de erro de omissão (10,36%). Posto isso, em comparação com os demais algoritmos, o *RandomForest* apresenta-se com erros mais baixos e equilibrados entre si (total de 14,66%).

No contexto dos softwares de processamento, apesar de não haver diferença significativa, o software ODM apresentou menores erros de omissão e comissão (3,73% e 5,91%) comparado com o software AGISOFT (8,21% e 10,11%).

Figura 25. Exemplo de Erro de Omissão (EO) na classificação advinda do algoritmo CART na Área de Estudo 01 (mês de maio/processamento AGISOFT), onde: a) verdade de campo; b) classificação poligonizada; c) ortoimagem.



Fonte: elaborado pelo autor (2024).

5.2.2.3 Conclusão sobre o desempenho dos algoritmos classificadores

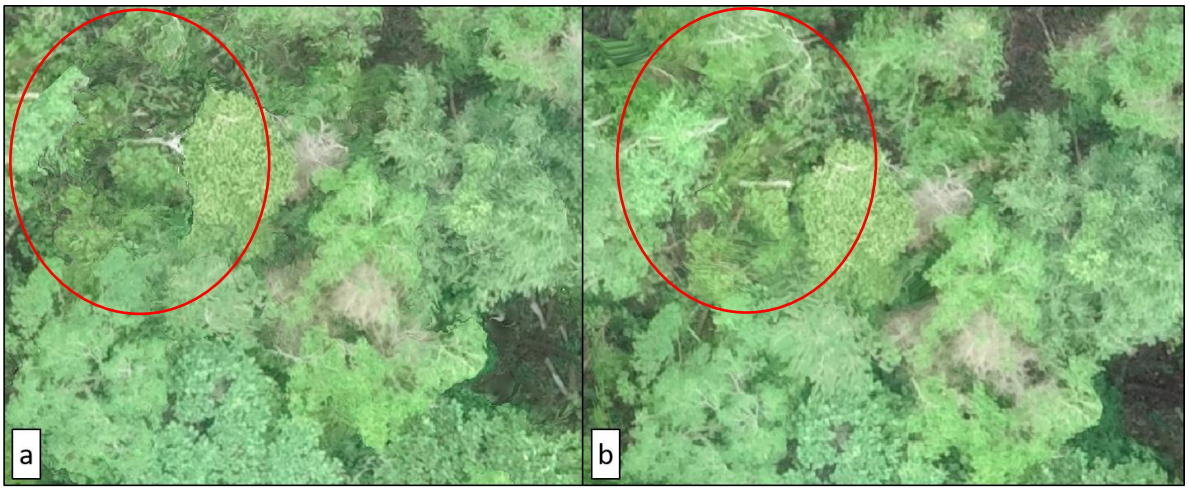
No contexto florestal, principalmente considerando uma floresta heterogênea como a Amazônica, as formas geométricas que uma clareira pode assumir são diversas (GAGNON *et al.*, 2004). Segundo Lizarazo e Elsner (2009), imagens de sensoriamento remoto podem gerar erros de classificação devido a falhas advindas do processamento das imagens (sombras, distorções geométricas, entre outras), influenciando diretamente na precisão dos limites geométricos dos objetos classificados.

Quando se utilizam imagens para classificar e delimitar uma clareira, os polígonos gerados seguem o padrão dos pixels, o que logicamente diverge dos polígonos de clareiras delimitadas manualmente pelo operador. Sendo assim, justifica-se o resultado do STEP GEOBIA quanto a forma e as bordas das clareiras apresentarem apenas 40% de similaridade, e

sendo elas diferentes entre si, consequentemente o centroide desses polígonos também serão diferentes, desencadeando uma similaridade de posição extremamente ruim.

Tais resultados também foram influenciados pelos softwares de processamento das imagens. Apesar de não haver significativa diferença entre os resultados advindos do ODM em comparação ao AGISOFT, fora constatado melhores resultados vindos do ODM. Posto isso, há que se considerar que em cada software houve soluções diferentes para lidar com problemas do voo. Por exemplo, no voo de novembro/2021 foram visualizadas distorções no AGISOFT que não foram constatadas no ODM, o que implicou em maior taxa de acerto na segmentação por parte deste último.

Figura 26. Comparação de erros de processamento visualizados no processamento AGISOFT (a) e no ODM (b) na Área de Estudo 02.



Fonte: elaborado pelo autor (2024).

Quanto aos erros de omissão e comissão, segundo Brieger *et al*. 2019, esses erros são mais comuns em povoamentos florestais complexos, posto que as árvores emergentes apresentam estruturas de copas diversas que se sobrepõem as árvores do sub-bosque, tornando mais difícil a adequação dos parâmetros do algoritmo de detecção de árvores.

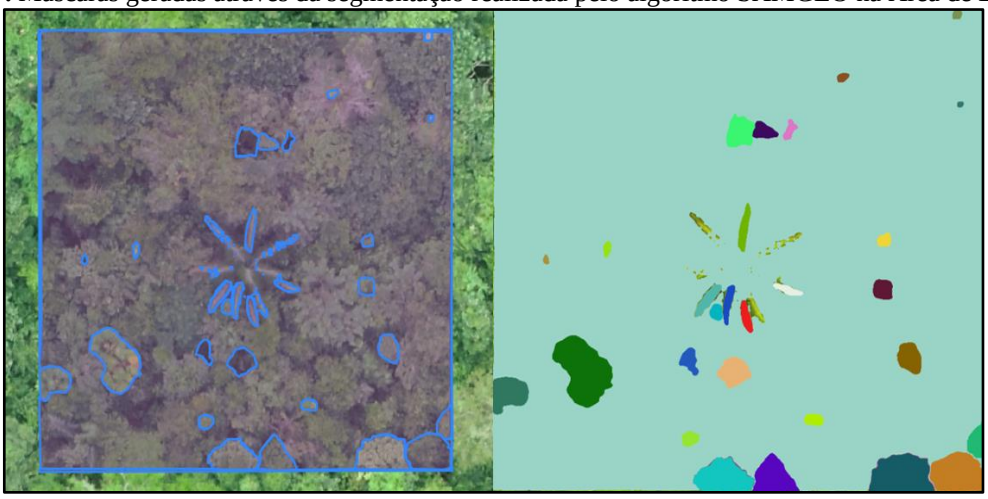
Em geral, todos os algoritmos tiveram um bom desempenho na identificação das clareiras. Todavia, quando considerado os resultados do STEP GEOBIA e dos Erros de Comissão e Omissão, o algoritmo *RandomForest* é o mais indicado para identificação das clareiras, por apresentar erros baixos e equilibrados entre si. Tal resultado corrobora com o estudo realizado por Rodrigues (2024), que também apresentou o *RandomForest* como o algoritmo mais eficiente nas classificações de clareiras florestais submetidas ao Manejo Florestal Sustentável, em comparação com outros algoritmos baseados em aprendizagem de máquina.

5.3 Testar métodos para identificação automática de espécimes de Palmeiras (Arecaceae) a partir da copa e quantificação de indivíduos desta família

Os segmentadores e classificadores utilizados para a identificação de clareiras não geraram resultados satisfatórios para a identificação de indivíduos de palmeiras. Posto isso, considerando que as palmeiras fornecem um objeto mais facilmente delineável por um método inteligente, foi escolhido um algoritmo que possui uma base de conhecimento prévio para o teste de identificação, neste caso o algoritmo SAMGEO.

O algoritmo gerou máscaras dos objetos para cada amostra das ortofotos avaliadas. No total, foram segmentadas 39 amostras (15 para a Área de Estudo 01 e 24 para a Área de Estudo 02). Por ser um algoritmo que segmenta qualquer objeto, é essencial observar que nem todos os polígonos gerados representam palmeiras, onde pode-se visualizar também a segmentação de copas de árvores e clareiras, conforme demonstrado na Figura 27.

Figura 27. Máscaras geradas através da segmentação realizada pelo algoritmo SAMGEO na Área de Estudo 01.



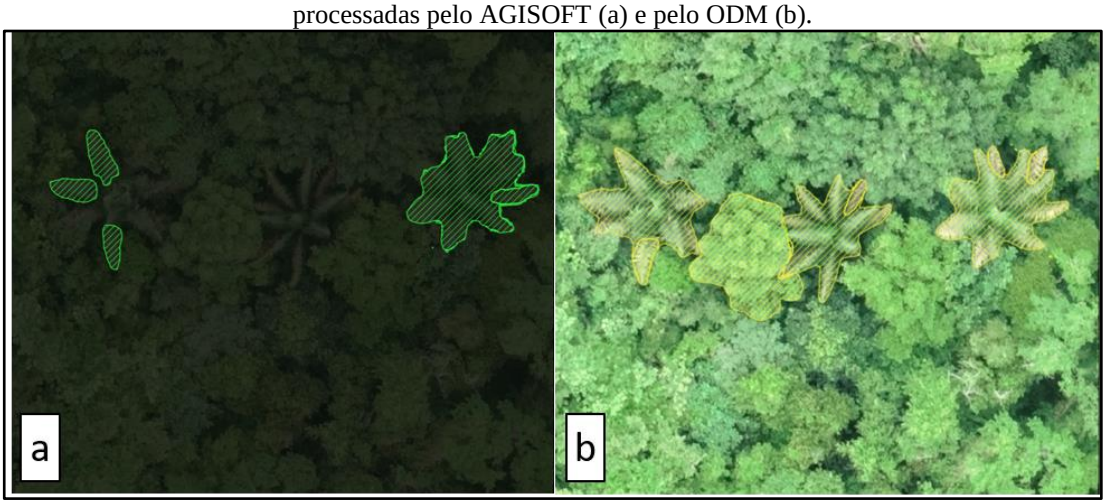
Fonte: elaborado pelo autor (2024).

Neste objetivo, as máscaras geradas pelo SAM foram refinadas onde somente as que se referenciam as palmeiras foram analisadas e, posteriormente, comparadas visualmente. A comparação permitiu a análise da eficiência e da qualidade da segmentação.

De modo geral, o segmentador teve um acerto de 87,96% nas identificações e 54,78% na qualidade da segmentação. Ou seja, o SAMGEO é capaz de fornecer a contagem dos indivíduos de uma área de forma eficiente, todavia o mesmo apresenta dificuldades em delimitar como uma única máscara o objeto de uma copa inteira de palmeira.

Quanto aos softwares de processamento, não há diferença estatística entre os dados advindos do software ODM versus AGISOFT (53,47% e 47,67%, respectivamente). Porém, assim como demonstrado no objetivo b, como cada software utiliza mecanismos diferentes para lidar com os problemas do voo no processamento das imagens, isso implicou em maior taxa de acerto na segmentação no ODM, conforme visualizado na Figura 28.

Figura 28. Diferenças da segmentação realizada pelo algoritmo SAMGEO na Área de Estudo 02, nas imagens processadas pelo AGISOFT (a) e pelo ODM (b).



Fonte: elaborado pelo autor (2024).

O método SAM provou-se promissor para utilização em aplicações de sensoriamento remoto de alta resolução, principalmente quando se considera a superação das limitações da análise de imagens tradicional baseada em pixels (LIZARAZO; ELSNER, 2009), posto que a análise das imagens se baseia na segmentação dos objetos sem a necessidade de treinamento adicional (WU; OSCO, 2023).

Todavia, há um custo de memória e processamento bastante elevado para grandes áreas, devendo o processo ser feito em etapas. O algoritmo SAM também não faz diferenciação entre o que segmenta, ou seja, não há informações das classes segmentadas, sendo comparável ao olhar humano em relação a bordas para segmentar clareiras, árvores e palmeiras, possuindo um melhor resultado para elementos que tenham maior destaque visual na imagem.

A classificação resulta em melhores respostas para identificação de clareiras, especialmente devido a possibilidade de poder ser realizada com mais de 3 bandas - além do visível, sendo possível trazer os dados do MDE para a análise. O que no algoritmo SAM se apresenta como uma limitação, já que o mesmo não permite mais que 3 bandas na análise.

5.4 Discutir potenciais questões para avaliação de geometrias nas imagens aerofotogramétricas no contexto florestal

As imagens aerofotogramétricas são o resultado final de uma série de fatores que são definidos no planejamento do voo e expiram no seu processamento. A definição de parâmetros como a altura do voo, horário do sobrevoo, condições meteorológicas, porcentagem de sobreposição dos recobrimentos longitudinais e laterais, quantidade de pontos de controle, tamanho da área a ser mapeada e a escolha do software de processamento das imagens, influenciam diretamente na qualidade e acurácia das ortofotos geradas.

Quando se aborda sobre a qualidade do produto aerofotogramétrico no contexto florestal, principalmente de florestas tropicais como a floresta Amazônica, as características complexas desta como a densidade do povoamento florestal, onde estima-se a existência de mais de 16.000 espécies (TER STEEGE *et al.,* 2013), e a disposição de forma tão próxima dos indivíduos arbóreos, demonstram ser um considerável obstáculo na qualidade do produto aerofotogramétrico gerado e na delimitação dos objetos por parte dos algoritmos.

O fato de não haver áreas abertas (clareiras) o suficiente para alocar a quantidade de pontos de controle exigidas, usando como base a Norma de Execução INCRA/DF/N° 02 de 19 de fevereiro de 2018 que estabelece no mínimo o uso de 20 pontos de checagem/verificação, podem acarretar o comprometimento da qualidade do produto. Sendo assim, uma imagem com a qualidade comprometida, apresenta-se com mais erros como distorções, arrastos, falta de pixel e borrões, interferindo diretamente na eficácia da delimitação das geometrias dos objetos.

Além deste fato, a realidade das florestas apresenta outra limitação: à disposição tão próxima dos indivíduos arbóreos, como também uma diversidade de indivíduos em diferentes épocas fenológicas (floração, desfolhamento, entre outros), apresentam-se como fator limitante para os algoritmos no momento de delimitar as copas das árvores/palmeiras como elementos diferentes, uma vez que podem ocasionar a união de várias copas como um único objeto, ou até mesmo confundir copa de palmeiras com copa de árvores, justamente pela proximidade desses elementos, embora também ocorra pela semelhança da tonalidade do pixel, o que acarreta na necessidade de um algoritmo mais robusto para que sejam detectados corretamente os objetos (BRIEGER *et al.,* 2019; DUARTE; SILVA; TEODORO, 2018).

Embora o aumento crescente do uso da tecnologia das Aeronaves Remotamente Pilotadas (ARP) no setor florestal, segundo Ruza *et al.* (2017) a obtenção dos dados aerofotogramétricos de forma automatizada ainda não prosperou, mais especificamente visando a obtenção automática de métricas florestais. Diversos estudo, assim como esta pesquisa, têm analisado diferentes formas de obtenção de melhores resultados no setor florestal com a utilização das ARP.

Fraser e Congalton (2018) realizaram mapeamento em florestas naturais densas e heterogêneas e analisaram os efeitos da altura de captura de imagem no sucesso do processamento e as influências das características de processamento nas condições de saída. A análise dos autores indicou que há uma vantagem em voar a 100 m acima da superfície do dossel, em vez de uma altitude menor ou maior devido a uma taxa de sucesso maior no alinhamento de imagem mais alta e em um produto ortomosaico de resolução mais fina. Ao compararem os pacotes de software *Agisoft PhotoScan* e *Pix4D mapper Pro*, o Agisoft gerou resultados mais satisfatórios por apresentar maior sucesso no alinhamento da imagem, criando um modelo mais completo, bem como uma saída com resolução mais precisa.

Tomaštík *et al.* (2019) avaliaram as precisões geoespaciais de produtos fotogramétricos que utilizaram o método RTK/PPK (*Real-Time Kinematic, Post-Processed Cinematic*) em uma área florestal, e os resultados deste foram comparados produtos fotogramétricos que utilizaram a aplicação de pontos de controle terrestre (GCPs). Os autores demonstraram que os resultados advindos do método RTK/PPK foram mais eficientes em comparação aos GCPs, pois forneceram dados com precisão comparável ou até maior, o que se apresenta como uma grande vantagem no sensoriamento remoto para áreas inacessíveis e perigosas como as florestas.

Os resultados desta pesquisa aliado a diversos outros de várias fontes darão suporte a novas pesquisas que visem compreender os efeitos das metodologias aerofotogramétricas no contexto florestal, possibilitando que sejam desenvolvidas novas tecnologias e métodos que propiciem formas mais eficazes e viáveis de avaliar as florestas.

6 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Os produtos aerofotogramétricos, Ortofoto e Modelo Digital de Elevação, nos permitem avaliar áreas de floresta em inúmeras métricas como altura, área de copa, avaliação fenológica, mortalidade, que dão subsídio a um planejamento florestal mais eficaz. A análise conjunta desses dois dados se demonstrou promissora e necessária na análise junto aos algoritmos de classificação, gerando um produto de mapeamento de alta precisão, com maior qualidade na classificação dos objetos.

Com a crescente procura por minimização de custos e a geração de produtos de alta precisão, ainda é importante considerar diligentemente a influência do planejamento de voo e das características de processamento na qualidade dos dados. Os resultados apresentados apoiam estes interesses, demonstrando a qualidade dos processamentos realizados que, apesar de muito similares em sua avaliação de eficiência, indicou o software ODM como um modelo mais assertivo no processamento de imagens de ambientes naturais complexos, em comparação ao AGISOFT.

Quanto aos algoritmos utilizados para a identificação de clareiras, todos os algoritmos apresentaram bom desempenho, porém o algoritmo *RandomForest* demonstrou ser o mais indicado para a classificação de imagens de alta resolução, na identificação de clareiras. Quanto à identificação e contagem de palmeiras, o algoritmo SAMGEO demonstrou ser promissor principalmente na contagem dos indivíduos, já que consegue detectar a característica únicas de sua folhagem, porém apresenta limitações quanto à delimitação das palmeiras como um único objeto. É necessário que estudos futuros possam procurar uma maior variabilidade de imagens de floresta, com diversas fitofisionomias e que um modelo específico baseado em inteligência artifical possa ser treinado pensado somente nos objetos típicos visualizados nas florestas.

7 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ACHANTA, R.; SÜSSTRUNK, S. **Superpixels and Polygons using Simple Non-Iterative Clustering**.

ALVARES, C. A. et al. Koppen's climate classification map for Brazil. **Meteorologische Zeitschrift**, v. 22, n. 6, p. 711–728, 2013.

ARTAXO, P. et al. Perspectivas de pesquisas na relação entre clima e o funcionamento da floresta Amazônica. **Ciência e Cultura**, v. 66, p. 41–46, 2014.

BAGARAM, M. B. et al. UAV remote sensing for biodiversity monitoring: Are forest canopy gaps good covariates? **Remote Sensing**, v. 10, n. 9, p. 1–28, 2018.

BARROS, H. S.; FEARNSIDE, P. M. Forest Ecology and Management Soil carbon stock changes due to edge effects in central Amazon forest fragments. **Forest Ecology and Management**, v. 379, p. 30–36, 2016.

BARROS, L. S. C.; LEUZINGER, M. D. The use of drones as a tool for biodiversity conservation in Brazil. **Brazilian Journal of International Law**, v. 16, n. 2, p. 141–150, 2019.

BELOTI, I. F. et al. Low-altitude, high-resolution aerial imaging for field crop phenotyping in summer squash (Cucurbita pepo). **Genetics and Molecular Research**, v. 19, n. 3, p. 1–14, 2020.

BERTEŠKA, T.; RUZGIENĖ, B. Photogrammetric mapping based on UAV imagery. **Geodesy and Cartography**, v. 39, n. 4, p. 158–163, 1 dez. 2013.

BETTS, H. D.; BROWN, L. J.; STEWART, G. H. **Forest canopy gap detection and characterisation by the use of high-resolution Digital Elevation ModelsNew Zealand Journal of Ecology**. [s.l: s.n.]. Disponível em: <https://www.jstor.org/stable/24056197?seq=1&cid=pdf->.

BEZERRA, T. G. et al. Changes caused by forest logging in structure and floristic diversity of natural regeneration: Relationship between climate variables and forest dynamics in the eastern Amazon. **Forest Ecology and Management**, v. 482, 15 fev. 2021.

BHATTACHARYA, A. et al. High Mountain Asian glacier response to climate revealed by multi-temporal satellite observations since the 1960s. **Nature Communications**, v. 12, n. 1, 1 dez. 2021.

BÖHNER, J.; MCCLOY, K. R.; STROBL, J. SAGA – Analysis and Modelling Applications. **Göttinger Geographische Abhandlungen**, v. 115, n. October 2006, p. 130, 2006.

BREIMAN, L. Random Forests. **Machine Learning**, v. 45, p. 5–32, 2001.

BRIEGER, F. et al. Advances in the derivation of Northeast Siberian forest metrics using high-resolution UAV-based photogrammetric point clouds. **Remote Sensing**, v. 11, n. 12, 1 jun. 2019.

BROKAW, N. V. L. The Definition of Treefall Gap and Its Effect on Measures of Forest Dynamics. **Biotropica**, v. 14, n. 2, p. 158–160, 1982.

CABETE, N. P.; CARDOSO, M. G. M. S. Algoritmo CART : Previsão do Desempenho na Matemática do Secundário. **Revista de Ciências da Computação**, v. I, p. 11–27, 2006.

CARBONELL-RIVERA, J. P. et al. **Machine learning applied to the classification of riverine species using UAV-based photogrammetric point clouds**. Proceedings of the International Conference on Smart Geoinformatics Applications (ICSGA 2021). **Anais**...2021.

CARNEIRO, V. M. C. Composição Florística e estrutural da regeneração natural em uma floresta manejada no município de Itacoatiara (AM). **Tese (doutorado)-**, p. 1–174, 2010.

CARVALHO, J. O. P. DE. DINÂMICA DE FLORESTAS NATURAIS E SUA IMPLICAÇÃO PARA O MANEJO FLORESTAL. Em: **SIMPÓSIO SILVICULTURA NA AMAZÔNIA ORIENTAL: contribuições do Projeto Embrapa/DFID**. [s.l: s.n.]. p. 174–179. 1999.

CHUKWU, O.; ALO, A. A.; EZENWENYI, J. U. Development of digital elevation model for Okomu National Park, Nigeria. **Life Sciences**, v. 4, n. 2, p. 27–32, 2018.

CONRAD, O. et al. System for Automated Geoscientific Analyses (SAGA) v. 2.1.4. **Geoscientific Model Development**, v. 8, n. 7, p. 1991–2007, 2015.

CUNHA, R. M. **Estimativa da perda de bimoassa em área de manejo florestal sustentável na Amazônia com uso combinado de LIDAR e câmera RGB a bordo de uma Aeronave Remotamente Pilotada. Dissertação de Mestrado.** Dissertação mestrado—[s.l.] Universidade Federal do Acre, 2018.

CUSHMAN, K. C. et al. Impact of a tropical forest blowdown on aboveground carbon balance. **Scientific Reports**, v. 11, n. 1, 1 dez. 2021.

DALAGNOL, R. et al. Canopy palm cover across the Brazilian Amazon forests mapped with airborne LiDAR data and deep learning. **Remote Sensing in Ecology and Conservation**, v. 8, n. 5, p. 601–614, 1 out. 2022.

DANG HOI, N.; TRUNG DUNG, N. Seasonal Dynamics of Tropical Forest Vegetation in Ngoc Linh Nature Reserve, Vietnam Based on UAV Data. **Forest and Society**, v. 5, n. November, p. 376–389, 2021.

DE BEM, P. P. et al. Change detection of deforestation in the brazilian amazon using landsat data and convolutional neural networks. **Remote Sensing**, v. 12, n. 6, 1 mar. 2020.

DE MORAES, L. F. D.; CAMPELLO, E. F. C.; FRANCO, A. A. Restauração florestal: Do diagnóstics de degradação ao uso de indicadores ecológicos para o monitoramento das ações. **Oecologia Australis**, v. 14, n. 2, p. 437–451, 2010.

DIAS, D. P. Fotossíntese e crescimento em diâmetro de árvores em função da temperatura e da precipitação numa floresta primária de terra-firme na amazônia central. **Programa de Pós-graduação em Ciências de Florestas Tropicais. INPA**, p. 277–281, 2009.

D'OLIVEIRA, M. V. N. et al. Aboveground biomass estimation in Amazonian tropical forests: A comparison of aircraft-and gatoreye UAV-borne LIDAR data in the Chico mendes extractive reserve in Acre, Brazil. **Remote Sensing**, v. 12, n. 11, 1 jun. 2020.

D'OLIVEIRA, M. V. N. et al. Impacts of selective logging on Amazon forest canopy structure and biomass with a LiDAR and photogrammetric survey sequence. **Forest Ecology and Management**, v. 500, 15 nov. 2021.

DUARTE, L.; SILVA, P.; TEODORO, A. C. Development of a QGIS plugin to obtain parameters and elements of plantation trees and vineyards with aerial photographs. **ISPRS International Journal of Geo-Information**, v. 7, n. 3, 1 mar. 2018.

ELSEN, P. R.; MONAHAN, W. B.; MERENLENDER, A. M. Topography and human pressure in mountain ranges alter expected species responses to climate change. **Nature Communications**, v. 11, n. 1, 1 dez. 2020.

FAO. Global Forest Resources Assessment 2020 - Key findings. **FAO**, 2020.

FENG, C. et al. ASSESSMENT OF INFLUENCE OF IMAGE PROCESSING ON FULLY AUTOMATIC UAV PHOTOGRAMMETRY. **The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences**, v. XLII-2/W13, p. 10–14, 2019.

FERREIRA, E.; DANTAS, A. A. A.; MORAIS, A. R. DE. **Exatidão na classificação de fragmentos de matas em imagem do satélite Cbers-CCD, no município de Lavras, MG**. Anais XIII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto. **Anais**...Florianópolis: abr. 2007.

FERREIRA, M. P. et al. Individual tree detection and species classification of Amazonian palms using UAV images and deep learning. **Forest Ecology and Management**, v. 475, 1 nov. 2020.

FIGUEIREDO, E. O.; D'OLIVEIRA, M. V. N. DE; FIGUEIREDO, S. M. DE M. Uso de Aeronaves Remotamente Pilotadas (ARP) no Planejamento Florestal. **VIII Simpósio Brasileiro de Agropecuária Sustentável**, p. 65–72, 2016.

FIGUEIREDO, E. O.; FIGUEIREDO, S. M. DE M. Planos de voo semiautônomos para fotogrametria com aeronaves remotamente pilotadas de classe 3. **Circular Técnica 75**, p. 56, 2018.

FILHO, O. M.; NETO, H. V. **Processamento Digital de Imagens**. Rio de Janeiro: Brasport, 1999.

FRASER, B. T.; CONGALTON, R. G. Issues in Unmanned Aerial Systems (UAS) data collection of complex forest environments. **Remote Sensing**, v. 10, n. 6, 1 jun. 2018.

FRICKER, G. A. et al. More than climate? Predictors of tree canopy height vary with scale in complex terrain, Sierra Nevada, CA (USA). **Forest Ecology and Management**, v. 434, p. 142–153, 28 fev. 2019.

FRIEDMAN, J. H. Greedy Function Approximation: A Gradient Boosting Machine. **The Annals of Statistics**, v. 29, n. 5, p. 1189–1232, 2001.

GAGNON, J. L. et al. Characteristics of gaps and natural regeneration in mature longleaf pine flatwoods ecosystems. **Forest Ecology and Management**, v. 187, n. 2–3, p. 373–380, 23 jan. 2004.

GALEANA PÉREZ, V. M. et al. Medición de asentamientos en pavimentos dañados por subsidencia usando ortomosaicos y MDE mediante GPS y VANT. **Ingeniería Investigación y Tecnología**, v. 24, n. 2, p. 1–13, 1 jul. 2022.

GANDARA, F.; KAGEYAMA, P. Indicadores de sustentabilidade de florestas naturais. **Série IPEF**, v. 12, n. 31, p. 79–84, 1998.

GEBREHIWOT, A. A.; HASHEMI-BENI, L. Three-Dimensional Inundation Mapping Using UAV Image Segmentation and Digital Surface Model. **International Journal of Geo-Information**, v. 10, n. 144, p. 2–13, 2021.

GETZIN, S.; NUSKE, R. S.; WIEGAND, K. Using unmanned aerial vehicles (UAV) to quantify spatial gap patterns in forests. **Remote Sensing**, v. 6, n. 8, p. 6988–7004, 2014.

GUASCAL, E. et al. **Application of Remote Sensing Techniques in the Estimation of Forest Biomass of a Recreation Area by UAV and RADAR Images in Ecuador**. 2020 7th International Conference on eDemocracy and eGovernment, ICEDEG 2020. **Anais**...Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., 1 abr. 2020.

GUERRA-HERNÁNDEZ, J. et al. Comparison of ALS- and UAV (SfM) -derived high-density point clouds for individual tree detection in Eucalyptus plantations. **International Journal of Remote Sensing**, v. 00, n. 00, p. 1–25, 2018.

HAMERLY, G.; ELKAN, C. Learning the k in k-means. **Advances in Neural Information Processing Systems** , 2004.

DOS SANTOS, V. A. H. F.; MODOLO, G. S.; FERREIRA, M. J. How do silvicultural treatments alter the microclimate in a Central Amazon secondary forest? A focus on light changes. **Journal of Environmental Management**, v. 254, p. 1–9, 2020.

HOLDSWORTH, A.; UHL, C. O fogo na floresta explorada e o potencial para redução de incêndios florestais na Amazônia. **Série Amazônia N°**, n. 14, p. 38, 1998.

HUANG, H.; HE, S.; CHEN, C. Leaf abundance affects tree height estimation derived from UAV images. **Forests**, v. 10, n. 10, 2019.

HUANG, H.; LI, X.; CHEN, C. Individual Tree Crown Detection and Delineation From Very-High-Resolution UAV Images Based on. **IEEE Journal of selected topics in applied earth observations and remote sensing**, p. 1–10, 2018.

HU, T. et al. Development and Performance Evaluation of a Very Low-Cost UAV-Lidar System for Forestry Applications. **Remote Sensing**, v. 13, n. 1, p. 77, 2020.

INCRA. **Norma de Execução INCRA/DF/N° 02 de Fevereiro de 2018**. Brasil, 2018.

IVANOVA, N. V.; SHASHKOV, M. P. Tree stand assessment before and after windthrow based on open-access biodiversity data and aerial photography. **Nature Conservation Research**, v. 7, p. 52–63, 2022.

JIEQING, S.; ZHONGKE, F.; JINCHENG, L. Design and experiment of high precision forest resource investigation system based on UAV remote sensing images. **Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering**, v. 33, n. 11, p. 82–90, 2017.

JOSHI, G.; NEGI, G. C. S. Quantification and valuation of forest ecosystem services in the western Himalayan region of India. **International Journal of Biodiversity Science, Ecosystem Services and Management**, v. 7, n. 1, p. 2–11, 2011.

KAMEYAMA, S.; SUGIURA, K. Effects of differences in structure from motion software on image processing of unmanned aerial vehicle photography and estimation of crown area and tree height in forests. **Remote Sensing**, v. 13, n. 4, p. 1–22, 2 fev. 2021.

KATTENBORN, T.; EICHEL, J.; FASSNACHT, F. E. Convolutional Neural Networks enable efficient , accurate and fine- grained segmentation of plant species and communities from high-resolution UAV imagery. **Scientific Reports**, p. 1–9, 2019.

KAZEMI GARAJEH, M. et al. An integrated approach of remote sensing and geospatial analysis for modeling and predicting the impacts of climate change on food security. **Scientific Reports**, v. 13, n. 1, 1 dez. 2023.

KE, G. et al. **LightGBM: A Highly Efficient Gradient Boosting Decision Tree**. Conference on Neural Information Processing Systems. **Anais**...2017. Disponível em: <https://github.com/Microsoft/LightGBM.>

KIRILLOV, A. et al. **Segment Anything**. [s.l: s.n.]. Disponível em: <https://segment-anything.com.>.

LANGHI, P.; TOMMASELLI, A. M. G. **Correção radiométrica de imagens aéreas digitais por meio de ajuste polinomial**. II Simpósio Brasileiro de Ciências Geodésicas e Tecnologias da Geoinformação. **Anais**...2008.

LEITÃO, M. M. V. B. R. et al. **Um estudo da dinâmica de clareiras em floresta de terra firme na Amazônia**. , 2003.

LI, L. et al. Quantifying understory and overstory vegetation cover using UAV-based RGB imagery in forest plantation. **Remote Sensing**, v. 12, n. 2, 1 jan. 2020.

LIMA PERES, M. C. et al. Natural processes in the environment: Analysis of the effects of natural disorders in fragments of the Atlantic Rainforest in northeastern Brazil. **Revista em Agronegocio e Meio Ambiente**, v. 14, n. 1, 2021.

LIZARAZO, I. Accuracy assessment of object-based image classification: another STEP. **International Journal of Remote Sensing**, v. 35, n. 16, p. 6135–6156, 1 ago. 2014.

LIZARAZO, I.; ELSNER, P. Fuzzy segmentation for object-based image classification. **International Journal of Remote Sensing**, v. 30, n. 6, p. 1643–1649, 20 mar. 2009.

MACIEL, M. D. N. M. et al. Efeito da radiação solar na dinâmica de uma floresta. **Revista Ciências Exatas e Naturais**, v. 4, n. 1, p. 101–114, 2002.

MANTRIPRAGADA, K.; GIANNOTTI, M. A.; QUINTANILHA, J. A. Estimates of forest degradation: an algorithm based on active learning, maximum likelihood and PCA for change detection. **IEEE**, v. 14, p. 4200–4203, 2014.

MCMAHON, S. M.; ARELLANO, G.; DAVIES, S. J. The importance and challenges of detecting changes in forest mortality rates. **Ecosphere**, v. 10, n. 2, 1 fev. 2019.

MEDDENS, A. J. H. et al. Developing 5 m resolution canopy height and digital terrain models from WorldView and ArcticDEM data. **Remote Sensing of Environment**, v. 218, p. 174–188, 1 dez. 2018.

MESQUITA DA CUNHA, R. et al. **Estimativa da perda de biomassa em área de manejo florestal sustentável na Amazônia por meio da combinação de dados LiDAR e câmeras RGB a bordo de Aeronave Remotamente Pilotada (ARP)**. Santos: [s.n.].

MIRAKI, M.; SOHRABI, H.; ESMAILZADEH, O. **Sex discrimination of individual trees using UAV Imagery**. International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences - ISPRS Archives. **Anais**...International Society for Photogrammetry and Remote Sensing, 30 maio 2022.

MODOLO, G. S. **Ambientes Contrastantes De Luz Alteram As Relações Entre Taxas Demográficas E Características Fotossintéticas Em Mudas De Espécies Arbóreas Tropicais?** Dissertação de Mestrado—Manaus: Universidade Federal do Amazonas, abr. 2020.

MODOLO, G. S.; DOS SANTOS, V. A. H. F.; FERREIRA, M. J. Testing for functional significance of traits: Effect of the light environment in tropical tree saplings. **Ecology and Evolution**, v. 11, n. 11, p. 6480–6492, 2021.

MOLA, F. Classification and Regression Trees Software and New Developments. **Advances in Data Science and Classification**, p. 311–318, 1998.

MOURA, M. M. et al. Towards amazon forest restoration: Automatic detection of species from uav imagery. **Remote Sensing**, v. 13, n. 13, 1 jul. 2021.

MURPHY, D. D.; NOON, B. R. Integrating scientific methods with habitat conservation planning: reserve design for northern spotted owls. **Ecological Applicationns**, v. 2, n. 1, p. 3–17, 1992.

MUSCOLO, A. et al. A review of the roles of forest canopy gaps. **Journal of Forestry Research**, v. 25, n. 4, p. 725–736, 2014.

MUTHUSAMY, M. et al. Understanding the effects of Digital Elevation Model resolution in urban fluvial flood modelling. **Journal of Hydrology**, v. 596, 1 maio 2021.

NETO, E. M. DE L. et al. FOTOGRAFIAS AÉREAS PARA MENSURAÇÃO DA ÁREA DE COPA DAS ÁRVORES DE RUAS DE CURITIBA – PR. **Floresta**, v. 42, n. 3, p. 577–586, 2012.

NIELSEN, A. A.; CONRADSEN, K. **Multivariate alteration detection (MAD) in multispectral, bi-temporal image data: a new approach to change detection studies**. Denmark: [s.n.]. 1997.

NIELSEN, A. A.; CONRADSEN, K.; SIMPSON, J. J. Multivariate Alteration Detection (MAD) and MAF Postprocessing in Multispectral, Bitemporal Image Data: New Approaches to Change Detection Studies. **Remote Sens. Environ**, v. 64, p. 1–19, 1998.

NORI, W. et al. Detection of land cover changes using multi-temporal satellite imagery. **The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences**, v. XXXVII, p. 947–952, 2008.

NUTTO, L. et al. Utilização dos parâmetros da copa para avaliar o espaço vital em povoamentos de Pinus elliottii Engelm. **Boletim de Pesquisa Florestal**, n. 42, p. 123–138, 2001.

OLIVEIRA CHAGAS, G. **Uso de dados LiDAR, SAR e Sentinel-2 para estimativa da biomassa florestal acima do solo na Floresta Nacional do Tapajós**. Dissertação de Mestrado—São José dos Campos: Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, 17 ago. 2021.

ONISHI, M. et al. Practicality and Robustness of Tree Species Identification Using UAV RGB Image and Deep Learning in Temperate Forest in Japan. **Remote Sensing**, v. 14, n. 7, 1 abr. 2022.

ORFANÓ FIGUEIREDO, E.; FIGUEIREDO, S. M. DE M.; D'OLIVEIRA, M. V. N. Inventário florestal de palmáceas na Amazônia com o emprego de Aeronave Remotamente Pilotada (RPA). **X Simpósio Brasileiro de Pós-Graduação em Ciências Florestais**, p. 703–707, 2018.

PARK, J. Y. et al. Quantifying leaf phenology of individual trees and species in a tropical forest using unmanned aerial vehicle (UAV) images. **Remote Sensing**, v. 11, n. 13, 1 jul. 2019.

PARULEKAR, B.; SINGH, N.; RAMIYA, A. M. Evaluation Of Segment Anything Model (SAM) For Automated Labelling in Machine Learning Classication of UAV Geospatial Data. **Research Square**, p. 1–22, 2024.

PAUL, S. A. **Superpixels for Soil Moisture Characterization Segmentation of a Forested Department of Geography Superpixels for Soil Moisture Characterization Segmentation of a Forested Alpine Catchment Area Based on Topographic Features Submitted by**. Dissertação (mestrado)—[s.l.] University of Innsbruck, 2019.

PAZ, O. L. DE S. DA et al. Análise da eficiência do uso de aeronaves remotamente pilotadas no mapeamento de solo exposto em manguezais urbanos. **Sociedade & Natureza**, v. 33, p. 1–17, 2021.

PÉLLICO NETTO, S.; BRENA, D. A. Inventário Florestal, Curitiba, Edição Autores, 1997. 316p.

PINGEL, T. J.; CLARKE, K. C.; MCBRIDE, W. A. An improved simple morphological filter for the terrain classification of airborne LIDAR data. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. 77, p. 21–30, 2013.

PLOTNIKOVA, A. S.; KHARITONOVA, A. O. Web-Based Gis for mapping fire regimes of Pechoro-Ilych Reserve and its environs. **Forest Science Issues**, v. 4, n. 1, p. 1–8, 2021.

PRAVEENA, S. M. et al. Forest fire detection using drone. **International Journal of Engineering Applied Sciences and Technology**, v. 6, n. 7, p. 110–113, 2021.

PULITI, S. et al. Inventory of small forest areas using an unmanned aerial system. **Remote Sensing**, v. 7, n. 8, p. 9632–9654, 2015.

PULITI, S.; TALBOT, B.; ASTRUP, R. Tree-Stump Detection , Segmentation , Classification , and Measurement Using Unmanned Aerial Vehicle (UAV) Imagery. **Forests**, v. 9, n. 102, p. 1–14, 2018.

RASEL RAHMAN, A. K. Z. et al. Unmanned Aerial Vehicle Assisted Forest Fire Detection Using Deep Convolutional Neural Network. **Intelligent Automation and Soft Computing**, v. 35, n. 3, p. 3259–3277, 2023.

ROCHA, J. et al. The importance of high resolution digital elevation models for improved hydrological simulations of a mediterranean forested catchment. **Remote Sensing**, v. 12, n. 20, p. 1–17, 2 out. 2020.

RODRIGUES, F. A. **Análise do uso de satélites ópticos no mapeamento de clareiras sob manejo florestal, a partir de técnicas de classificação em inteligência artificial (machine learning) na Floresta Nacional de Altamira**. Dissertação (mestrado)—Brasília: Universidade de Brasília, fev. 2024.

RODRIGUEZ, L. C. E. Monitoramento Florestal: iniciativas , definições e recomendações. **Série Técnica Ipef**, v. 12, n. 31, p. 9–22, 1998.

ROMA, J. C. (IPEA); ANDRADE, A. L. C. DE (SFB/MMA). Economia, concessões florestaos e a exploração sustentável de madeira. **Boletim regional, urbano e ambiental**, n. 8, p. 91–96, 2013.

RUZA, M. S. et al. Inventário de Sobrevivência de povoamento de Eucalyptus com uso de Redes Neurais Artificiais em Fotografias obtidas por VANTs. **Adv. For. Sci**, n. 1, p. 83–88, 2017.

SAFFARI, A. et al. **On-line Random Forests**. 12th International Conference on Computer Vision Workshops. **Anais**...2009.

SALAZAR, J. F. et al. Scaling properties reveal regulation of river flows in the Amazon through a " forest reservoir ". p. 1735–1748, 2018.

SANTOS, E. K. M. DOS; FIGUEIREDO, S. M. DE M.; FIGUEIREDO, E. O. Comportamento Fenológico De Espécies Florestais Detectado Por Sistemas Aéreos Não Tripulados. Em: **Biodiversidade e Biotecnologia no Brasil 1**. [s.l: s.n.]. p. 260–277.

SANTOS, M. G. S. DOS; MELO, L. D. O.; COSTA, M. S. S. Efeitos do incêndio florestal sobre a vegetação na Floresta Nacional do Tapajós. **Revista Ibero-Americana de Ciências Ambientais**, v. 9, n. 7, p. 211–223, 2018.

SCHIEFER, F. et al. Mapping forest tree species in high resolution UAV-based RGB-imagery by means of convolutional neural networks. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. 170, n. October, p. 205–215, 2020.

SCHONBERGER, J. L.; FRAHM, J. M. Structure-from-Motion Revisited. **Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition**, p. 4104–4113, 2016.

SINGH, A. Review Articlel: Digital change detection techniques using remotely-sensed data. **International Journal of Remote Sensing**, v. 10, n. 6, p. 989–1003, 1989.

SOLARI, R. A. F. **Aplicação De Métodos De Classificação Supervisionada Em Imagens Do Sentinel-2, Como Suporte Ao Cadastro Ambiental Rural**. Dissertação (mestrado)—[s.l.] Faculdade UnB Planaltina (FUP), 2017.

SOMBROEK, W. Spatial and Temporal Patterns of Amazon Rainfall. **Ambio**, v. 30, n. 7, p. 388–396, 2001.

SOTHE, C. **Classificação do Estádio Sucessional da Vegetação em áreas de floresta ombrófila mista empregando análise baseada em objeto e ortoimagens**. Dissertação (mestrado)—Lages: Universidade do Estado de Santa Catarina, 2014.

SOUSA, J. A. P. DE. **Elaboração de um índice de vulnerabilidade ambiental dos fragmentos florestais da Mata Atlântica**. Tese (doutorado)—[s.l.] Universidade Estadual Paulista, 2021.

ST-ONGE, B. et al. Canopy Gap Detection and Analysis with Airborne Laser Scanning. Em: **Forestry Applications ofAirborne Laser Scanning: Concepts and Case Studies, Managing Forest Ecosystems**. [s.l: s.n.]. p. 419–437.

SU, C. T.; LI, T. S. A mahalanobis distance based classifier for diagnosis of diseases. **Journal of the Chinese Institute of Industrial Engineers**, v. 19, n. 5, p. 41–47, 2002.

TANG, L.; SHAO, G. Drone remote sensing for forestry research and practices. **Journal of Forestry Research**, v. 26, n. 4, p. 791–797, 2015.

TER STEEGE, H. et al. Hyperdominance in the Amazonian tree flora. **Science**, v. 342, n. 6156, 2013.

TOMAŠTÍK, J. et al. UAV RTK/PPK method-An optimal solution for mapping inaccessible forested areas? **Remote Sensing**, v. 11, n. 6, p. 2–19, 2019.

TORRESAN, C. et al. Forestry applications of UAVs in Europe: a review. **International Journal of Remote Sensing**, v. 38, n. 8–10, p. 2427–2447, 2017.

TORRES, D. L. et al. Applying Fully Convolutional Architectures for Semantic Segmentation of a Single Tree Species in Urban Environment on High Resolution UAV Optical Imagery. **Sensors**, v. 20, n. 563, p. 1–20, 2020.

TRINDADE, C. A.; NUNES, J. C. S. Influência do uso de pontos de controle de campo na melhoria da acurácia dos dados coletados por meio de VANT nas periciais ambientais. **Revista Brasileira de Criminalística**, v. 7, n. 1, p. 17–20, 14 maio 2018.

VIEIRA, G.; HOSOKAWA, R. T. Composição florística da vegetação da regeneração natural. 1 ano após diferentes níveis de exploração de uma floresta tropical úmida. **Acta Amazonica**, v. 19, n. 0, p. 401–413, 1989.

VIÑA, A. et al. Evaluating MODIS data for mapping wildlife habitat distribution. **Remote Sensing of Environment**, v. 112, n. 5, p. 2160–2169, 15 maio 2008.

WALLACE, L. et al. Development of a UAV-LiDAR system with application to forest inventory. **Remote Sensing**, v. 4, n. 6, p. 1519–1543, 2012.

WERNECK, M. D. S.; FRANCESCHINELLI, E. V.; TAMEIRÃO-NETO, E. Mudanças na florística e estrutura de uma floresta decídua durante um período de quatro anos (1994-1998),

na região do Triângulo Mineiro, MG. **Revista Brasileira de Botânica**, v. 23, n. 4, p. 401–413, 2000.

WHITMORE, T. C. Canopy Gaps and the two Major groups of Foresy Trees. **Ecology**, v. 70, n. 3, p. 536–538, 1989.

WINK, C. et al. Parâmetros da copa e a sua relação com o diâmetro e altura das árvores de eucalipto em diferentes idades. **Scientia Forestalis/Forest Sciences**, v. 40, n. 93, p. 57–67, 2012.

WU, Q.; OSCO, L. P. SAMGEO: A Python package for segmenting geospatial data with the Segment Anything Model (SAM). **Journal of Open Source Software**, v. 8, n. 89, p. 5663, 12 set. 2023.

XU, W. et al. Construction of landscape ecological network based on landscape ecological risk assessment in a large-scale opencast coal mine area. **Journal of Cleaner Production**, v. 286, 1 mar. 2021.

YANG, L. et al. High-resolution rice mapping based on snic segmentation and multi-source remote sensing images. **Remote Sensing**, v. 13, n. 6, 2 mar. 2021.

YUAN, C.; LIU, Z.; ZHANG, Y. UAV-based forest fire detection and tracking using image processing techniques. **2015 International Conference on Unmanned Aircraft Systems, ICUAS 2015**, p. 639–643, 2015.

ZHANG, W.; MONTGOMERY, D. R. **Digital elevation model grid size, landscape representation, and hydrologic simulationsWATER RESOURCES RESEARCH**. [s.l: s.n.].

ZIMMERMANN, B.; ELSENBEER, H.; DE MORAES, J. M. The influence of land-use changes on soil hydraulic properties: Implications for runoff generation. **Forest Ecology and Management**, v. 222, n. 1–3, p. 29–38, 2006.

ZULFIQAR, H. et al. Identification of cyclin protein using gradient boost decision tree algorithm. **Computational and Structural Biotechnology Journal**, v. 19, p. 4123–4131, 1 jan. 2021.

APÊNDICES

APÊNDICE A – *Script da correspondência de histogramas*

```
// definir paramêtros de visualização
var visParams = {
  bands: ['b1', 'b2', 'b3']
};

// centralizar mapa e colocar na visualização
Map.centerObject(novembrorec, 17);
//tirando os valores zero
var abrilrec = abrilrec.updateMask(abrilrec.gte(1));
var novembrorec = novembrorec.updateMask(novembrorec.gte(1))
var setembrorec = setembrorec.updateMask(setembrorec.gte(1))

Map.addLayer(abrilrec, visParams, 'Orto_Abril2022');
Map.addLayer(novembrorec, visParams, 'ORTO_NOVEMBRO2021');
Map.addLayer(setembrorec, visParams, 'Orto_SETEMBRO2021');

//casamento do histograma
//1. funções
//a) lookup

// Cria uma tabela de correspondencia para casar os dois histogramas, usando um como referência.
var lookup = function(sourceHist, targetHist) {
  // divide os histogramas por coluna e normaliza as contagens.
  var sourceValues = sourceHist.slice(1, 0, 1).project([0])
  var sourceCounts = sourceHist.slice(1, 1, 2).project([0])
  sourceCounts = sourceCounts.divide(sourceCounts.get([-1]))

  var targetValues = targetHist.slice(1, 0, 1).project([0])
  var targetCounts = targetHist.slice(1, 1, 2).project([0])
  targetCounts = targetCounts.divide(targetCounts.get([-1]))

  // Acha a primeira posição na imagem alvo onde a contagem targetCount >= que a contagem na referencia (srcCount[i]) para cada i.
  var lookup = sourceCounts.toList().map(function(n) {
    var index = targetCounts.gte(n).argmax()
    return targetValues.get(index)
  })
  return {x: sourceValues.toList(), y: lookup}
}

//b) Fazer a correspondência.
var histogramMatch = function(sourceImg, targetImg) {
  var geom = sourceImg.geometry()
  var args = {
```

```
    reducer: ee.Reducer.autoHistogram({maxBuckets: 256, cumulative: true}),
    geometry: geom,
    scale: 0.5, // precisa especificar mas faz pouca diferença por causa da linha abaixo bestEffort
    maxPixels: 65536 * 4 - 1,
    bestEffort: true
  }

  // Usar apenas pixels na imagem alvo que tem algum valor em comum com o da fonte
  // (calculado pelo retangulo envolvente - footprint e mask).
  var source = sourceImg.reduceRegion(args)
  var target = targetImg.updateMask(sourceImg.mask()).reduceRegion(args)

  return ee.Image.cat(
    sourceImg.select(['b1'])
      .interpolate(lookup(source.getArray('b1'), target.getArray('b1'))),
    sourceImg.select(['b2'])
      .interpolate(lookup(source.getArray('b2'), target.getArray('b2'))),
    sourceImg.select(['b3'])
      .interpolate(lookup(source.getArray('b3'), target.getArray('b3')))
  )
}

//aqui inicia-se de fato
// usaremos a imagem de Abril como referência
var reference = abrilrec

//imagem de setembro sendo corrigida
var setembrorec = histogramMatch(setembrorec, reference)

var visParamsRefl = {min: 0, max: 255}
Map.addLayer(setembrorec, visParamsRefl, 'setembro2021_histonovo')

//agora novembro
var novembrorec = histogramMatch(novembrorec, reference)
Map.addLayer(novembrorec, visParamsRefl, 'Novembro2021_histonovo')
```

APÊNDICE B – *Script* da segmentação e classificação

```
var cup_set_ = cup_set.updateMask(cup_set.gte(1))
var cup_set_4bandas = cup_set_.addBands(DEM_cup_set);
Map.centerObject(cup_set_4bandas, 17);
var bands = ['b1', 'b2', 'b3', 'b1_1']
var img = ee.Image(cup_set_4bandas).divide(255).select(bands);

Map.addLayer(DEM_cup_set, imageVisParam2, 'DEM')
Map.addLayer(img, imageVisParam, 'Ortofoto')


//var segmentada = ee.Algorithms.Image.Segmentation.GMeans(image, 10, 90)
//Map.addLayer(segmentada,{min: 0,
//  max: 0.5},'imagem_segmentada');

var seeds = ee.Algorithms.Image.Segmentation.seedGrid(36);

//algoritmo segmentador GMEANS
var segmenGmeans = ee.Algorithms.Image.Segmentation.GMeans(img, 3, 50, 10)
Map.addLayer(segmenGmeans.randomVisualizer(), {opacity:0.5}, 'Segmentação GMeans');

// algoritmo segmentador SNIC
var snic = ee.Algorithms.Image.Segmentation.SNIC({
  image: img,
  size: 32,
  compactness: 5,
  connectivity: 8,
  neighborhoodSize:256,
  seeds: seeds
})


var clusters = snic.select('clusters')
Map.addLayer(clusters.randomVisualizer(), {}, 'clusters')
//Map.addLayer(snic, { min:0, max:1, gamma: 0.8}, 'means', false)

// calcula o desvio padrão por cluster.
var stdDev = img.addBands(clusters).reduceConnectedComponents(ee.Reducer.stdDev(),
'clusters', 256)
Map.addLayer(stdDev, {min:0, max:1}, 'StdDev', false)

// Area, Perimeter, Width and Height
```

```
var area = ee.Image.pixelArea().addBands(clusters).reduceConnectedComponents(ee.Reducer.sum(), 'clusters', 256)
Map.addLayer(area, {min:1, max: 500000}, 'Cluster Area', false)

var minMax = clusters.reduceNeighborhood(ee.Reducer.minMax(), ee.Kernel.square(1));
var perimeterPixels = minMax.select(0).neq(minMax.select(1)).rename('perimeter');
Map.addLayer(perimeterPixels, {min: 0, max: 1}, 'perimeterPixels');

var perimeter = perimeterPixels.addBands(clusters)
    .reduceConnectedComponents(ee.Reducer.sum(), 'clusters', 256);
Map.addLayer(perimeter, {min: 100, max: 400}, 'Perimeter size', false);

var sizes = ee.Image.pixelLonLat().addBands(clusters).reduceConnectedComponents(ee.Reducer.minMax(), 'clusters', 256)
var width = sizes.select('longitude_max').subtract(sizes.select('longitude_min')).rename('width')
var height = sizes.select('latitude_max').subtract(sizes.select('latitude_min')).rename('height')
Map.addLayer(width, {min:0, max:0.02}, 'Cluster width', false)
Map.addLayer(height, {min:0, max:0.02}, 'Cluster height', false)

var objectPropertiesImage = ee.Image.cat([
  snic.select(bands),
  stdDev,
  area,
  perimeter,
  width,
  height
]).float();

var prop_class = 'id';
var treino = arvore.merge(clareira).merge(desfolhadas).merge(palmeiras);
var treinamento = img.select(bands).sampleRegions({
  collection: treino,
  properties: [prop_class],
  scale: 0.1
});

//Algoritmo classificador CART
//var classificador = ee.Classifier.smileCart(4).train(treinamento,prop_class,bands);

//Algoritmo classificador RandomForest
//var classificador = ee.Classifier.smileRandomForest(1).train(treinamento,prop_class,bands);

//Algoritmo classificador Mahalanobis
//var classificador = ee.Classifier.minimumDistance('mahalanobis').train(treinamento,prop_class,bands);
//print('Resultados do classificador', classificador.explain());
```

```
//Algoritmo classificador GradientTreeBoost
//var classificador = ee.Classifier.smileGradientTreeBoost(20).train({
 // features: treinamento,
  //classProperty: 'id',
  //inputProperties: img.bandNames()
//});

var img_classificada = img.classify(classificador);
Map.addLayer(img_classificada.clip(area_class), {min: 1, max:4,
palette: ['green', 'black', 'pink','orange']}, "classificada");


// Exportar a imagem classificada
Export.image.toDrive({
   image: img_classificada,
   description:'img_class_cup_set_rf',
   crs: 'EPSG:31980',
   fileFormat: 'GeoTIFF'
   });
```

APÊNDICE C – SCRIPT DA SEGMENTAÇÃO SAMGEO

```
!pip install -U geemap

%pip install segment-geospatial pycrs

import ee
import geemap
from samgeo import SamGeo

Map = geemap.Map()
area = ee.Geometry.Polygon(
        [[[-60.045864443855635, -2.65675326923469],
          [-60.04554526098286, -2.657294492974627],
          [-60.04467354305302, -2.6568336490130564],
          [-60.0450839210323, -2.6562120452575213],
          [-60.04593149908101, -2.6566166235994775]]]);
image = ee.Image("projects/ee-
andremendonca/assets/ppgcifa_julie/enriquecimento/ortofoto_enriq_abril_
odm")
DEM = ee.Image("projects/ee-
andremendonca/assets/ppgcifa_julie/enriquecimento/DEM_abril_enriq_ODM")
cup_abril_ = image.updateMask(image.gte(1))
cup_abril_4bandas = cup_abril_.addBands(DEM);
Map.centerObject(cup_abril_4bandas, 17);
bands = ['b1', 'b2', 'b3', 'b1_1']
img = ee.Image(cup_abril_4bandas).divide(1024).select(bands);

Map.addLayer(img, {}, "ortofoto_abril_2022")

Map.centerObject(area, 16)

bbox = Map.user_roi_coords()
if bbox is None:
    bbox = [-60.058728, -2.65659278, -60.0590088, -2.65687246]
#bbox = area 3

geemap.ee_to_geotiff(
    img, "set.tif", bbox, resolution=0.02, crs="EPSG:31980",
vis_params={"bands": ["b1", "b2", "b1_1"]}
)

sam = SamGeo(
```

```
    model_type="vit_h",
    checkpoint="sam_vit_h_4b8939.pth",
    erosion_kernel=(3,3),
    device=None,
    sam_kwargs=None,
)

sam.generate("set.tif", output="masks.tif", foreground=True,
unique=True)

sam.show_masks(cmap="binary_r")

sam.show_anns(axis="off", alpha=1, output="annotations.tif")

Map.add_raster("annotations.tif", opacity=0.5, layer_name="Masks")
Map

sam.tiff_to_vector("annotations.tif", "masks.shp")

style = {
    "color": "#3388ff",
    "weight": 2,
    "fillColor": "#7c4185",
    "fillOpacity": 0.5,
}
Map.add_vector("masks.shp", layer_name="Vector", style=style)
Map
```