



ISSN:1984-2295

Revista Brasileira de Geografia Física

Homepage: <https://periodicos.ufpe.br/revistas/rbgfe>



Uso de Aeronave Remotamente Pilotada para Extração de Variáveis Dendrométricas de uma Floresta Tropical Seca

Emanuel Araújo Silva¹, Rinaldo Luiz Caraciolo Ferreira², Gabriel Paes Marangon³, Jéssica Stéfane Alves Cunha⁴, Anelisa Pedroso Finger⁵, Elisiane Alba⁶, Bruna Rafaella Ferreira da Silva⁷, Sthéfany Carolina de Melo Nobre⁸, Lorena de Moura Melo⁹, Sara Sebastiana Nogueira¹⁰

¹ Professor no Departamento de Ciências Florestais, Universidade Federal Rural de Pernambuco (UFRPE), Brasil, emanuel.araujo@ufrpe.br, ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-0711-5954>; ² Professor no Departamento de Ciências Florestais, Universidade Federal Rural de Pernambuco (UFRPE), Brasil, rinaldo.ferreira@ufrpe.br, ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-7349-6041>; ³ Professor no Departamento de Engenharia Florestal, Universidade Federal do Pampa (UNIPAMPA), gabrielmarangon@unipampa.edu.br, ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-8090-9000>; ⁴ Doutora em Ciências Florestais, Universidade Federal Rural de Pernambuco (UFRPE), cunhajsa@gmail.com, ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-5332-0564>; ⁵ Doutoranda em Ciências Florestais, Universidade Federal Rural de Pernambuco (UFRPE), anefinger@yahoo.com.br, ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-8809-240X>; ⁶ Professora na Unidade Acadêmica de Serra Talhada, Universidade Federal Rural de Pernambuco (UFRPE), elisianealba@gmail.com, ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-6210-4559>; ⁷ Doutoranda em Ciências Florestais, Universidade Federal Rural de Pernambuco (UFRPE), brunaraella@hotmai.com, ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-7251-5092>; ⁸ Doutoranda em Ciências Florestais, Universidade Federal Rural de Pernambuco (UFRPE), sthefanynobre.20@gmail.com, ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-1572-5579>; ⁹ Doutoranda em Ciências Florestais, Universidade Federal Rural de Pernambuco (UFRPE), lorem.moura@gmail.com, ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-6943-8439>; ¹⁰ Doutoranda em Ciências Florestais, Universidade Federal Rural de Pernambuco (UFRPE), sarasn7@gmail.com, ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-9836-3894>.

Artigo recebido em 05/06/2024 e aceito em 05/02/2025

RESUMO

O inventário florestal convencional é realizado para obter os dados dendrométricos de uma floresta, e o sensoriamento remoto vem sendo bastante utilizado como uma nova tecnologia associada ao inventário florestal, uma vez que ajuda a diminuir os erros de amostragem e promove a redução de custos. Com isso, o objetivo deste estudo foi apresentar método que apoie o inventário florestal convencional na detecção, delineamento de copas e estimativa de parâmetros de árvores individuais com foco nas Florestas Tropicais secas do semiárido Pernambucano. O estudo foi realizado no município de Floresta-PE, onde foi realizado o inventário florestal de 40 parcelas, coletando os dados de altura e CAP de cada árvore. As imagens foram obtidas utilizando um RPA de modelo Phantom 4 PRO com sensor RGB embarcado, adquirindo 346 imagens, que posteriormente criaram a nuvem de pontos. A análise estatística para estimar a relação das alturas entre as variáveis estimadas se baseou no test-t de Welch. A estimativa do DAP foi realizada por meio da regressão múltipla. Como resultado do processamento, foram obtidas a ortoimagem, MDT, MDS e MDA. O método proposto se mostrou efetivo no apoio ao inventário florestal, sendo capaz de detectar árvores individuais e, por conseguinte, delinear as copas, mensurar alturas e diâmetros das espécies florestais que ocorrem em Floresta Tropical Seca.

Palavras-chave: Caatinga, drone, inventário florestal, modelo de regressão.

Use of Remotely Piloted Aircraft to Extract Dendrometric Variables from a Tropical Dry Forest

ABSTRACT

Conventional forest inventory is performed to obtain dendrometric data from a forest, and remote sensing has been widely used as a new technology associated with forest inventory, since it helps to reduce sampling errors and promotes cost reduction. Therefore, the objective of this study was to present a method that supports conventional forest inventory in the detection, delineation of canopies and estimation of parameters of individual trees focusing on the dry tropical forests of the semi-arid region of Pernambuco. The study was carried out in the municipality of Floresta-PE, where the forest inventory of 40 plots was carried out, collecting height and CAP data from each tree. The images were obtained using a Phantom 4 PRO RPA with an on-board RGB sensor, acquiring 346 images, which later created the point cloud. The statistical analysis to estimate the relationship of heights between the estimated variables was based on Welch's t-test. The DBH estimate was performed through multiple regression. As a result of the processing, orthoimage, MDT, MDS and MDA were obtained. The proposed method proved to be effective in supporting the forest inventory, being able to

detect individual trees and, consequently, delineate the crowns, measure heights and diameters of forest species that occur in Tropical Dry Forest.

Keywords: Caatinga, drone, forest inventory, regression model.

Introdução

O inventário florestal é uma ferramenta essencial para a gestão sustentável de florestas, permitindo estimar a produtividade, a estabilidade e a estrutura dos ecossistemas florestais. No entanto, as Florestas Tropicais Secas enfrentam desafios únicos relacionados à sua estrutura complexa e altamente variável. Fatores climáticos como longos períodos de seca, baixos índices de precipitação, altas temperaturas, déficit hídrico e baixa umidade impactam diretamente a composição e a fisionomia dessas florestas (Costa Júnior et al., 2022; Mariano et al., 2018), dificultando a obtenção de dados precisos por métodos tradicionais de campo.

Assim, é interessante associar o uso de técnicas tradicionais em campo à novas tecnologias dentro de inventários florestais, tendo em vista que apesar das técnicas tradicionais serem amplamente utilizadas, sua aplicação apresenta algumas limitações. No qual, estão comumente associados a alta demanda de tempo para execução destes trabalhos em campo, com custos elevados e suscetibilidade a erros de amostragem (Pinto et al., 2024).

Nesse contexto, surge a necessidade de integrar novas tecnologias que possibilitem maior eficiência e precisão na coleta de dados florestais. O sensoriamento remoto tem se destacado como uma abordagem complementar valiosa, oferecendo ferramentas com informações detalhadas sobre características estruturais e composição dos povoamentos florestais de forma mais rápida e precisa (Corte et al., 2022; Alba et al., 2017; Sanquetta et al., 2014).

Ao longo dos anos, técnicas de sensoriamento remoto vem sendo cada vez mais aplicadas no monitoramento de ecossistemas e na avaliação de recursos florestais, oferecendo uma alternativa eficiente para superar limitações de escala e das medições de campo (Singh et al., 2022). Essas técnicas podem ser utilizadas direta ou indiretamente, por meio de fotografia aérea, LiDAR, imagens multiespectrais e hiperespectrais, além do uso das aeronaves remotamente pilotadas (Remotely Piloted Aircraft System - RPAs), que são controladas remotamente ou pilotadas de forma autônoma (Unal e Topakci, 2014). Estas ferramentas podem ser importantes na gestão de inventários florestais, trazendo informações a nível de árvores individuais e de parcelas, altamente

eficazes, proporcionando dados precisos, com alta resolução e rapidez, aliados a custos relativamente baixos e à grande flexibilidade na execução dos levantamentos (Eugenio et al., 2020).

O processamento de imagens obtidas de RPAs, usando técnicas de processamento fotogramétrico, incluindo Structure from Motion (SfM) e Multi-View Stereo (MVS), podem permitir a produção de muitos produtos de dados avançados, como nuvens de pontos tridimensionais, mapas digitais de ortofotografia (Digital Orthophoto Maps - DOMs), modelos digitais de elevação (Digital Elevation Models - DEMs), modelos digitais de superfície (Digital Surface Model - DSMs) e modelos digitais de terreno (Digital Terrain Model - DTMs) (Dong et al., 2020), que representam dados de altimetria de determinada área.

Conforme Hupy e Wilson (2021) ao se utilizar o DSM se obtém dados referente a superfície, considerando a vegetação, diferente do DTM que considera o solo nu. A utilização desses modelos pode auxiliar na realização de inventários florestais, a exemplo disto é o uso do DTM, por meio da geração de nuvens de pontos com SfM, que permite obter informações a respeito da estrutura florestal (Pessacg et al., 2022), tal qual realizando a estimativa de altura, diâmetro a altura do peito (DAP) (Panagiotidis, Abdollahnejad e Slavík, 2022; Terryn et al., 2022; Wang et al., 2022), contagem de árvores individuais (Vivar-Vivar et al., 2022; Zhou et al., 2022), área de copa (Chandrasekaran et al., 2022; Lou et al., 2022; Wang et al., 2022), volume de madeira (Cosenza et al., 2022) e biomassa acima do solo (Cosenza et al., 2022; Liang et al., 2022; Maesano et al., 2022).

Considerando as limitações existentes no levantamento de campo do inventário florestal convencional, especialmente em vegetações complexas como a floresta tropical seca, o uso de RPA para obtenção de variáveis dendrométricas pode ser uma opção mais ágil, eficiente e, consequentemente, promover a redução dos custos. Assim, o objetivo deste trabalho é apresentar um método que apoie o inventário florestal convencional na detecção de árvores individuais, delineamento de copas de árvores individuais e estimativa de parâmetros de árvores individuais com foco nas Florestas Tropicais Secas do semiárido Pernambucano.

Material e métodos

Área de estudo

A área de estudo está localizada no município de Floresta, Pernambuco, com 5.695,65 ha, situada a 8°30'49''S e 37°57'44''O (Figura 1). O município está inserido na mesorregião do São Francisco Pernambucano e microrregião de Itaparica, com uma área de 3.675 Km². O clima da região, de acordo com a classificação de Köppen, é do tipo BS'h, o que denota um clima tropical semiárido, com verão seco e precipitação média

anual de aproximadamente 650 mm, de acordo com os dados obtidos da estação experimental meteorológica de São Bento. A vegetação é do tipo savana estépica com solos rasos e pedregosos sendo classificados como Luvissoilo Crônico (Ferreira et al., 2016; Alves et al., 2017; Lima et al., 2017).

A vegetação da área de estudo é típica de Floresta Tropical Seca com características de preservação.

Fonte:

Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística – IBGE

Informações cartográficas:

Sistema de Coordenadas Geográficas

DATUM: WGS-84

UTM zona 24S

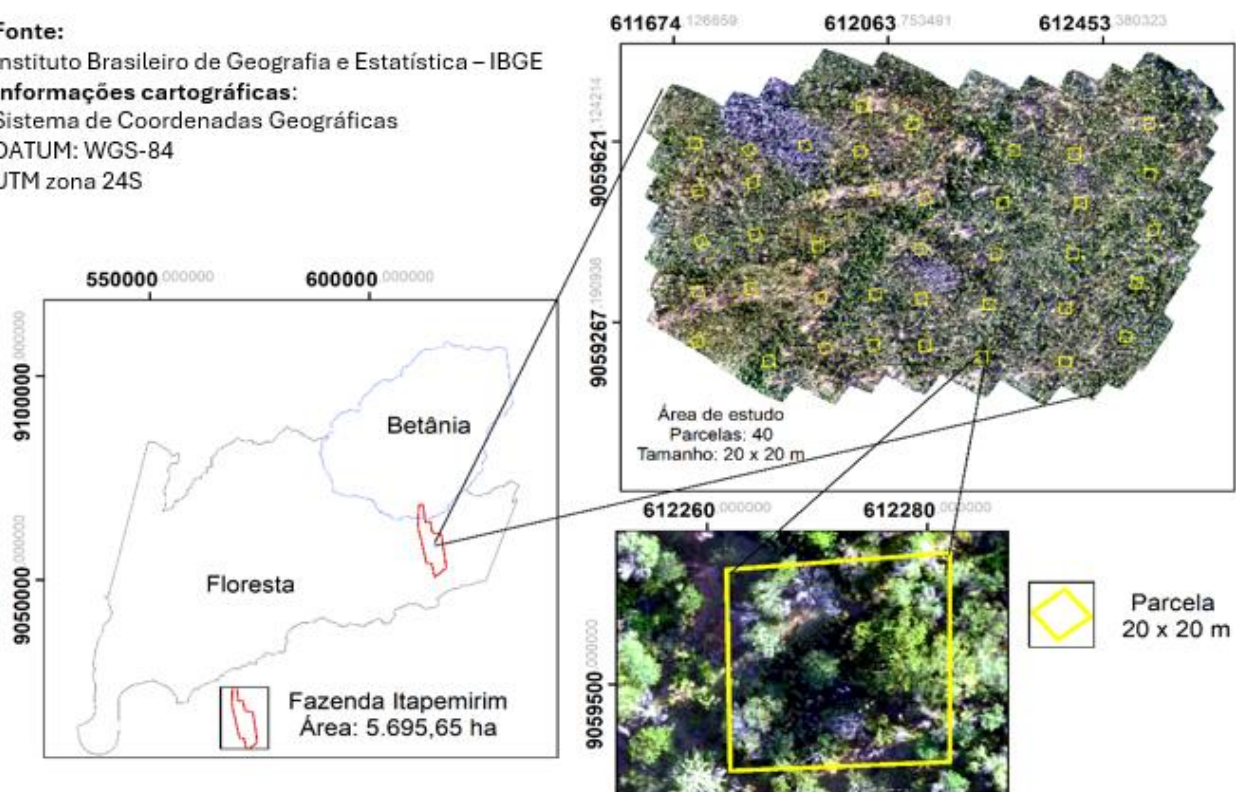


Figura 1. Localização da área de estudo na Fazenda Itapemirim, em região de Floresta Tropical Seca localizada no estado de Pernambuco.

Amostragem e coleta de dados

Todas as 40 parcelas foram georreferenciadas nos quatro vértices, com o auxílio de uma antena GNSS Trimble Catalyst, com precisão de 0,5 cm. Cada parcela possui 400 m² e está a 50 m da bordadura dos fragmentos florestais e 80 m entre cada unidade, totalizando 3,2 ha de área amostrada.

As espécies com altura superior a 2 m e que apresentaram Circunferência à altura do peito (CAP) maior ou igual a 6 cm, foram medidas e

identificadas conforme o modelo de classificação proposto por APG IV (2016), etiquetados na posição da CAP, visando padronizar o local da medição. Para medição da altura foi utilizada uma régua retrátil graduada.

Para calcular o Diâmetro à Altura do Peito (DAP), foi necessário dividir a medida da CAP mensurada no inventário pelo valor de π ($\pi = 3,1416$).

Tabela 1 – Especificações do RPA da DJI Phantom versão 4 Pro.

DJI Phantom 4 Pro – Especificações	
Peso	1,3 kg
Velocidade Máxima	72 km/h
Tempo de Voo	30 min
Sistema de Posicionamento por Satélite	GPS / GLONASS
Gimbal	Estabilização 3 Eixos
Câmera	20 mpxel
Lente	FOV (campo de visão) 84°, 8,8mm / 24 mm (formato equivalente a 35 mm), F/2,8 - f/11. Foco automático a 1 m - 8

Aquisição das imagens por meio do veículo aéreo remotamente pilotado

As imagens foram adquiridas por meio do RPA (Remotely Piloted Aircraft) da empresa DJI Modelo Phantom 4 PRO com sensor RGB embarcado (Tabela 1). O plano de voo foi realizado por meio do aplicativo Dronedeploy onde foram definidas a altura de voo em 100 m, sobreposição lateral e longitudinal de 80%. O voo foi realizado no dia 30 de maio de 2019, entre 11h30 e 12h00, onde foram adquiridas 326 imagens com tamanhos

de 4864 X 3648 e resolução espacial de 2,8 cm numa área aproximada de 38 ha. A condição de voo apresentava tempo bom com vento moderado.

Método proposto

A estrutura do método proposto é apresentada na Figura 2. A metodologia mostra as principais etapas dos métodos de processamento, os resultados derivados e os resultados.

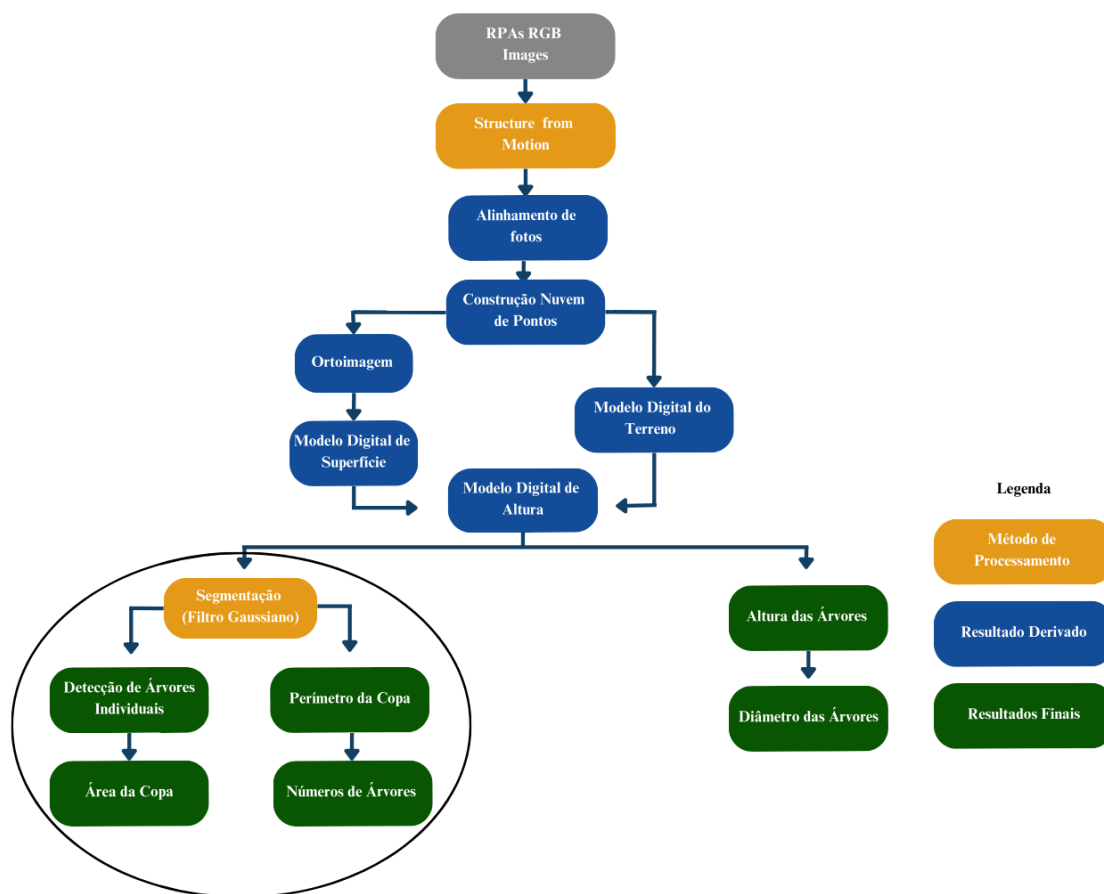


Figura 2. Esquema de fluxo de trabalho para metodologia do estudo.

Processamento de imagem
No processamento das imagens geradas pelo RPA, foi utilizado o software Agisoft

Metashape versão 1.4.5 Trial, no qual foi gerado o alinhamento das fotos, nuvem de pontos, Modelo Digital de Elevação e Ortomosaico (Tabela 2).

Tabela 2. Configuração utilizada para processamento das imagens adquiridas pelo RPA.

Etapas do Processamento	Parâmetro	Configuração
Alinhamento de Fotos	Acurácia	Alta
	Key Point Limit	100.000
	Tie Point Limit	10.000
Construção da Nuvem de Pontos	Qualidade	Alta
	Filtro de Profundidade	Agressivo
Modelo Digital de Elevação	Projeção	WGS84
	Source Data	Densidade da Nuvem
	Interpolação	Default
Construção do Ortomosaico	Superfície	Modelo Digital de Elevação
	Blending Mode	Mosaic (default)

* Os parâmetros configurados no Alinhamento de Fotos afetam a qualidade e eficiência do processamento. O "Key Point Limit" define o número máximo de pontos-chave por imagem, influenciando a precisão do alinhamento. O "Tie Point Limit" controla os pontos de ligação entre imagens, equilibrando qualidade e desempenho.

O primeiro passo realizado foi o alinhamento das imagens que combina pontos específicos presentes em todas as imagens gerando pontos de amarração que servirão para a criação da nuvem de pontos densificada. Cada ponto da nuvem densificada possui uma coordenada X e Y, associada à localização do ponto, e uma coordenada Z, da altitude. A partir da nuvem de pontos foi criado o Modelo Digital de Elevação, utilizando o método de ponderação inversa da distância. Em seguida a ortoimagem foi gerada por meio do MDE, utilizando o parâmetro Mosaic (default).

A nuvem de pontos densificada foi importada para ser filtrada no software Fusion, versão 3.5.0. Na primeira etapa utilizou-se o algoritmo Catalog, para gerar um conjunto de relatórios que descrevem várias características importantes dos conjuntos de dados. Posteriormente foi utilizado o algoritmo Groundfilter, para filtrar a nuvem de pontos para identificar os retornos que se encontravam no solo, ou seja, o terreno. Dessa forma, foram criados os Modelos Digitais de Superfície e Modelo Digital de Terreno. Por fim, foi utilizado o algoritmo Polyclipdata para recortar as imagens da área de estudo em formato de shapefile, para garantir que apenas dados relevantes para a área de estudo sejam considerados.

No programa R Studio, versão 1.2.1335, os arquivos de MDT e MDS foram importados por meio do pacote raster, onde foi gerado o Modelo Digital de Altura, representado na eq. (1). O MDA gerado representou todas as alturas das árvores acima do terreno. O ortomosaico, MDT, MDS e MDA formaram a base dos dados para as demais etapas dos processos.

$$\text{MDA} = \text{MDS} - \text{MDT} \quad (1)$$

Deteção das variáveis de árvores individuais em floresta tropical seca

A identificação de cada árvore foi extraída por meio do MDA através do algoritmo de locais máximos implementado na função `itcLidar` no pacote `lidR` (Roussel et al., 2020). Foram utilizados dentro do pacote uma janela de identificação de 3x3 e um limiar de altura para detecção de uma árvore acima de 2 m.

A partir do resultado foram segmentadas as copas dos indivíduos arbóreos utilizando a função `ForestCAS` do pacote `lidR` (Silva et al., 2017). A delimitação foi baseada nas coordenadas x, y e z das árvores detectadas do CHM, e o parâmetro de raio máximo da copa foi de 10 m e o fator de exclusão foi remover todos os pixels que representam partes da árvore cuja altura é menor que 50% da altura máxima da própria árvore. Isso elimina regiões muito baixas, como galhos ou folhas próximas ao solo, garantindo que apenas as

partes superiores e principais das copas sejam consideradas.

Estimativa de diâmetro a altura do peito e altura total de árvores por modelos de regressão

Diante das variáveis altura (H), diâmetro a altura do peito (DAP), área de copa (AC), diâmetro de copa (DC), extraídas dos indivíduos pertencentes a Floresta Tropical Seca idealizou-se, por meio de uma correlação direta entre as

variáveis obtidas pelo inventário de campo e as mesmas obtidas por RPA estimativas por modelos de regressão (Tabela 3). Foram utilizados 3388 pares de dados de altura e DAP de árvores individuais medidas no inventário florestal em campo e obtidas pelo RPA. Esse conjunto foi dividido em 80% para realização do ajuste dos modelos e 20% para validação deles.

Tabela 3 – Modelos testados para estimar altura e diâmetro de árvores em Floresta Tropical Seca no estado de Pernambuco, Brasil.

Modelo 1	$\text{Ln}(H_c) = b_0 + b_1 \text{Ln}(DAP_{RPA}) + \varepsilon$
Modelo 2	$\text{Ln}(H_c) = b_0 + b_1 \text{Ln}(DAP_{RPA}) + b_2 \text{Ln}(AC_{RPA}) + \varepsilon$
Modelo 3	$H_c = b_0 + b_1 \text{Ln}(DAP_{RPA}) + \varepsilon$
Modelo 4	$H_c = b_0 + b_1(DAP_{RPA}) + b_2(AC_{RPA}) + b_3(DC_{RPA}) + \varepsilon$
Modelo 5	$H_c = b_0 + b_1(DAP_{RPA}) + b_2(AC_{RPA}) + \varepsilon$
Modelo 6	$\text{Ln}(DAP_c) = b_0 + b_1 \text{Ln}(H_{RPA}) + \varepsilon$
Modelo 7	$DAP_c = b_0 + b_1(H_{RPA}) + \varepsilon$
Modelo 8	$\text{Ln}(DAP_c) = b_0 + b_1 \text{Ln}(H_{RPA}) + b_2 \text{Ln}(AC_{RPA}) + \varepsilon$

Em que:

H_c = altura obtida em campo (m); DAP_c = diâmetro à altura do peito obtido em campo (cm); H_{RPA} = altura obtida por RPA (m); b_0 , b_1 e b_2 = coeficientes de regressão estimados; DAP_{RPA} = diâmetro à altura do peito obtido por RPA (cm); AC_{RPA} = área de copa obtida por UAV (m); DC_{RPA} = diâmetro de copa obtida por RPA (cm) e $\ln$ = logaritmo natural

Análise estatística

A análise estatística para estimar a relação das alturas entre as variáveis obtidas por meio do RPA e Inventário florestal se baseou no test-t de Welch para duas amostras. Já para as estimativas do DAP a análise foi realizada por meio da regressão múltipla. Foram calculados o RMSE, Coeficiente de determinação com base na relação linear entre os dados observados e dados estimados.

As melhores equações foram selecionadas com base nos critérios estatísticos recomendados

por Schneider et al. (2009) e Alba et al. (2017), que são: Coeficiente de Determinação Ajustado (R^2_{aj}) Eq. (2), Erro Padrão da Estimativa (S_{xy}) e Distribuição dos Resíduos ($Res_{(%)}$).

Para as equações logaritmizadas ou transformadas, utilizou-se o Fator de correção de Meyer, em virtude da discrepância logarítmica.

A verificação dos pressupostos de normalidade dos resíduos e homoscedasticidade da variância foram realizadas pelo teste de Shapiro Wilk e Levene, respectivamente.

$$R^2_{aj} = R^2 - (1 - R^2) \cdot \frac{n - 1}{n - p}$$

(2)

Em que:

R^2_{aj} : coeficiente de determinação ajustado;

p: número de variáveis independentes no modelo;

n: número de observações;

R^2 : coeficiente de determinação.

O Erro Padrão das Estimativas (S_{xy}) consiste em uma medida de dispersão entre os valores observados em campo e os estimados pela regressão (Schneider et al., 2009), sendo expresso pela Eq. (3), a seguir:

$$S_{xy} = \sqrt{\frac{(y_i - \hat{y}_i)^2}{n - p}} \quad (3)$$

Em que:

S_{xy} : erro padrão da estimativa;

y_i : valor observado (real);

$\hat{y}_i$: valor estimado pela equação de regressão;

n: número de observações;

p: número de parâmetros do modelo.

O Erro Padrão das Estimativas em porcentagem ($S_{xy}\%$) da equação gerada pode ser obtido pela Eq. (4), a seguir:

$$S_{xy}(\%) = \frac{S_{xy}}{y'} \cdot 100 \quad (4)$$

Recomenda-se o uso do erro padrão da estimativa relativo quando se deseja comparar equações que apresentam variáveis dependentes com diferentes unidades (Alba, 2016). Quanto mais próximo de zero, mais preciso será o S_{xy} , uma vez que o valor indica o quão próximo os valores estimados estão dos valores observados.

Em virtude da discrepância logarítmica, faz-se necessária a correção dos valores de R^2 , R^2_{aj} ,

S_{xy} (%), assim utilizou-se o Índice de Furnival, expresso na Eq. (5), que foi utilizado para comparar modelos logarítmicos, que possuem a variável dependente transformada, com modelos aritméticos.

$$IF = \left[\text{antilog} \left(\frac{\sum \log Y}{N} \right) \right] \cdot S_{yx} \cdot \exp[(N - P)/2N] \quad (5)$$

Em que:

IF = Índice de furnival; N = número de observações; P = número de coeficientes; Y = variável dependente; S_{yx} = erro padrão da estimativa.

A distribuição dos resíduos ($\text{Res}(\%)$), por sua vez, é utilizada para verificar a dispersão percentual dos valores estimados pela equação com os valores observados, obtida pela Eq. (6):

$$\text{Res}(\%) = \left(\frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right) \cdot 100 \quad (6)$$

Em que:

$\text{Res}(\%)$: resíduo percentual;

y_i : valor observado (real);

$\hat{y}_i$: valor estimado pela equação de regressão.

Resultados e discussão

Ortoimagem, MDT, MDS e MDA

O Ortomosaico é apresentado na Figura 3a, sendo gerado a partir de 326 imagens adquiridas pelo RPA, cobrindo uma área de aproximadamente 38 ha e uma resolução espacial de 2,8 cm. O MDS (Figura 3b) e MDT (Figura 3c) foram gerados a partir da nuvem de pontos criada usando o método de ponderação inversa da distância e o MDA por meio da subtração do MDS e MDT (Figura 3d).

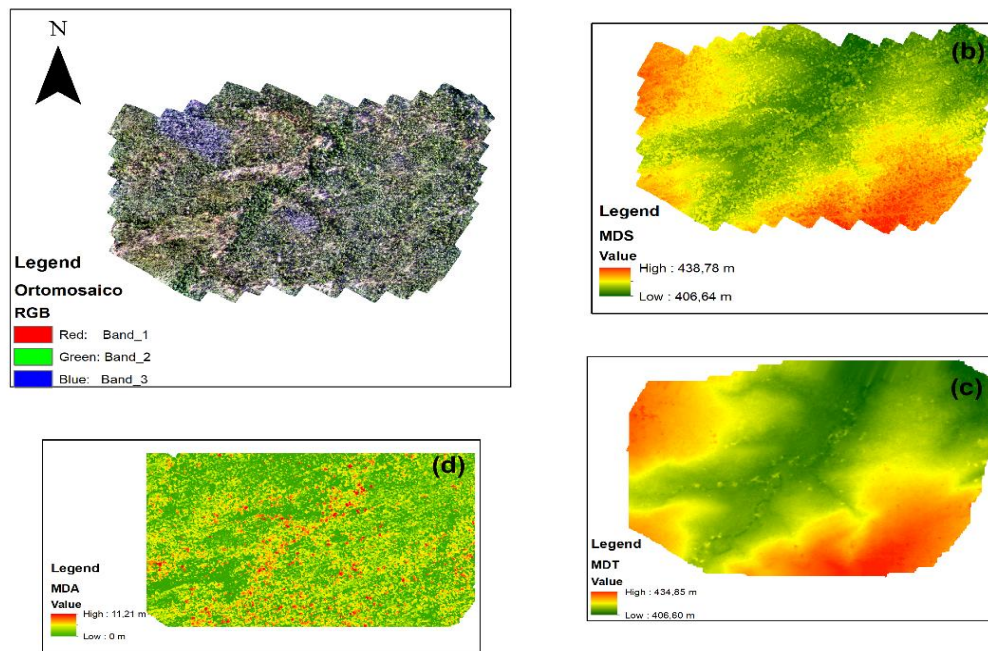


Figura 3. a) Ortoimagem; b) Modelo Digital de Superfície (MDS); c) Modelo Digital de Terreno (MDT); e d) Modelo Digital de Altura (MDA) gerados pelas imagens adquiridas pelo RPA.

A ortoimagem gerada, bem como o MDS, o MDT e o MDA, obtiveram resultados satisfatórios, permitindo as demais etapas do processamento dos dados. Porém, um dos pontos críticos no processo de extração de informações da floresta, a partir de imagens RGB, é a construção do modelo digital de terreno, principalmente porque dependendo da densidade do maciço florestal a imagem fica restrita a copa, diferentemente da tecnologia do LiDAR em que o pulso de energia consegue perfilar a vegetação e atingir o solo (Nishiwaki et al., 2023; Huang et al., 2022).

No entanto, a utilização de dados de RPA provenientes de técnicas de estrutura de movimento (RPA-SfM) permite a obtenção de resultados similares aos derivados de varredura a laser quando se trata da extração de variáveis dendrométricas de florestas, como, altura dominante, área de copa e DAP (Tudoran et al., 2021).

A técnica utilizada neste trabalho foi a WLS (dos Mínimos Quadrados Ponderados) que está disponível na ferramenta GroundFilter

implementada no FUSION / LDV. Sendo a técnica semelhante a outros interpoladores como Multi-scale Curvature Classification (MCC) proposto por Evans e Hudak (2007) e Progressive Triangulated Irregular Network (PTIN), disponibilizado pela ferramenta LASground do LASTools, proposto por Isenburg (2015).

Estimativa das alturas por RPA em floresta tropical seca

Usando os dados do MDA, foram extraídas as alturas máximas das árvores presentes nos 38 ha. A Figura 4A demonstra o comparativo entre a altura estimada e a altura de referência, já a Figura 4B descreve a distribuição da altura utilizando os métodos de inventário florestal convencional e a utilização de aeronave remotamente pilotada. É evidente que a distribuição das alturas pelos dois métodos descreve componentes arbóreos de baixa a média estatura, típico de uma Floresta Tropical Seca de média altitude. Como a Floresta Tropical Seca possui em sua forma estrutura arbóreos/arbustivos, não foram incluídas aquelas de alturas abaixo de 2 m.

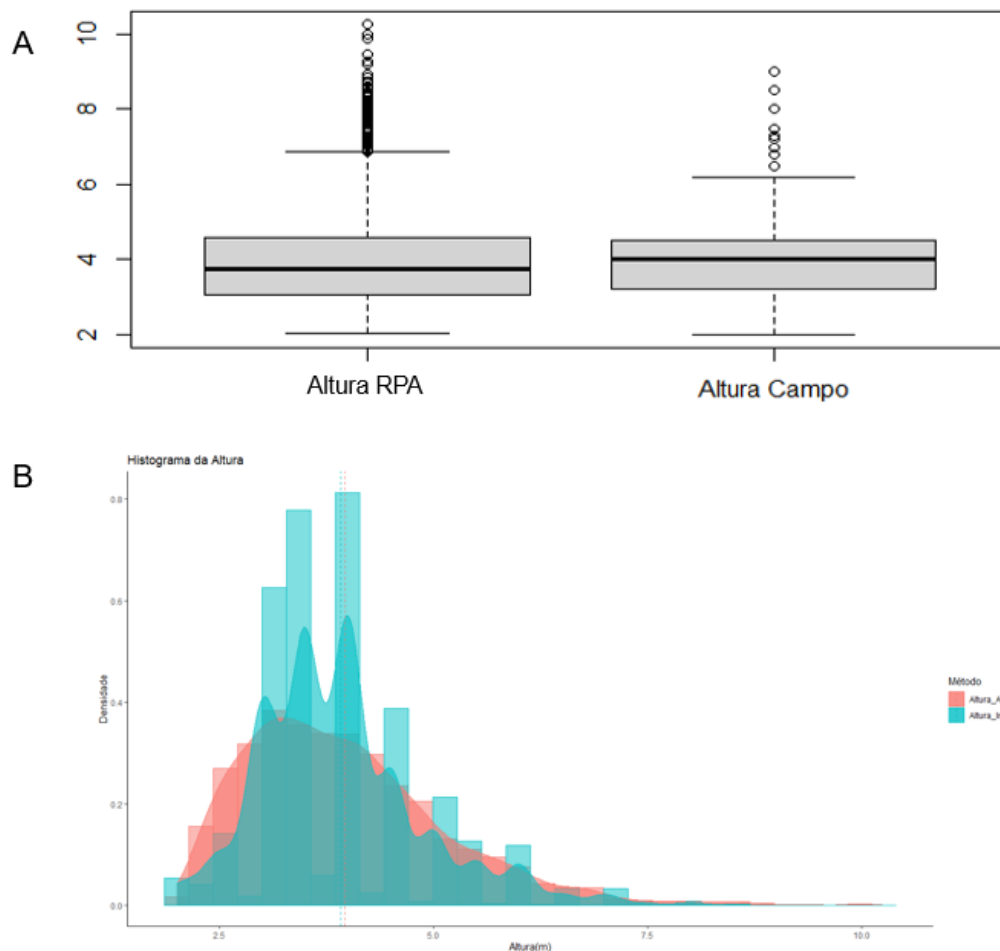


Figura 4. A- Boxplot das alturas estimadas por RPA e observadas em campo dos indivíduos da floresta tropical seca; B- Histograma da distribuição de altura das árvores utilizando o método convencional de inventário florestal e aeronave remotamente pilotada.

As estatísticas descritivas da estimativa da altura por meio de medidas de inventário e RPA estão descritas na Tabela 4.

Tabela 4 - Descrição das estatísticas das alturas das árvores do inventário florestal e por meio de RPA.

Parâmetro	Altura inventário (m)	Altura RPA (m)
Média	3,91	3,96
Desvio padrão	0,98	1,19
Mínimo	2,0	2,04
Máximo	9,0	10,27
Dados Observados	3388	3388

O test-t de Welch para duas amostras encontrou um valor de $t = 1,772$ e p-valor de 0,07644 ($\alpha=5\%$), o que configura que os valores da variável altura (H) observados no inventário florestal e os estimados por RPA são estatisticamente semelhantes.

O método proposto para extração dos parâmetros do presente estudo relacionado a Floresta Tropical Seca, deu-se de forma

satisfatória, trazendo informações semelhantes entre as variáveis obtidas em campo e por meio de sensor embarcado no RPA.

A Figura 5 descreve a distribuição da altura utilizando os métodos de inventário florestal convencional e a utilização de aeronave remotamente pilotada. É evidente que a distribuição das alturas pelos dois métodos descreve componentes arbóreos de baixa a média

estatura, típico de uma Floresta Tropical Seca de média altitude.

Estimativa das variáveis DAP e altura por RPA em Floresta Tropical Seca

Diante dos ajustes para os modelos propostos com a finalidade de entender a contribuição das variáveis obtidas por meio de RPA, tabela 5, observam-se os melhores ajustes para as equações 2 (R^2 aj. = 0,9689 e IF = 0,2116)

e 4 (R^2 aj. = 0,9249 e IF = 0,3326) para estimativas de altura. Em relação às estimativas de DAP, a equação 8 se destacou (R^2 aj. = 0,2865 e IF = 1,9649), dentre os testados para este quesito, mesmo com estatísticas piores quando comparados às equações de estimativa de altura.

Salienta-se que para o teste t, em relação aos coeficientes de ampla maioria das equações testadas, se mostraram significativos, corroborando desta forma sua utilização.

Tabela 5 – Critérios estatísticos das equações ajustadas para estimativa de altura e diâmetro de árvores em floresta tropical seca no estado de Pernambuco, Brasil.

Equações	R^2 aj.	Syx	IF	Coeficientes		Teste t	P - valor
Equação 1	0,6095	0,1391	0,8856	b0	0,77772	83,167	0,0000
				b1	0,29928	64,135	0,0000
Equação 2	0,9689	0,0393	0,2116	b0	-0,08216	-14,693	0,0000
				b1	1,07062	232,053	0,0000
				b2	-0,40249	-174,445	0,0000
Equação 3	0,6702	0,5428	0,8947	b0	2,48528	108,934	0,0000
				b1	0,18721	73,184	0,0000
Equação 4	0,9249	0,2591	0,3326	b0	2,60470	131,043	0,0000
				b1	0,49351	142,445	0,0000
				b2	-0,05344	-20,414	0,0000
				b3	-0,76412	-49,943	0,0000
Equação 5	0,8537	0,3615	0,5044	b0	1,86840	100,443	0,0000
				b1	0,40487	97,519	0,0000
				b2	-0,14687	-57,491	0,0000
Equação 6	0,2855	0,3650	2,3229	b0	0,21187	5,918	0,0000
				b1	0,84364	32,467	0,0000
Equação 7	0,2823	2,1113	3,4796	b0	-0,23532	-1,603	0,1098*
				b1	1,13144	32,209	0,0000
Equação 8	0,2865	0,3647	1,9649	b0	0,18208	4,742	0,0000
				b1	0,88417	27,496	0,0000
				b2	-0,01619	-2,137	0,0327

Em termos de validação para a modelagem realizada, e utilizando-se dos 20% dos dados gerais, obtiveram-se estatísticas condizentes e

semelhantes às geradas nos ajustes dos modelos (Tabela 6).

Tabela 6 – Critérios estatísticos das equações validadas para estimativa de altura e diâmetro de árvores em floresta tropical seca no estado de Pernambuco, Brasil.

Equações	R ² aj.	Syx	IF	Coeficientes		Tes t	P - valor
Equação 1	0.6201	0.1379	0.8764	b0	0.80466	45.993	0.0000
				b1	0.28639	32.816	0.0000
Equação 2	0.9692	0.0392	0.2495	b0	-0.08335	-7.299	0.0000
				b1	1.07046	113.777	0.0000
				b2	-0.40170	-86.403	0.0000
Equação 3	0.7011	0.5207	0.8572	b0	2.53625	61.025	0.0000
				b1	0.17915	39.332	0.0000
Equação 4	0.9272	0.2570	0.4231	b0	2.56776	68.746	0.0000
				b1	0.47921	68.336	0.0000
				b2	-0.06337	-12.840	0.0000
				b3	-0.68485	-24.612	0.0000
Equação 5	0.8601	0.3562	0.5864	b0	1.91415	52.588	0.0000
				b1	0.39618	46.503	0.0000
				b2	-0.14229	-27.370	0.0000
Equação 6	0.3672	0.3618	2.3078	b0	-0.00224	-0.032	0.9747
				b1	1.00507	19.581	0.0000
Equação 7	0.3321	2.2877	3.7661	b0	-1.12358	-3.549	0.0004
				b1	1.37357	18.128	0.0000
Equação 8	0.3680	0.3616	2.3064	b0	-0.04586	-0.590	0.5551
				b1	1.05913	16.289	0.0000
				b2	-0.01940	-1.353	0.1765

Observa-se que os critérios estatísticos para as validações dos modelos de estimativas de altura são condizentes com a modelagem de ajuste, destacando-se também o modelo 2, viabilizando assim a sua aplicabilidade. Em estudo realizado por Florêncio et al. (2024), realizando estimativa de altura com imagens de drone através de modelo de regressão, encontrou-se como resultado da modelagem uma estimativa de altura significantes, com $r^2 = 0,90$ e RMSE = 1,34 m e $r^2 = 0,85$ e RMSE 1,93 metros. Para os autores, o modelo gerou ótima relação do modelo com os dados de altura extraídos do campo, apresentando resultados semelhantes aos encontrados neste estudo, sendo de ótima precisão.

Em relação às estimativas de DAP, os resultados de validação seguem a mesma tendência, apresentando melhorias nas estatísticas de R² aj. e garantindo assim a viabilidade de aplicação do modelo. Para o teste t, em relação aos

coeficientes de ampla maioria dos modelos validados, estes se mostraram significativos, corroborando desta forma com a utilização das equações.

Além disso, houve correlações positivas entre as variáveis obtidas em campo e por meio de sensor embarcado no RPA. Ademais, as estimativas de regressão para as variáveis estudadas também se demonstraram relevantes, podendo a partir de então serem utilizadas por parte dos silvicultores na busca da celeridade em obter informações precisas das florestas. Verificou-se que os valores de DAP e os dados de copa são fontes confiáveis de informações para estimar a altura das árvores, tratando-se de Floresta Tropical Seca.

A partir da distribuição gráfica dos resíduos, importante ferramenta para a análise do desempenho de uma função de regressão, são observadas as possíveis tendências das estimativas na Figura 6.

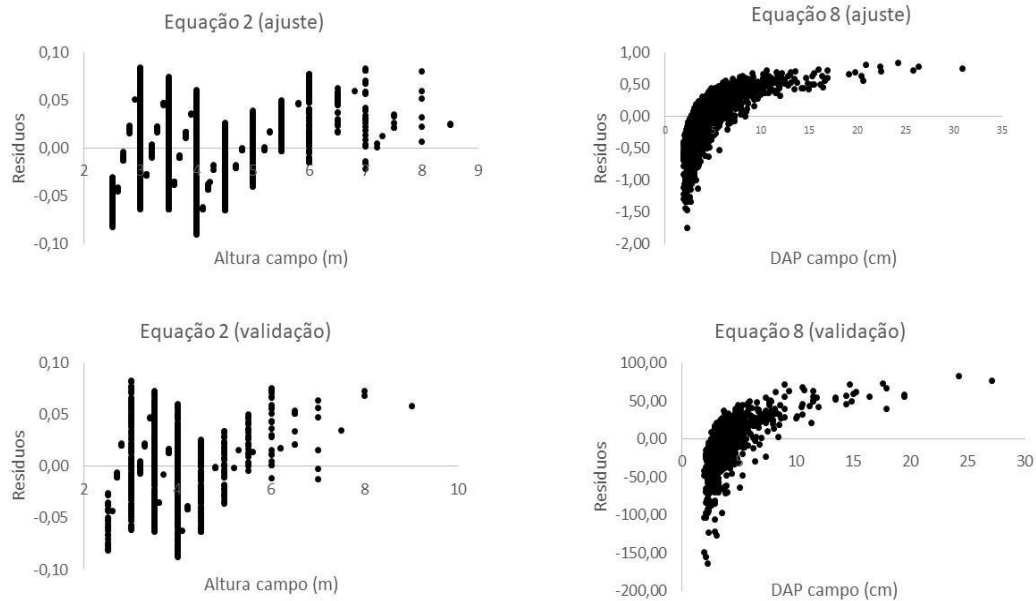


Figura 6. Distribuição dos resíduos para as equações ajustadas e validadas em relação às estimativas de variáveis obtidas em campo por variáveis obtidas por RPA dos indivíduos da floresta tropical seca.

Observa-se que a Equação 2 apresentou uma distribuição dos valores residuais, tanto para os dados de ajuste como de validação, com dispersão dos erros em função das alturas de campo observadas sem fortes tendências, diferentemente da Equação 8 para estimativa de DAP, na qual ocorre forte tendência, comprometendo assim a aplicação da referida equação.

Autores como Kershaw Jr. et al. (2017) citam a aplicação de dados de sensoriamento remoto em florestas como atividade comum na obtenção de variáveis biométricas e suas estimativas, sendo o nível de detalhamento e o modo de aplicação referentes ao tipo do sensor acessível.

Para a obtenção de variáveis dendrométricas, necessita-se de dados com resoluções entre média e alta, e que possam ser executadas estimativas em nível de árvore individual ou em nível de área, da qual as últimas exigem resoluções altas ou muito altas (Lisein et al., 2013; White et al., 2016). As aplicações relacionadas ao manejo florestal de precisão em floresta tropical seca com o uso de RPA se torna imprescindível, principalmente a nível de árvores individuais, pois desta forma, a tendência será a incursão em menores erros e consequentemente, melhores estimativas para a floresta no processo de inventário florestal. De acordo com Silva et al. (2017), quando se compara os produtos RPA com outras técnicas, tais como varredura LiDAR ou GNSS, ele se destaca no tempo de levantamento,

horas de pós-processamento, equipe envolvida, custo do equipamento, segurança e precisão.

Vale salientar que entre os estudos que buscaram estimar variáveis dendrométricas florestais por meio de imagens capturadas por VANTs, Silva et al. (2024) observaram que grande maioria dos estudos se limitaram às vegetações plantadas ou florestas temperadas, e na temática, foram encontradas apenas quatro estudos realizadas em florestas nativas brasileiras e nenhum incluiu a floresta tropical seca, evidenciando a importância deste estudo e a necessidade de mais pesquisas voltadas para esse ecossistema.

Vale destacar que as condições de campo também devem ser analisadas, visto que a exatidão da quantificação de variáveis dendrométricas de árvores individuais, ou de todo o povoamento, depende da qualidade do modelo digital de superfície. Circunstâncias do ambiente, como velocidade e direção do vento, posição solar, podem influenciar a qualidade das informações e imagens geradas. Por isso, o uso de diferentes técnicas não deve ser descartado. As diferentes condições estruturais de uma floresta podem determinar a tecnologia mais adequada, ou combinação delas, a ser empregada (Tudoran et al., 2021).

O uso de RPA para a extração de variáveis dendrométricas em florestas tropicais é uma técnica inovadora e eficiente que traz inúmeros benefícios para a preservação ambiental,

contribuindo para um monitoramento mais preciso e sustentável da floresta.

Conclusões

Entende-se com o presente estudo que o método proposto pode ser efetivo no apoio ao inventário florestal, pois o mesmo foi capaz de detectar árvores individuais e, por conseguinte, delinear as copas, mensurar alturas e diâmetros das espécies florestais que ocorrem em floresta tropical seca. Ainda foi possível, por meio de modelagem de regressão, estimar com estatísticas condizentes as variáveis de interesse para o inventário florestal, buscando celeridade na obtenção de informações referentes à floresta e contribuindo para as tomadas de decisões do manejador florestal.

Agradecimentos

Os autores agradecem ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq) e à Fundação Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES) pela concessão da bolsa de estudos.

Referências

- Alba, E.; Marchesan, J.; Mello, E. P.; Tramontina, J.; Silva, E. A.; Pereira, R. S. 2017. Uso de Imagens de Média Resolução Espacial para o Monitoramento de Dóseis de *Eucalyptus grandis*. *Revista Scientia Agraria* 18, 1-8.
- Alba, E.; Pereira, R. S.; Bellé, P. A.; Marchesan, J.; Mello, E. P.; Silva, E. A.; Badin, T. L. 2016. Atmospheric correction evolution in the mapping of forest stands with OLI/Landsat 8 imagens. *Australian Journal of Basic and Applied Sciences* 10, 185-191.
- Almeida, A. Q.; Mello, A. A.; Dória Neto, A. L.; Ferraz, R. C. 2014. Relações empíricas entre características dendrométricas da Caatinga brasileira e dados TM Landsat 5. *Pesq. agropec. bras.*, 49. 10.1590/S0100-204X2014000400009
- Alves, A. R.; Ferreira, R. L. C.; Silva, J. A. A.; Dubeux Júnior, J. C. B.; Osajima, J. A.; Holanda, A. C. 2017. Conteúdo de nutrientes na biomassa e eficiência nutricional em espécies da Caatinga. *Ciência Florestal* 27, 377-390. 10.5902/1980509827686.
- Buchadas, A.; Baumann, M.; Meyfroidt, P.; Kuemmerle, T. 2022. Uncovering major types of deforestation frontiers across the world's tropical dry woodlands. *Nature Sustainability* 5, 619-627. 10.1038/s41893-022-00886-9.
- Chandrasekaran, A.; Shao, G.; Fei, S.; Miller, Z.; Hupy, J. 2022. Automated Inventory of Broadleaf Tree Plantations with UAS Imagery. *Remote Sens* 14, 8, 1931. 10.3390/rs14081931
- Corte, A. P. D.; Cunha Neto, E. M.; Rex, F. E.; Souza, D.; Behling, A.; Mohan, M.; Sanquetta, M. N. I.; Silva, C. A.; Klauberg, C.; Sanquetta, C. R.; Veras, H. F. P.; Almeida, D. R. A.; Prata, G.; Zambrano, A. M. A.; Trautenmüller, J. W.; Moraes, A.; Karasinski, M. A.; Broadbent, E. N. 2022. High-Density UAV-LiDAR in an Integrated Crop-Livestock-Forest System: sampling forest inventory or forest inventory based on individual tree detection (ITD). *Drones* 6, 2, 48. 10.3390/drones6020048.
- Cosenza, D.N.; Vogel, J.; Broadbent, E.N.; Silva, C.A. 2022. Silvicultural Experiment Assessment Using Lidar Data Collected from an Unmanned Aerial Vehicle. *For. Ecol. Manag.* 522, 120489. 10.2139/ssrn.4152677
- Costa Júnior, D. S.; Ferreira, R. L. C.; Silva, J. A. A.; Silva, A. F.; Pessoa, M. M. L. 2022. Dinâmica de crescimento de uma floresta tropical sazonalmente seca no semiárido brasileiro. *Ciência Florestal* 32, 3, 1594-1616. 10.5902/1980509867697.
- Dong, X.; Zhang, Z.; Yu, R.; Tian, Q.; Zhu, X. 2020. Extraction of Information about Individual Trees from High-Spatial-Resolution UAV-Acquired Images of an Orchard. *Remote Sensing* 12, 133.10.3390/rs12010133.
- Eugenio, F. C.; Schons, C. T.; Mallmann, C. L.; Schuh, M. S.; Fernandes, P.; Badin, T. L. 2020. Remotely piloted aircraft systems and forests: a global state of the art and future challenges. *Canadian Journal Of Forest Research* 50, 8, 705-716. <http://dx.doi.org/10.1139/cjfr-2019-0375>.
- Evans, J. S.; Hudak, A. T. 2007. A Multiscale Curvature Algorithm for Classifying Discrete Return LiDAR in Forested Environments. *Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 45, 1029-1038. 10.1109/TGRS.2006.890412.
- Florêncio, J. V. S.; Araújo, M. S. B.; Galvêncio, J. D. Queiroga, R. M. 2024. Estimativa de altura de vegetação com imagens obtidas de drone utilizando técnicas de inteligência artificial. *Revista Brasileira de Geografia Física* 17, 5, 3736-3749. 10.26848/rbgf.v17.5.p3736-3749
- Gillespie, T.; Lipkin, B.; Sullivan, L.; Benowitz, D. R.; Pau, S.; Keppel, G. 2012. The rarest and least protected forests in biodiversity hotspots.

- Biodiversity and Conservation 21, 3597-3611. 10.1007/s10531-012-0384-1
- Hansen, M. C.; Potapov, P. V.; Moore, R.; Hancher, M.; Turubanova, S. A.; Tyukavina, A.; Thau, D.; Stehman, S. V.; Goetz, S. J.; Loveland, T. R. 2013. High-resolution global maps of 21st-century forest cover change. *Science* 342, 850-853. 10.1126/science.1244693
- Huang, R.; Yao, W.; Xu, Z.; Cao, L.; Shen, X. 2022. Information Fusion Approach for Biomass Estimation in a Plateau Mountainous Forest Using a Synergistic System Comprising UAS-Based Digital Camera and LiDAR. *Computers and Electronics in Agriculture* 202, 107420. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2022.107420>
- Hupy, J. P.; Wilson, C.O. 2021. Modeling Streamflow and Sediment Loads with a Photogrammetrically Derived UAS Digital Terrain Model: Empirical Evaluation from a Fluvial Aggregate Excavation Operation. *Drones* 5, 20. 10.3390/drones5010020
- Isenburg, M. 2015. LAStools – efficient tools for LiDAR processing, version 150304. [cited 2016 Jan 5]. Available from: <http://lastools.org>
- Kershaw Jr., J. A.; Ducey, M. J.; Beers, T. W.; Husch, B. 2017. *Forest Mensuration*. 5. ed. West Sussex: John Wiley & Sons, Ltd Registered, 2017.
- Liang, Y.; Kou, W.; Lai, H.; Wang, J.; Wang, Q.; Xu, W.; Wang, H.; Lu, N. 2022. Improved Estimation of Aboveground Biomass in Rubber Plantations by Fusing Spectral and Textural Information from UAV-Based RGB Imagery. *Ecol. Indic.* 142, 109286. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2022.109286>
- Lima, R. P.; Silva, A. P.; Giarola, N. F.; Silva, A. R.; Rolim, M. M. 2017. Changes in soil compaction indicators in response to agricultural field traffic, *Biosystems Engineering* 162, 1-10.
- Lisein, J.; Pierrot-Deseilligny, M.; Bonnet, S.; Lejeune, P. 2013. A photogrammetric workflow for the creation of a forest canopy height model from small unmanned aerial system imagery. *Forests* 4, 922-944. 10.3390/f4040922.
- Lou, X.; Huang, Y.; Fang, L.; Huang, S.; Gao, H.; Yang, L.; Weng, Y.; Hung, I. K. 2022. Measuring loblolly pine crowns with drone imagery through deep learning. *Journal of Forestry Research* 33, 227-238. 10.1007/s11676-021-01328-6
- Maesano, M.; Santopuoli, G.; Moresi, F.V.; Matteucci, G.; Lasserre, B.; Mugnozza, G.S. 2022. Above Ground Biomass Estimation from UAV High Resolution RGB Images and LiDAR Data in a Pine Forest in Southern Italy. *IForest* 15, 451-457. <https://doi.org/10.3832/for3781-015>
- Mariano, D. A.; Santos, C. A. C.; Wardlow, B. D.; Anderson, M. C.; Schiltmeyer, A. V.; Tadesse, T. et al. 2018. Use of remote sensing indicators to assess effects of drought and human induced land degradation on ecosystem health in Northeastern Brazil. *Remote Sensing of Environment* 213, 129-143. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2018.04.048>
- McGaughey, R. J. 2015. FUSION/LDV: software for LIDAR data analysis and visualization. v.3.3. Washington: USDA/ Forest Service.
- Medeiros Neto, P. N.; Oliveira, E.; Paes, J. B. 2014. Relações entre as características da madeira e do carvão vegetal de duas espécies da Caatinga. *Floresta e Ambiente* 21, 484-493. 10.1590/2179-8087.051313
- Morais, L. F. D.; Cavalcante, A. C. R.; Aquino, D. D. N.; Nogueira, F. H. M.; Cândido, M. J. D. 2021. Spectral responses in rangelands and land cover change by livestock in regions of the Caatinga biome, Brazil. *Scientific Reports* 11, 1-10. <https://doi.org/10.1038/s41598-021-97784-5>
- Nishiwaki, A. A. M.; Moura, M. S. B.; Galvêncio, J. D.; Oliveira, C. P.; Silva, E. A.; Lima, J. R. S.; Antonino, A. C. D.; Souza, E. S.; Menezes, R. S. C.; Montenegro, S. M. G. L.; Domingues, T. F. 2023. Uso do LiDAR na Estimativa de Atributos Florestais: Uma Revisão. *Revista Brasileira de Geografia Física* 16, 1, 505-527. <https://doi.org/10.26848/rbgf.v16.1.p505-527>
- Panagiotidis, D.; Abdollahnejad, A.; Slavík, M. 2022. 3D point cloud fusion from UAV and TLS to assess temperate managed forest structures. *International Journal of Applied Earth Observations and Geoinformation* 112, 102917. 10.1016/j.jag.2022.102917
- Pessacg, F.; Gómez-Fernández, F.; Nitsche, M.; Chamo, N.; Torrella, S.; Ginzburg, R.; De Cristóforis, P. 2022. Simplifying UAV-Based Photogrammetry in Forestry: How to Generate Accurate Digital Terrain Model and Assess Flight Mission Settings. *Forests* 13, 173. 10.3390/f13020173
- Pinto, L. O. R.; Dantas, D.; Terra, M. C. N. S.; Mello, J. M.; Cabacinha, C. D. 2024. Custo, tempo e precisão: uma otimização do inventário florestal pré-corte em um povoamento de eucalipto. *Pesquisa Florestal Brasileira* 44,
- Silva, E. A., Ferreira, R. L. C., Marangon, G. P., Cunha, J. S. A., Finger, A. P., Alba, E., Silva, B. R. F., Nobre, S. C. M., Melo, L. M., Nogueira, S. S.

- e202102251, 1-13.
10.4336/2024.pfb.44e202102251
- Rodrigues, P. M. S.; Silva, J. O.; Eisenlohr, P. V.; Shaefer, C. E. G. R. 2015. Climate change effects on the geographic distribution of specialist tree species of the Brazilian tropical dry forests. *Braz. J. Biol.* 75, <https://doi.org/10.1590/1519-6984.20913>.
- Roussel, J. R.; Auty, D.; Coops, N. C.; Tompalski, P.; Goodbody, T. R. H.; Meador, A. S. et al. 2020. lidR: An R package for analysis of Airborne Laser Scanning (ALS) data. *Remote Sensing of Environment* 251, 112061. 10.1016/j.rse.2020.112061
- Sanquetta, C. R.; Corte, P. B. D.; Rodrigues, A. L.; Watzlawick, L. F. 2014. Inventários Florestais: planejamento e execução. 3. ed. Curitiba: Multi-Graphic Gráfica e editora.
- Schneider, P. R., Schneider, P., Souza, C. D. 2009. Análise de regressão aplicada à Engenharia Florestal. Santa Maria: UFSM/ CEPEF.
- Singh, C.; Karan, S. K.; Sardar, P.; Samadder, S. R. 2022. Remote sensing-based biomass estimation of dry deciduous tropical forest using machine learning and ensemble analysis. *Journal Of Environmental Management* 308, 114639. 10.1016/j.jenvman.2022.114639.
- Silva, I. L. G.; Silva, C. A.; Klauberg, C.; Mello, J. M. 2017. Detecção de árvores individuais em área florestal mista de coníferas por meio de dados LiDAR aerotransportando. *Adv. For. Sci.* 4, 107-112. 10.34062/afs.v4i2.4067
- Silva, B. R. F.; Ucella-Filho, J. G. M.; Bispo, P. C.; Elera-Gonzales, D. G.; Silva, E. A.; Ferreira, R. L. C. 2024. Using Drones for Dendrometric Estimations in Forests: A Bibliometric Analysis. *Forests* 15, 11, 1993. <https://doi.org/10.3390/f15111993>
- Terryn, L.; Calders, K.; Bartholomeus, H.; Bartolo, R. E.; Brede, B.; D'hont, B.; et al. 2022. Quantifying tropical forest structure through terrestrial and UAV laser scanning fusion in Australian rainforests. *Remote Sensing of Environment* 271, 112912. 10.1016/j.rse.2022.112912
- Tudoran, G. M.; Dobre, A. C.; Cicsa, A.; Pascu, I. S. 2021. Development of mathematical models for the estimation of dendrometric variables based on unmanned aerial vehicle optical data: A romanian case study. *Forests* 12, 200. 10.3390/f12020200
- White, J. C.; Coops, N. C.; Wulder, M. A.; Vastaranta, M.; Hilker, T.; Tompalski, P. 2016. Remote sensing technologies for enhancing forest inventories: a review. *Canadian Journal of Remote Sensing* 42, 619–641. 10.1080/07038992.2016.1207484
- Unal, I.; Topakci, M. 2014. A review on using drones for precision farming applications. In *Proceedings of the 12th International Congress on Agricultural Mechanization and Energy*, Nevsehir, Turkey, 3–6, 276–283.
- Vivar-Vivar, E. D.; Pompa-García, M.; Martínez-Rivas, J. A.; Mora-Tembre, L. A. 2022. UAV-Based Characterizations of Tree-Attributes and Multispectral Indices in an Uneven-Aged Mixed Conifer-Broadleaf Forest. *Remote Sens.* 14, 12, 2775. <https://doi.org/10.3390/rs14122775>
- Wang, M.; Im, J.; Zhao, Y.; Zhen, Z. 2022. Multi-Platform LiDAR for Non-Destructive Individual Aboveground Biomass Estimation for Changbai Larch (*Larix Olgensis* Henry) Using a Hierarchical Bayesian Approach. *Remote Sens.* 14, 4361. 10.3390/rs14174361
- Zhang, J.; Hu, J.; Lian, J.; Fan, Z.; Ouyang, X.; Ye, W. 2016. Seeing the forest from drones: Testing the potential of lightweight drones as a tool for long-term forest monitoring. *Biological Conservation* 198, 60–69. 10.1016/j.biocon.2016.03.027
- Zhou, L.; Meng, R.; Tan, Y.; Lv, Z.; Zhao, Y.; Xu, B.; Zhao, F. 2022. Comparison of UAV-Based LiDAR and Digital Aerial Photogrammetry for Measuring Crown-Level Canopy Height in the Urban Environment. *Urban. For. Urban. Green.* 69, 127489. <https://doi.org/10.1016/j.ufug.2022.127489>