



LUANA CATARINE DE OLIVEIRA COSTA

**MODELAGEM DA BIOMASSA ARBÓREA: ABORDAGEM
BASEADA EM MÉTRICAS DERIVÁVEIS DE LIDAR PARA
CONTEXTOS FLORESTAIS E URBANOS**

**LAVRAS-MG
2026**

LUANA CATARINE DE OLIVEIRA COSTA

**MODELAGEM DA BIOMASSA ARBÓREA: ABORDAGEM BASEADA EM
MÉTRICAS DERIVÁVEIS DE LIDAR PARA CONTEXTOS FLORESTAIS E URBANOS**

Dissertação apresentada à Universidade Federal de Lavras, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Ecologia Aplicada, área de concentração em Ecologia e Conservação de Recursos em Paisagens Fragmentadas e Agrossistemas, para a obtenção do título de Mestre.

Orientador
Prof. Dr. Rafael Dudeque Zenni

**LAVRAS-MG
2026**

**Ficha Catalográfica elaborada pelo Sistema de Geração
de Ficha Catalográfica da Biblioteca Universitária da UFLA, com
dados informados pelo(a) próprio(a) autor(a).**

Costa, Luana Catarine de Oliveira.

Modelagem da biomassa arbórea : abordagem baseada em métricas deriváveis de LiDAR para contextos florestais e urbanos / Luana Catarine de Oliveira Costa. - 2026. 87 p.

Orientadora: Rafael Dudeque Zenni

Dissertação (Mestrado Acadêmico) - Universidade Federal de Lavras, 2026.
Bibliografia.

1. Biomassa acima do solo. 2. Modelos alométricos. 3. LiDAR-VANT. 4. Área de copa. 5. Florestas urbanas. I. Zenni, Rafael Dudeque. II. Universidade Federal de Lavras. III. Título.

LUANA CATARINE DE OLIVEIRA COSTA

**MODELAGEM DA BIOMASSA ARBÓREA: ABORDAGEM BASEADA EM
MÉTRICAS DERIVÁVEIS DE LIDAR PARA CONTEXTOS FLORESTAIS E URBANOS**

**TREE BIOMASS MODELING: AN APPROACH BASED ON LIDAR-DERIVABLE
METRICS FOR FOREST AND URBAN CONTEXTS**

Dissertação apresentada à Universidade Federal de Lavras, como parte das exigências do Programa de Pós Graduação em Ecologia Aplicada, área de concentração em Ecologia e Conservação de Recursos em Paisagens Fragmentadas e Agrossistemas, para a obtenção do título de Mestre.

APROVAÇÃO em 23 de abril de 2026.

Dr.(a) Kelly Marianne Guimaraes Pereira UFLA

Dr. Luiz Fernando Silva Magnago UFSA

Orientador
Prof. Dr. Rafael Dudeque Zenni

**LAVRAS-MG
2026**

Dedico este trabalho à minha família, à sociedade e à ciência. E a todos que, direta ou indiretamente, contribuíram para a realização e concretização de mais esta etapa em minha vida.

AGRADECIMENTOS

Agradeço à minha família por todo apoio e incentivo, principalmente nos momentos difíceis. Ao meu companheiro, Pablo, pelas inúmeras contribuições, desde suporte emocional, encorajamento, até coletas em campo, por toda paciência e parceria durante este processo de mestrado.

Aos amigos e colegas que passam pela nossa jornada, contribuindo com apoio, conversas e inspirações. Servindo tanto de momentos de descontrações, como também de ajuda técnica e parcerias de trabalho.

Ao meu orientador, não somente pela orientação no trabalho e soluções nos momentos de imprevistos e bloqueios de ordem técnica. Agradeço também pela paciência e compreensão ao longo do meu processo com a pesquisa e todas as dificuldades que enfrentei.

Aos docentes, pesquisadores e estudantes da Universidade Federal de Lavras (UFLA) e do Programa de Pós-Graduação em Ecologia Aplicada que por meio de conversas, esclarecimentos, observações e insights, colaboraram para a minha formação e o meu projeto. À UFLA pelo apoio institucional e pela infraestrutura que permitiram a minha formação e execução deste projeto de pesquisa.

À banca examinadora que por meio de sugestões e observações contribuíram para a melhoria desta dissertação e do trabalho de forma geral.

O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) – código de financiamento 001.

O presente trabalho foi realizado pelo apoio e recursos tecnológicos oriundos do projeto intitulado “Processos e serviços ecossistêmicos em ecossistemas antropizados: sinergias entre urbanização e invasões biológicas” aceito na chamada 01/2023 - Demanda Universal - e “Consolidação e ampliação da infraestrutura multiusuário na UFLA para inovação sustentável em Minas Gerais” aprovado na chamada 03/2023 - Programa Institucional de Consolidação da Pesquisa Científica e Tecnológica, concedido pela Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de Minas Gerais - FAPEMIG.

RESUMO

A estimativa precisa da biomassa arbórea acima do solo (BAAS) é essencial para compreender os estoques de carbono, avaliar a qualidade ecológica de paisagens urbanizadas, manejo florestal, planejamento urbano e subsidiar políticas climáticas. Tecnologias de sensoriamento remoto como LiDAR (Light Detection And Ranging; detecção e alcance por luz) aerotransportado tem ampliado as possibilidades metodológicas para essa estimativa em diferentes contextos ecossistêmicos. No entanto, a aplicação de relações alométricas desenvolvidas para florestas de dossel fechado não representam adequadamente árvores crescendo em condições abertas e isoladas das áreas urbanas. O estudo teve como objetivo desenvolver e comparar modelos alométricos baseados em altura (H) e área de copa (Ac), métricas deriváveis de LiDAR aerotransportado, aplicáveis a duas tipologias arbóreas contrastantes em Lavras, sudeste do Brasil: árvores em fragmento de Floresta Estacional Semidecidual e árvores urbanas espaçadas ou isoladas. Em campo, foram obtidas medidas de diâmetro à altura do peito (DAP), altura total (H) e foi realizada a identificação das espécies. A densidade da madeira (DM) foi obtida na base de dados Global Wood Density de Chave et al. (2009) e Zanne et al. (2009). A partir de dados de LiDAR-VANT, foram derivadas as métricas de altura máxima (H) e área da copa (Ac). A BAAS de referência foi estimada por meio de equação pantropical (Eq. 4) de Chave et al. (2014) baseada em DAP, H e DM. Nós testamos 27 equações candidatas separadamente para as duas tipologias e avaliamos o ajuste (R^2 ajustado), parcimônia (AIC) e desempenho preditivo (RMSE, BIAS, PBIAS e R^2) em relação à BAAS estimada pela equação pantropical. Adicionalmente, fizemos análises de concordância (Bland–Altman e coeficiente de correlação de concordância - CCC) e equivalência estatística (TOST) em comparação com equações da literatura. No fragmento florestal, o modelo semi-logarítmico selecionado explicou 87% da variação da BAAS nos dados de treinamento e apresentou RMSE de 0,227 t e R^2 de 0,724 na regressão com os valores de referência. Para as árvores isoladas, o modelo polinomial de segunda ordem explicou 89% da variação da biomassa e apresentou RMSE de 0,376 t e R^2 de 0,901 nessa mesma comparação, refletindo a maior heterogeneidade estrutural desse contexto. Em ambos os casos, observou-se maior proximidade dos modelos selecionados com equações calibradas em fisionomias estruturalmente análogas, reforçando a importância da transferibilidade alométrica. Os resultados demonstram que H e Ac capturaram uma parcela substantiva da variabilidade da BAAS em ambos os contextos investigados, porém a forma matemática adequada difere entre as tipologias. Os modelos devem, portanto, ser interpretados como equações de calibração específicas para cada contexto e não modelos

universalmente transferíveis. Ainda é necessária uma validação independente em diferentes locais e ao longo de gradientes estruturais mais amplos antes de se proceder à extrapolação operacional.

Palavras-chave: florestas urbanas; biomassa acima do solo; modelos alométricos; LiDAR-VANT; área de copa.

ABSTRACT

Accurate estimation of tree aboveground biomass (AGB) is essential for understanding carbon stock, evaluating the ecological quality of urbanized landscapes, forest management, urban planning, and supporting climate policies. Remote sensing technologies such as airborne LiDAR (Light Detection and Ranging) have expanded methodological possibilities for biomass estimation across different ecosystem contexts. However, equations developed for closed-canopy forests do not represent adequately trees growing under the open and isolated conditions typical of urban areas. This study aimed to develop and compare allometric models based on total height (H) and crown area (Ca), derived from airborne LiDAR, for two contrasting tree typologies in Lavras, southeastern Brazil: trees in a seasonal semideciduous forest fragment and isolated or spaced urban trees. Field data included diameter at breast height (DBH), total tree height (H), and species identification, while wood density (WD) values were obtained from the Global Wood Density database (Chave et al., 2009; Zanne et al., 2009). UAV-LiDAR data were used to derive maximum tree height (H) and crown area (Ca) metrics. Reference AGB was estimated using the pantropical allometric equation (Eq. 4) from Chave et al. (2014) based on DBH, H, and WD. We tested 27 candidate equations separately for each typology and evaluated their fit (adjusted R^2), parsimony (AIC), and predictive performance (RMSE, BIAS, PBIAS, and R^2) with AGB estimates obtained from the pantropical equation. In addition, we performed agreement analyses (Bland–Altman analysis and concordance correlation coefficient - CCC) and statistical equivalence (TOST) in comparison with published allometric equations. In the forest fragment, the selected semi-logarithmic model explained 87% of the variation in AGB in the training dataset and showed an RMSE of 0.227 t and R^2 of 0.724 in relation to the reference values. For spaced and isolated urban trees, the second-order polynomial model explained 89% of the biomass variation and presented an RMSE of 0.376 t and R^2 of 0.901 in the same comparison, reflecting the higher structural heterogeneity of this context. In both cases, closer agreement was observed with equations calibrated for structurally analogous forest types, reinforcing the importance of allometric transferability. Overall, the results demonstrate that H e Ca captured substantial variation in AGB within the sampled structural domains, but the appropriate mathematical form differed between typologies. The models should therefore be interpreted as context-specific calibration equations rather than universally transferable models. Independent validation across sites and broader structural gradients is still required before operational extrapolation.

Keywords: urban forests; aboveground biomass; allometric models; UAV-LiDAR; crown area.

INDICADORES DE IMPACTOS

O presente estudo contribui para o avanço metodológico na quantificação de biomassa acima do solo de árvores em contextos urbanos heterogêneos, dispostas em condições de espaçamentos distintos, com impactos potenciais nos âmbitos tecnológico, ambiental e social. Do ponto de vista tecnológico, o trabalho resultou no desenvolvimento de equações alométricas calibradas localmente para duas tipologias de florestas urbanas (fragmentos florestais tropicais e árvores espaçadas ou isoladas em áreas urbanas), utilizando métricas estruturais deriváveis por sensoriamento remoto de LiDAR aerotransportado em veículo aéreo não tripulado (VANT). Essa abordagem representa um avanço metodológico relevante para o contexto do Sul Global, onde florestas urbanas tropicais permanecem sub-representadas em inventários de biomassa e carbono e a disponibilidade de equações alométricas regionalmente calibradas é ainda limitada. Apesar da necessidade de validação independente e testes em diferentes locais, os modelos desenvolvidos constituem ferramentas com potencial de aplicação para inventários florestais e arbóreos urbanos, no monitoramento de estoques de carbono e na avaliação de serviços ecossistêmicos providos pela vegetação arbórea, classificando-se nas áreas temáticas de Meio Ambiente, Tecnologia e Produção. Nos âmbitos ambiental e social, as ferramentas podem oferecer subsídios técnicos para gestores públicos e partes interessadas, planejadores urbanos e pesquisadores envolvidos na gestão de florestas urbanas e espaços verdes, bem como na formulação de políticas de mitigação climática, especialmente no município de Lavras e na região do Sul de Minas Gerais. O estudo foi conduzido integralmente no âmbito acadêmico, sem caráter extensionista direto, envolvendo docentes e estudantes de pós-graduação da Universidade Federal de Lavras. Os impactos da pesquisa alinham-se aos Objetivos de Desenvolvimento Sustentável da ONU, especialmente ao ODS 11 (Cidades e Comunidades Sustentáveis), ao ODS 13 (Ação Contra a Mudança Global do Clima), e ao ODS 15 (Vida Terrestre), ao contribuir para o desenvolvimento de ferramentas de monitoramento da vegetação urbana e para o fortalecimento de estratégias de gestão sustentável de paisagens tropicais.

IMPACT INDICATORS

This study contributes to methodological progress in quantifying tree aboveground biomass in heterogeneous urban contexts, where trees occur under distinct spacing conditions, with potential impacts spanning the technological, environmental, and social domains. From a technological standpoint, this work resulted in the development of locally calibrated allometric equations for two urban forest typologies (tropical forest fragments and spaced or isolated urban trees), using structural metrics derived from airborne LiDAR remote sensing carried on an unmanned aerial vehicle (UAV). This approach represents a relevant methodological advance for the Global South context, where tropical urban forests remain underrepresented in biomass and carbon inventories, and the availability of regionally calibrated allometric equations is still limited. Despite the need for independent validation and testing across different sites, the developed models constitute tools with potential application in forest and urban tree inventories, in carbon stock monitoring, and in the assessment of ecosystem services provided by tree vegetation, falling within the thematic areas of Environment and Technology and Production. In the environmental and social domains, these tools can provide technical support for public managers and stakeholders, urban planners, and researchers involved in the management of urban forests and green spaces, as well as in the formulation of climate mitigation policies, particularly in the municipality of Lavras and the South of Minas Gerais region. The study was conducted entirely within an academic setting, without a direct outreach component, involving faculty members and graduate students from the Universidade Federal de Lavras. The impacts of this research align with the United Nations Sustainable Development Goals (SDGs), particularly SDG 11 (Sustainable Cities and Communities), SDG 13 (Climate Action), and SDG 15 (Life on Land), by contributing to the development of urban vegetation monitoring tools and to the strengthening of sustainable management strategies for tropical landscapes.

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO.....	14
2	REFERENCIAL TEÓRICO	17
2.1	Tipologias e funções ecológicas das florestas urbanas	17
2.2	Fatores que determinam na dinâmica e estoque de biomassa e de carbono associado.....	19
2.3	LiDAR para estimativa de biomassa arbórea: aplicações em florestas tropicais e contextos urbanos.....	22
3	METODOLOGIA.....	25
3.1	Área de estudo.....	25
3.2	Classificação do gradiente de urbanização e definição das áreas amostrais..	25
3.3	Coleta e processamento de dados	27
3.3.1	Inventário florestal e coleta de dados dendrométricos	28
3.3.2	Geração de ortomosaico por fotogrametria com VANT	29
3.3.3	Estimativa de altura das árvores	31
3.3.4	Cálculo de biomassa arbórea acima do solo (BAS) de referência	32
3.4	Caracterização descritiva e comparação dos traços funcionais entre as tipologias	33
3.5	Desenvolvimento e avaliação interna dos modelos alométricos de BAAS usando H e Ac.....	33
3.6	Avaliação comparativa externa dos modelos de BAAS com equações da literatura.....	34
4	RESULTADOS.....	37
4.1	Caracterização estrutural e funcional entre as tipologias	37
4.2	Seleção dos modelos alométricos candidatos de BAAS para cada tipologia ..	38
4.3	Desempenho preditivo dos modelos de BAAS em relação aos valores de referência e pré-seleção de modelos.....	40
5	DISCUSSÃO	53
5.1	Como características estruturais e funcionais diferem entre as tipologias	53
5.2	Capacidade preditiva dos modelos de H e Ac e adequação das estruturas alométricas aos contextos ecossistêmicos	54

5.3	Concordância e equivalência com equações da literatura para os contextos ecossistêmicos estudados.....	58
5.4	Incertezas, limitações e natureza dos modelos	61
6	CONCLUSÃO.....	62
	REFERÊNCIAS.....	63
	APÊNDICE A – DADOS DENDROMÉTRICOS DAS ÁRVORES AMOSTRADAS EM INVENTÁRIO DE CAMPO PARA TREINAMENTO DOS MODELOS ALOMÉTRICOS.....	71
	APÊNDICE B – DESCRIÇÃO EM NOTAÇÃO MATEMÁTICA DOS 27 MODELOS ALOMÉTRICOS TESTADOS PARA BIOMASSA ARBÓREA ACIMA DO SOLO (BAAS).....	75
	APÊNDICE C – LISTA DE EQUAÇÕES ALOMÉTRICAS DE BAAS DA LITERATURA.....	77
	APÊNDICE D – RESULTADOS DOS MODELOS ALOMÉTRICOS DE BAAS TESTADOS COM DADOS DA ÁREA DO FRAGMENTO UFLA....	78
	APÊNDICE E – RESULTADOS DOS 27 MODELOS ALOMÉTRICOS DE BAAS TESTADOS COM DADOS DA ÁREA URBANA DO CAMPUS DA UFLA.....	79
	APÊNDICE F – REGRESSÃO ENTRE BAAS PREDITA PELOS MODELOS DA LITERATURA E BAAS DE REFERÊNCIA PARA FRAGMENTO FLORESTAL	80
	APÊNDICE G – REGRESSÃO ENTRE BAAS PREDITA PELOS MODELOS DA LITERATURA E BAAS DE REFERÊNCIA PARA ÁRVORES ISOLADAS.....	81
	APÊNDICE H – GRÁFICOS DAS ANÁLISES DE BLAND-ALTMAN PARA OS DEMAIS MODELOS CANDIDATOS DESTE ESTUDO EM RELAÇÃO AOS MODELOS DA LITERATURA	82

1 INTRODUÇÃO

A intensificação das mudanças climáticas no último século tem afetado de forma abrangente e prejudicial os ecossistemas, as economias, a saúde e o bem-estar humano (Raihan, 2023). Os efeitos das mudanças climáticas se somam a impactos diretos sobre a saúde pública, como o aumento da mortalidade associado a eventos climáticos extremos (Carleton; Hsiang, 2016), e à intensificação da insegurança alimentar, projetada para se agravar globalmente até 2050 em decorrência da interação entre variabilidade climática, mudanças no uso da terra e crescimento populacional (Molotoks; Smith; Dawson, 2021). No Brasil, por exemplo, a seca registrada no centro-sul do país em 2021 reduziu a capacidade de grandes reservatórios a menos de 20%, comprometendo simultaneamente a produção agrícola e a geração de energia (Shivanna, 2022). Em 2024, as consequências dos eventos climáticos extremos afetaram globalmente 167,2 milhões de pessoas e resultaram em cerca de US\$ 242 bilhões em perdas econômicas, dos quais US\$ 7 bilhões em danos foram causados pelas enchentes no Rio Grande do Sul, e uma seca sem precedentes na Amazônia que gerou perdas estimadas em US\$ 6 bilhões (CRED, 2025).

As emissões globais de Gases de Efeito Estufa (GEE) constituem um dos principais direcionadores das mudanças climáticas e estão atribuídas principalmente às Mudanças no Uso da Terra (MUT) (desmatamento, agricultura, urbanização, dentre outros) e aos setores como: industrial, energético, transporte e edificação (Grimm et al., 2008; Zhang; Yu; Chen, 2017; Lamb et al., 2021). O dióxido de carbono (CO_2), principal GEE em termos quantitativos, tem papel central nas mudanças climáticas e no ciclo biogeoquímico do carbono, constituindo a base da matéria orgânica e da biomassa dos ecossistemas (Calvin et al., 2023; Schimel, 1995). Nesse cenário, a urbanização tem perturbado de forma crescente a dinâmica do carbono e do clima, ao transformar ecossistemas naturais em mosaicos urbanos por meio da fragmentação de habitats, impermeabilização de solos, pressão constante sobre recursos naturais e modificações na dinâmica de ciclos globais (Grimm et al., 2008; Singh; Kikon; Verma, 2017; Pandit; Sharma, 2022).

A vegetação urbana, presente tanto em fragmentos florestais quanto fora deles de forma isolada ou espaçada, embora ocupe áreas fragmentadas e sujeitas a manejo antrópico intensivo, constitui um sumidouro significativo de carbono atmosférico por meio da biomassa vegetal viva (Nowak; Crane, 2002; Muslih et al., 2022). A quantificação precisa da biomassa é essencial para compreender os estoques de carbono associados, avaliar a qualidade ecológica de paisagens urbanizadas, manejo florestal, planejamento urbano, e subsidiar políticas de

compensação ambiental, de mitigações e adaptações climáticas (Houghton; Hall; Goetz, 2009; Muñoz-Pacheco; Villaseñor, 2022; Nowak et al., 2013; Nowak; Crane, 2002).

Os modelos alométricos estão entre as ferramentas amplamente utilizadas para a quantificação da biomassa arbórea, uma vez que estabelecem relações matemáticas entre a biomassa e variáveis preditoras mensuráveis em campo, como diâmetro à altura do peito (DAP), altura total e densidade da madeira (McPherson; Van Doorn; Peper, 2016; Nowak; Crane, 2002). Tradicionalmente aplicados a partir de dados de inventário florestal, os modelos alométricos têm demonstrado eficácia e precisão para a estimativa de biomassa e de carbono em ecossistemas florestais (Chave et al., 2005, 2014). Atualmente, existe uma diversidade de modelos desenvolvidos para diferentes contextos, incluindo equações específicas para espécies ou localidades (Nelson et al., 1999; Paul et al., 2013; Feyisa et al., 2018; Ganamé et al., 2021), para silvicultura (Ramos-Veintimilla et al., 2025; Silva et al., 2014) e para florestas naturais em escalas regionais (Nogueira et al., 2008).

Apesar da consolidação desses modelos tradicionais baseados em inventários de campo, limitações relacionadas a custos, tempo e cobertura espacial têm motivado o desenvolvimento de abordagens integradas com sensoriamento remoto. Nesse contexto, o sensor LiDAR (Light Detection and Ranging) aerotransportado, em especial, tem-se consolidado como uma dessas alternativas promissoras ao fornecer, com precisão e detalhamento espacial, métricas estruturais como altura do dossel, área e volume da copa, estrutura vertical da vegetação, as quais podem ser utilizadas como variáveis preditoras em modelos de biomassa ao longo de paisagens florestais e urbanas heterogêneas (Li et al., 2025; Velasquez-Camacho et al., 2021).

Não obstante esses avanços metodológicos, ainda existem lacunas científicas importantes. Muitas equações alométricas foram desenvolvidas para florestas contínuas de dossel fechado ou para espécies, regiões ou sistemas de manejo específicos (Qin et al., 2021; Ramos-Veintimilla et al., 2025; Rodda et al., 2024; Thapa; Narine; Wilson, 2025), o que pode limitar sua transferibilidade para ambientes estruturalmente heterogêneos. Essa limitação é particularmente relevante em paisagens urbanas e periurbanas, onde as árvores ocorrem como fragmentos florestais remanescentes, indivíduos isolados, arborização viária, árvores em parques e espaços verdes manejados (Liu et al., 2023; Martini; Biondi; Batista, 2022; Muslih et al., 2022; Vancine et al., 2023).

Árvores que crescem em áreas urbanas abertas frequentemente desenvolvem copas mais largas e irregulares, relações altura-diâmetro distintas e padrões de alocação de biomassa diferentes daqueles observados em árvores sujeitas à competição em ambientes florestais (McHale et al., 2009; McPherson; Van Doorn; Peper, 2016; Wilkes et al., 2018; Yang et al.,

2022). Consequentemente, equações calibradas para florestas naturais podem gerar estimativas enviesadas de biomassa e carbono quando aplicadas a árvores urbanas ou paisagens mistas (McHale et al., 2009; Yoon et al., 2013). Além disso, florestas urbanas tropicais e árvores situadas fora de áreas de floresta contínua permanecem sub-representadas em pesquisas de modelagem de biomassa, particularmente no Sul Global, onde a rápida urbanização coincide com elevada biodiversidade e alta vulnerabilidade climática (Li et al., 2025; Velasquez-Camacho et al., 2021; Yang et al., 2022).

É necessário suprir essa lacuna, pois estimativas imprecisas de biomassa podem comprometer inventários de carbono, cálculos de compensação ambiental, a valoração de florestas urbanas e a elaboração de políticas de mitigação climática baseadas em infraestrutura verde. O desenvolvimento de modelos alométricos que utilizam variáveis estruturais obtidas via LiDAR aerotransportado oferece um caminho prático e teoricamente relevante para aprimorar a estimativa de biomassa em diferentes tipologias de vegetação (Ferreira et al., 2024).

Nesse contexto, o objetivo do estudo foi desenvolver modelos alométricos para a estimativa da biomassa arbórea acima do solo a partir de métricas estruturais passíveis de obtenção por sensor LiDAR aerotransportado, aplicáveis a diferentes tipologias da vegetação arbórea, com ênfase em fragmentos florestais tropicais e árvores isoladas em áreas urbanas. Os objetivos específicos são: (1) analisar e comparar as diferentes tipologias de vegetação arbórea presentes em áreas urbanas e rurais, considerando suas características estruturais e funcionais; (2) investigar o potencial da altura total e da área da copa como variáveis explicativas para estimativas de biomassa acima do solo (BAAS), avaliando sua capacidade preditiva em contextos distintos; (3) desenvolver e avaliar modelos alométricos específicos para cada tipologia estrutural, examinando suas estruturas matemáticas e desempenho preditivo; e (4) validar a acurácia e a concordância dos modelos de BAAS propostos com equações consagradas na literatura, visando aprimorar a precisão das estimativas de biomassa em ambientes heterogêneos e subsidiar políticas de manejo e mitigação climática.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

2.1 Tipologias e funções ecológicas das florestas urbanas

As árvores urbanas têm sido reconhecidas como elementos fundamentais na mitigação dos impactos ambientais decorrentes da urbanização. As motivações para investimento em vegetação urbana evoluíram ao longo do tempo, historicamente centradas em aspectos paisagísticos, estéticos e de lazer (Mascaró; Mascaró, 2005; Pinheiro; Souza, 2017). A partir da década de 1990, essas motivações passaram a incorporar de forma progressiva a valorização dos serviços ecossistêmicos de regulação climática e de purificação do ar (Balvanera et al., 2012). Recentemente, o debate passou a incluir questões de justiça climática, reconhecendo-se que o acesso desigual à infraestrutura verde constitui uma dimensão importante da vulnerabilidade urbana (Anderson et al., 2023; Guo; Liu; Zhu, 2024). Com a intensificação dos efeitos do aquecimento global, essas funções tornaram-se ainda mais críticas, especialmente em regiões tropicais e subtropicais caracterizadas por maior vulnerabilidade climática.

Atualmente, o termo “florestas urbanas” tem sido a terminologia amplamente empregada para descrever as árvores urbanas enquanto componentes dos ecossistemas urbanos, além de abranger todas as tipologias de vegetação arbórea presentes nas cidades (Vogt, 2025). Do ponto de vista conceitual, as florestas urbanas constituem uma das categorias de espaços verdes urbanos (EVU) e, assim como estes, apresentam diferentes tipologias e funções socioambientais e ecológicas. As florestas urbanas podem ser compreendidas como EVU estratificados, distinguindo-se do conceito de dossel arbóreo ou cobertura arbórea urbana, que se refere à proporção da paisagem urbana coberta por copas de árvores (Vogt, 2025).

Dentre as tipologias comumente abordadas na literatura, destacam-se árvores de ruas e calçadas, árvores residenciais, parques, praças, corredores verdes e fragmentos ou remanescentes de florestas naturais ou seminaturais. Essas categorias refletem diferenças no uso da terra, na intensidade do manejo e nas funções ecológicas desempenhadas pela vegetação urbana. Martini et al. (2022) definiram quatro tipologias principais em uma cidade brasileira: árvores isoladas, áreas verdes (antigas e modernas) e fragmentos ou remanescentes florestais. As árvores isoladas caracterizam-se por indivíduos dispersos em vias públicas, calçadas e espaços privados, frequentemente associados à linearidade e à geometrização das estruturas edificadas. As áreas verdes modernas, por sua vez, correspondem a espaços planejados como parques e praças, onde as árvores ocorrem em agrupamentos mais ou menos adensados, podendo apresentar composição homogênea ou heterogênea. Por fim, os fragmentos florestais

representam remanescentes de vegetação nativa preservados em áreas de preservação permanente (APP), nascentes ou regiões de topografia acidentada.

A paisagem urbana configura-se, assim, como um mosaico complexo, no qual árvores espaçadas e isoladas coexistem com infraestruturas urbanas em uma matriz predominantemente impermeável, pontuada por fragmentos florestais de dimensões variáveis. Contudo, a distribuição espacial dessa vegetação não é homogênea nem estática, apresentando padrões distintos no espaço urbano. Estudos demonstram que as florestas urbanas, incluindo as árvores isoladas, concentram-se preferencialmente em bairros e áreas ocupadas por populações de maior renda, tanto em espaços públicos quanto privados, padrão observado em diferentes contextos geográficos (Anderson et al., 2023; Guo; Liu; Zhu, 2024). No Brasil, evidências indicam que áreas urbanas mais recentes tendem a apresentar maior cobertura de dossel em comparação às áreas estabelecidas há mais tempo, refletindo mudanças no planejamento urbano e na valorização da infraestrutura verde (Guo; Liu; Zhu, 2024).

As florestas urbanas e periurbanas fornecem uma variedade de serviços ecossistêmicos às cidades e em diferentes escalas espaciais e temporais como: a redução da temperatura, o auxílio no ciclo hidrológico e na qualidade da água, a redução de poluição atmosférica, o sequestro de carbono e a consequente mudança nas emissões de poluentes provenientes de combustíveis fósseis (Chen; Jim, 2008; Moreno et al., 2024; Nowak; Greenfield, 2018). A interceptação de água da chuva e o aumento das taxas de infiltração no solo reduzem o escoamento superficial, atenuando riscos de inundações e de sedimentação de corpos d'água, processos cujos efeitos tendem a ser amplificados pela perda de vegetação associada à urbanização intensiva (Delphin et al., 2016; Nowak, 2006; Pinheiro; Souza, 2017).

Paralelamente, a remoção de poluentes atmosféricos, como dióxido de carbono (CO_2), ozônio (O_3), dióxido de nitrogênio (NO_2) e material particulado, gera benefícios econômicos e de saúde pública mensuráveis. Por exemplo, a estimativa calculada para a remoção de poluentes atmosféricos totais à nível nacional para os Estados Unidos (com base em dados de 2010 e 2014) foi de 822 mil toneladas por ano, com um valor anual de US\$5,4 bilhões (Nowak; Greenfield, 2018). Na área metropolitana de Lima, Peru, as árvores urbanas removeram anualmente cerca de 346 toneladas de matéria particulada, com uma taxa de sequestro de carbono estimada em 5,6 tC/ha por ano, e um total de 2.859 toneladas de carbono estocado em todas as áreas verdes amostradas somadas em 43 ha (Moreno et al., 2024). No contexto tropical, a biomassa arbórea total estimada em um jardim botânico do Rio de Janeiro, foi de 8.047 ± 402 Mg (ou toneladas), correspondendo a 4.024 ± 201 Mg de carbono na biomassa aérea (Kurtz et al., 2024).

O sequestro e o armazenamento de carbono na biomassa arbórea posicionam as florestas urbanas como sumidouros de dióxido de carbono, contribuindo diretamente para a mitigação do efeito estufa e do aquecimento (Muslih et al., 2022; Nowak, 2006; Nowak et al., 2013). A regulação climática local e regional constitui uma das funções ecológicas mais evidentes, sendo mediada por processos como sombreamento, evapotranspiração e modificações dos padrões de ventilação, além de contribuir para a redução do consumo de eletricidade para climatização, diminuindo indiretamente as emissões de carbono associadas à geração de energia (Endreny et al., 2017; Nowak, 2006).

A eficácia e a magnitude dos efeitos dos serviços ecossistêmicos descritos acima dependem das condições climática locais, da escala de intervenção, da configuração e adensamento da vegetação arbórea, e deve ser acompanhada de medidas de redução das emissões das fontes, a fim de gerar benefícios substanciais à saúde pública (Baró et al., 2014). A diversidade de espécies arbóreas e a heterogeneidade vertical constituem, portanto, atributos importantes para a maximização dos benefícios ecológicos em espaços verdes urbanos. Diferentes configurações da vegetação favorecem distintos serviços ecossistêmicos, implicando potenciais compensações entre eles. Nesse sentido, formações florestais mistas e estruturalmente complexas tendem a apresentar desempenho superior na provisão simultânea de múltiplos serviços, em comparação com configurações simplificadas (Mexia et al., 2018).

As evidências citadas acima reforçam o papel da vegetação urbana, institucionalizado há duas décadas, como “biotecnologia” natural para mitigar os efeitos adversos da urbanização na qualidade ambiental, no bem-estar e na saúde humana (Nowak, 2006). Atualmente, o papel das florestas urbanas como solução baseada na natureza se estende para mecanismos de adaptação às mudanças climáticas, em um cenário em que alguns efeitos não podem mais ser revertidos e há cada vez mais necessidade em conservar e manter o que resta de florestas e repensar as estratégias de planejamento e manejo das áreas urbanas para incorporar mais vegetação arbórea.

2.2 Fatores que determinam na dinâmica e estoque de biomassa e de carbono associado

A alocação de biomassa em árvores é uma estratégia dinâmica de partilha de recursos entre diferentes órgãos, como tronco, ramos, folhas e raízes, fortemente moldada pelo nível de competição por recursos, especialmente luz e água, e pelas características intrínsecas de cada espécie (Esperon-Rodriguez et al., 2025; Poorter et al., 2017). A estratégia de alocação de biomassa difere entre árvores localizadas em florestas de dossel fechado e os espaços urbanos abertos. Em florestas de dossel fechado, árvores jovens do sub-bosque precisam limitar a

expansão horizontal inicial da copa e canalizar recursos para o crescimento em altura, de modo a alcançar níveis de luz mais elevados no dossel (Fransson; Brännström; Franklin, 2021). Já em condições de menor competição lateral e maior disponibilidade de recursos, o crescimento em altura permanece relativamente estável, enquanto a copa e o diâmetro do tronco respondem de forma mais sensível, resultando em indivíduos com copas proporcionalmente maiores para um mesmo diâmetro (Fransson; Brännström; Franklin, 2021; Pretzsch et al., 2015).

Em florestas de dossel fechado diversos atributos florestais como estágio sucessional, diversidade e composição de espécies, tamanho dos fragmentos florestais (área basal), bem como características específicas de cada local e do tipo de formação florestal, apresentam, de modo geral, efeitos significativos no estoque e na dinâmica de biomassa e carbono (Poorter et al., 2016; Watzlawick et al., 2023). Em florestas estacionais semidecíduais, por exemplo, o padrão de alocação de biomassa tende a concentrar-se principalmente no tronco (fuste principal) e nas ramificações dos galhos, respectivamente (Watzlawick et al., 2023). Florestas em estágios de sucessão inicial tendem a apresentar menor acúmulo de biomassa, e o acúmulo tende a aumentar gradualmente com a idade da vegetação (Watzlawick et al., 2023). Apesar da baixa capacidade de acúmulo de biomassa e carbono em fragmentos florestais jovens, os processos dinâmicos são mais intensificados, ou seja, o sequestro líquido de carbono é positivo e elevado, com maior aporte de produtividade para recrutamento, elevada taxa de crescimento de espécies pioneiras e indivíduos jovens (Nowak; Crane, 2002; Watzlawick et al., 2023). Tal dinâmica caracteriza essas áreas como importantes sumidouros de carbono.

A diversidade de espécies exerce um forte efeito positivo e independente na dinâmica de biomassa, uma vez que aumenta a produtividade da floresta e os estoques globais de carbono e BAS (Poorter et al., 2015, 2017). De forma complementar, o número e a densidade de indivíduos arbóreos, a densidade de povoamento, bem como a escala espacial (expressa pela relação entre o tamanho das cidades e a dimensão dos fragmentos florestais) estão entre os principais determinantes dos estoques de biomassa e de carbono (Delphin et al., 2016).

As variações no crescimento volumétrico e no incremento de biomassa são fortemente mediadas pelos traços funcionais das espécies dominantes a nível de comunidade, como densidade da madeira (DM), área específica foliar e diâmetro do tronco (Poorter et al., 2017). Apesar de espécies de elevada DM apresentarem, em geral, menores diâmetros (DAP), o menor crescimento volumétrico não implica, necessariamente, em menor biomassa, uma vez que DM elevada está relacionada a maior biomassa do tronco por volume de madeira (Fransson; Brännström; Franklin, 2021; Poorter et al., 2017; Rüger et al., 2012). Em contrapartida, espécies de madeira mais leve e crescimento rápido tendem a alocar recursos preferencialmente para a

expansão de suas dimensões físicas, antes de investir em estabilidade mecânica (Fransson; Brännström; Franklin, 2021). Indivíduos de pequeno porte ainda em fase de recrutamento são mais limitados pela disponibilidade de luz nos estratos inferiores da floresta, onde a radiação não alcança completamente, principalmente em comunidades de alta DM que possuem árvores com copas mais longas e projetam sombras mais profundas (Kunstler et al., 2016; Poorter et al., 2017).

Variações sazonais nas condições climáticas também são determinantes na produtividade arbórea, a precipitação e a radiação solar, por exemplo, chegou a representar cerca de 19,8% e 16,3%, respectivamente, da variação no crescimento arbóreo anual (Wagner et al., 2014). Em fragmentos de Mata Atlântica, foi demonstrado que a sazonalidade chega a representar 33% e 32% da variação na produção primária bruta (PPB) e na biomassa, respectivamente (Da Silva; Zenni; Alves, 2025). Sob condições de elevada pluviosidade e disponibilidade de água há o aumento no crescimento arbóreo e estoque de biomassa (Poorter et al., 2017), e o efeito dessas variáveis tende a ser maior em indivíduos arbóreos sobreviventes e de grande porte, os quais enfrentam maior carga de radiação e déficit de pressão de vapor no dossel, associados a trajetos hidráulicos mais longos (Bennett et al., 2015; Van Der Sande; Zuidema; Sterck, 2015). Em contraste, indivíduos de pequeno porte, ainda em fase de recrutamento, são mais limitados pela disponibilidade de luz nos estratos inferiores da floresta, onde a radiação não alcança completamente (Poorter et al., 2017)

O entorno florestal também é outro fator que pode influenciar no estoque de biomassa e já foi demonstrado que a urbanização e a precipitação apresentam um efeito sinérgico na produção de biomassa, especialmente em áreas tropicais de Mata Atlântica (Da Silva; Zenni; Alves, 2025). A urbanização chegou a representar 2% da variação de biomassa estocada entre fragmentos urbanos e não-urbanos. Ainda que um efeito pequeno, o aumento na biomassa média foi de $11,2 \text{ g C m}^{-2} \text{ dia}^{-1}$ na floresta urbana comparado com $10,6 \text{ g C m}^{-2} \text{ dia}^{-1}$ na floresta não-urbana, e essa diferença se acentua ainda mais na estação chuvosa (Da Silva; Zenni; Alves, 2025).

Os valores de estoque e de sequestro bruto de carbono por hectare de área (tC/ha) tendem a ser mais baixos nas florestas urbanas devido à menor cobertura arbórea e, portanto, menor densidade de indivíduos, quando comparados com florestas não-urbanas. No entanto, o estoque e o sequestro bruto de carbono tendem a ser maiores em árvores urbanas quando os valores são analisados com base na cobertura arbórea por unidade de área (tC/m^2) (Nowak; Crane, 2002). Nesse último caso, as razões principais são a maior proporção de árvores de grande porte e rápida taxa de crescimento dos indivíduos dada pela estrutura florestal mais aberta nos

ambientes urbanos. Ao considerar esses fatores, as árvores urbanas individuais podem conter, aproximadamente, 4 vezes mais carbono do que árvores de povoamentos florestais não-urbanos (Nowak; Crane, 2002). Portanto, diferenças na estrutura dos povoamentos de árvores entre florestas urbanas e florestas naturais irão influenciar na variação dos estoques e da taxa de sequestro.

2.3 LiDAR para estimativa de biomassa arbórea: aplicações em florestas tropicais e contextos urbanos

A evolução das tecnologias de sensoriamento remoto para estimativa de biomassa florestal tem evidenciado tanto as potencialidades quanto as limitações de diferentes sistemas de sensores. Sensores ópticos passivos fornecem informações espectrais detalhadas, úteis para identificação de propriedades bioquímicas da vegetação, porém apresentam restrições associadas à natureza bidimensional das imagens e à saturação do sinal em áreas de biomassa moderada a alta (Plowright et al., 2016; Schick et al., 2023; White et al., 2016). Em contraste, o LiDAR, como sensor ativo, é eficaz na caracterização da estrutura tridimensional da vegetação devido à sua capacidade de penetração no dossel e de detecção de estratos inferiores do sub-bosque e do terreno (Borsah; Nazeer; Wong, 2023; White et al., 2016; Yang et al., 2022).

As plataformas de LiDAR diversificaram-se consideravelmente, abrangendo sistemas terrestres, veiculares, portáteis, aerotransportados não-tripulados, aeronaves remotamente pilotadas e satélites (Schick et al., 2023). Cada configuração apresenta equilíbrios específicos entre custo operacional, acessibilidade, facilidade de operação, extensão da cobertura espacial e precisão nas medições (Borsah; Nazeer; Wong, 2023; Li et al., 2025; Yang et al., 2022; Zhang; Zou; Wang, 2025). Nesse contexto, o uso de sensores ativos como LiDAR, possibilita a obtenção de informações espacialmente explícitas sobre a distribuição da biomassa em escalas intermediárias e com elevada resolução espacial, contornando restrições logísticas inerentes aos métodos convencionais de inventários florestais (Ferreira et al., 2024; Plowright et al., 2016; Schick et al., 2023).

A capacidade do LiDAR de medir diretamente a estrutura vertical da vegetação e a altura do dossel é um atributo fundamental para estimativas mais precisas de biomassa e de estoques de carbono florestais, especialmente em contextos marcados por elevada heterogeneidade estrutural. A utilização de LiDAR aerotransportado em veículos aéreos não tripulados (VANT) tem demonstrado crescente relevância para a quantificação de biomassa arbórea em contextos florestais tropicais e urbanos (Ferreira et al., 2024; Schick et al., 2023). A alta densidade de

pontos alcançável por esse sistema, em geral superior a mil pontos por metro quadrado, permite derivação de métricas estruturais da vegetação com resolução compatível com as necessidades de modelagem de biomassa a nível de árvore individual ou de povoamento (Li et al., 2025; Lin et al., 2022). A flexibilidade operacional dos VANTs possibilita ainda aquisições repetidas em janelas temporais controladas e em condições atmosféricas específicas, aspectos relevantes para minimizar interferências em estudos comparativos entre diferentes tipologias de vegetação.

A integração de LiDAR com sensores hiperespectrais tem sido explorada como estratégia para incrementar a capacidade preditiva por meio da incorporação de informações sobre composição de espécies e estado fisiológico da vegetação (Ferreira et al., 2024; Qin et al., 2021). No entanto, o uso de LiDAR como fonte primária de variáveis preditoras, sem integração com outros sensores, tem apresentado resultados consistentes, o que indica que as informações tridimensionais capturadas são suficientes para explicar a variabilidade da biomassa arbórea (Ferreira et al., 2024). A utilização de um único tipo de sensor reduz a complexidade metodológica associada à compatibilização de dados de diferentes fontes e favorece a padronização de protocolos, além de viabilizar aplicações em cenários nos quais sensores multiespectrais não estão disponíveis ou em que a comparabilidade entre estudos constitui prioridade analítica.

As métricas estruturais derivadas de LiDAR incluem altura máxima e média do dossel, área de projeção da copa, volume da copa e distribuição vertical da vegetação, variáveis que apresentam relações alométricas com a biomassa arbórea (Li et al., 2025; Velasquez-Camacho et al., 2021). A altura média do dossel e a altura média quadrática destacam-se como preditores particularmente robustos da biomassa em escala de parcela (Borsah; Nazeer; Wong, 2023). Em nível de árvores individuais, o volume da copa, a altura total da árvore e a área de projeção da copa constituem métricas essenciais derivadas de nuvens de pontos tridimensionais (Wilkes et al., 2018).

Em florestas tropicais de dossel fechado, o uso de LiDAR tem sido metodologicamente orientado pela necessidade de representar a elevada heterogeneidade estrutural desses ecossistemas em escala de paisagem, na qual gradientes de altura do dossel, densidade estrutural e estratificação vertical variam de forma contínua no espaço (Rodda et al., 2024). Nesses contextos, métricas derivadas de LiDAR aerotransportado permitem a caracterização de padrões estruturais ao longo de extensas áreas geograficamente heterogêneas, fornecendo preditores diretamente relacionados à biomassa acima do solo. A altura média do dossel emerge como preditor central da biomassa por sintetizar, em uma única métrica, tanto atributos estruturais locais quanto efeitos ambientais subjacentes (Rodda et al., 2024).

A quantificação de biomassa em árvores localizadas fora de formações florestais contínuas constitui um desafio metodológico específico, uma vez que esses indivíduos frequentemente apresentam arquiteturas de copa, padrões de crescimento e trajetórias de alocação de biomassa distintas daquelas observadas em ambientes florestais densos. A complexidade estrutural, associada à dispersão espacial e à inserção em matrizes heterogêneas, tem historicamente limitado sua inclusão em inventários florestais convencionais. Recentemente, a relevância ecológica e climática das chamadas *trees outside forests* (TOF) foi evidenciada a partir da quantificação, em escala continental, da contribuição de árvores urbanas, agrícolas e em pastagens para os estoques nacionais de biomassa e carbono na Europa, de modo que, a exclusão sistemática dessas árvores pode levar à subestimação dos estoques de carbono, especialmente em regiões altamente urbanizadas. (Liu et al., 2023)

De modo geral, modelos baseados em métricas de LiDAR têm demonstrado precisão comparável ou superior à de métodos tradicionais baseados exclusivamente em inventários de campo, consolidando o papel de LiDAR como ferramenta integradora e potencializadora de inventários florestais e urbanos. A eficácia na integração do LiDAR para modelagem de biomassa tem sido documentada tanto em contextos de florestas contínuas quanto em paisagens fragmentadas, incluindo ambientes urbanos, nos quais a complexidade espacial, a diversidade estrutural de copas e a presença de infraestruturas impõem desafios adicionais à modelagem de biomassa (Ferreira et al., 2024; Rodda et al., 2024; Wilkes et al., 2018).

3 METODOLOGIA

3.1 Área de estudo

O estudo foi realizado no município de Lavras, especificamente no campus da Universidade Federal de Lavras (UFLA), situado na área urbanizada do município (21°13'32,10"S e 44°58'48,23"O). Segundo classificação climática de Köppen para o Brasil, o clima da região pode ser definido como Subtropical úmido com inverno seco e verão quente (Cwa), caracterizado por temperatura do mês mais frio inferior a 18 °C temperatura do mês mais quente igual ou superior a 22 °C, precipitação do mês mais seco inferior a 40 mm e altitude entre 900 - 1000 m (Alvares et al., 2014). O bioma predominante da região é Mata Atlântica, com parte de transição de Cerrado. A vegetação é composta por remanescentes Floresta Estacional Semidecidual e Savana.(IBGE, 2004, 2024), além dos mosaicos de pastagens e cultivos agrícolas.

3.2 Classificação do gradiente de urbanização e definição das áreas amostrais

A urbanização é definida com base na superfície construída ou urbanização do solo e, portanto, no nível de impermeabilização do solo. Para tanto, utilizamos os mapas temáticos da Global Human Settlement Layer - GHSL (Joint Research Centre, 2023). Os mapas da GHSL realizam o delineamento das cidades, áreas urbanas e rurais a partir de um método harmonizado proposto por seis organizações internacionais (European Commission, OECD, FAO, ILO, World Bank, UN-Habitat, 2020), denominado Grau de Urbanização.

O método da GHSL foi desenvolvido para possibilitar comparações globais ao estabelecer um padrão internacional de classificação do continuum urbano-rural. O método baseia-se na grade populacional, ou seja, combina tamanho populacional e densidade populacional para classificar todo o território de um país, utilizando três classes: centros urbanos (cidades - densidade populacional acima de 1500 hab/km²), aglomerados urbanos (áreas densas, peri-urbano - densidade populacional acima de 300 hab/km²) e aglomerados rurais (áreas rurais - densidade populacional inferior a 300 hab/km²) (Pesaresi et al., 2024). A plataforma fornece uma base de dados e ferramentas que avaliam diferentes critérios de ocupação humana no planeta. Além disso, estão disponibilizados detalhes sobre metodologias e informações dos dados GHSL, incluindo os mapas temáticos, sendo cada mapa com uma abordagem e critério específico em relação à presença humana.

Para a caracterização da distribuição espacial de superfícies construídas de Lavras, nós utilizamos o mapa de superfície construída (GHS Built-up S R2023A - resolução 100×100 m; projeção original World Mollweide – ESRI:54009) (Pesaresi et al., 2024). Este produto fornece estimativas globais de superfície edificada derivadas do processamento de imagens Sentinel-2 e Landsat por meio de redes neurais convolucionais. Segundo o GHSL, entende-se como edifício construído "qualquer estrutura coberta erguida acima do solo para qualquer uso" (European Commission, 2024; Pesaresi et al., 2024), de modo que a área construída é representada pelo perímetro dos edifícios. O produto GHS-BUILT-S apresenta acurácia geral de 89,1% para a América do Sul, com erro médio absoluto (MAE) de 3,5% na estimativa da fração construída em pixels de 100 m de resolução (Pesaresi et al., 2024). Segundo os desenvolvedores, o erro na predição da superfície construída é de aproximadamente 0,062 (RMSE) e 0,035 (MAE), o que corresponde a uma margem de erro de cerca de 350 m² em pixels de 10.000 m² (European Commission, 2024). Para delineamento do centro urbano da cidade e para fins de delimitação da região, nós utilizamos o mapa de Área Funcional Urbana (AFU), o qual adiciona uma zona de deslocamento pendular em torno da cidade (GHS Functional Urban Areas - resolução 1×1 km).

A partir do GHS-BUILT-S, nós definimos duas classes de ocupação do solo com base no grau de urbanização e no seu nível de impermeabilização. Nós recortamos a camada para a extensão do município de Lavras e reprojetoamos para o sistema de coordenadas SIRGAS 2000 / UTM zona 23S (EPSG:31983), utilizando o método de reamostragem por vizinho mais próximo e a mesma resolução (100 m) (QGIS 3.34.6). A classificação baseou-se na porcentagem de superfície construída (denominada aqui como impermeabilização) indicada em cada pixel do *raster*. Os valores dos pixels representam a área construída em metros quadrados dentro de células de $100 \text{ m} \times 100 \text{ m}$ (10.000 m²), variando de 0 m² (sem construções) a 10.000 m² (totalmente construído). A fração de superfície construída (BUFRAC - Built-Up Fraction) é calculada dividindo o valor do pixel pela área total (10.000 m²) e multiplicando por 100. Por exemplo, um pixel localizado na área central de Lavras com valor de 5.819 m² corresponde a 58,19% de impermeabilização (Figura 1). Assim, consideramos como "área urbana" os pixels que englobam os centros urbanos e aglomerados peri-urbanos que apresentam valores a partir de 16% de superfície construída, ocorrendo dentro da área funcional urbana. Enquanto a "área rural" corresponde à classe dos aglomerados rurais, com porcentagem de superfície construída abaixo de 15%, podendo ocorrer nas extremidades da AFU e fora dela.

A partir dessa classificação, consideramos a parte do campus da UFLA com edificações e seus arredores, apresentando acima de 16% de superfície construída, como representação de

área urbana. Para a classe rural, consideramos como exemplar a área do fragmento da Reserva de Floresta Semidecidual da UFLA, com menos de 1% de superfície construída segundo o GHS-BUILT-S.

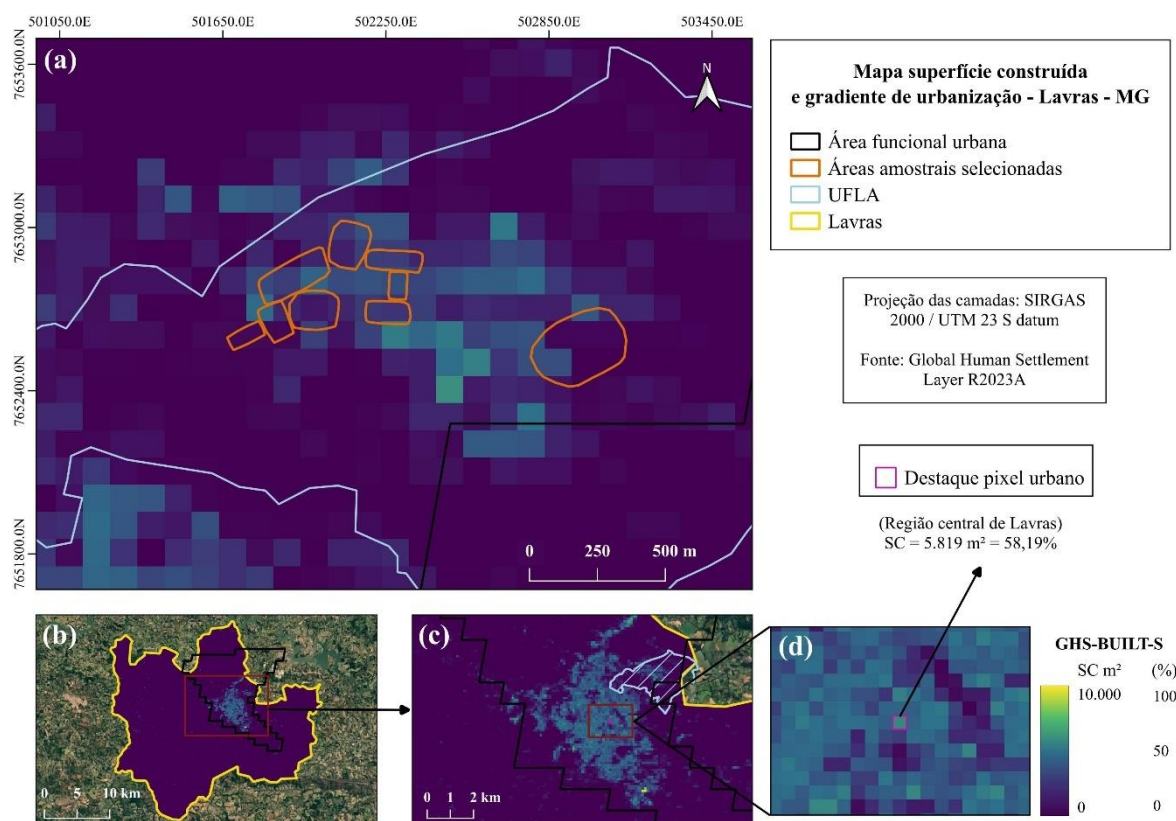


Figura 1 - Mapa das áreas amostrais com as camadas GHS-BUILT-S e FUA . (a) Destaque das áreas amostrais das coletas no interior do campus da UFLA delimitadas pelos polígonos laranjas. A universidade delimitada pela linha azul-claro e ao fundo a camada de superfície construída GHS-BUILT-S. (b) Área territorial do município de Lavras delineado em amarelo e preenchida pela camada GHS-BUILT-S. Área funcional urbana (AFU) delimitada pela linha preta segundo a base GHSL, ao fundo imagem do Google Satélite. (c) e (d) destacam em zoom a camada do GHS-BUILT-S, com a grade de cores à direita variando de 0 a 100% de acordo com a fração de superfície construída (BUFRAC) de cada pixel. Pixel destacado em rosa mostra um exemplo de pixel no centro urbano de Lavras.

Fonte: elaboração própria.

3.3 Coleta e processamento de dados

A coleta de dados do projeto baseou-se em dois tipos principais: dados de inventário florestal e dados de sensoriamento remoto. Nossos dados também são divididos em duas categorias: dados primários (coletados em campo) e dados secundários (oriundos de bases de dados públicas).

3.3.1 Inventário florestal e coleta de dados dendrométricos

Realizamos as coletas de dados de inventário no campus da UFLA entre os meses de janeiro e março de 2025, época de verão e a estação chuvosa de acordo com o padrão climático de regiões de Mata Atlântica. Trata-se de uma época em que observamos maior produtividade dada pela variação conjuntamente positiva da precipitação e luminosidade (Da Silva; Zenni; Alves, 2025; Wagner et al., 2014) e, no contexto de florestas estacionais semidecíduais, consiste na época em que as copas apresentam folhas, sendo um requisito importante para o mapeamento das copas.

Dividimos as árvores em duas categorias de acordo com as tipologias de florestas urbanas das áreas amostradas: árvores isoladas e árvores de fragmento. As árvores isoladas foram consideradas aquelas espalhadas pela área urbana do campus, com distância entre as árvores que possibilitava ver a copa sem sobreposição com copas de outros indivíduos. Já as árvores de fragmento consistem em árvores de floresta de dossel fechado, as quais foram amostradas no fragmento de APP Reserva de Floresta Semidecidual da UFLA, com uma área de aproximadamente 7 ha (Figura 2).

Os critérios que utilizamos para a seleção dos indivíduos arbóreos foram Circunferência à Altura do Peito (CAP) acima de 15 cm e copas que estivessem com visibilidade completa de cima. Estes mesmos critérios foram empregados na amostragem das árvores no fragmento, buscando selecionar as copas mais altas que eram possíveis de identificar no ortomosaico obtido pelo LiDAR.

Para cada indivíduo amostrado, coletamos as seguintes variáveis: (1) identificação taxonômica (nome científico e família); (2) coordenadas geográficas (latitude e longitude em sistema SIRGAS 2000 / UTM zona 23S); (3) diâmetro à altura do peito (DAP, em cm), medido com fita métrica diamétrica; (4) altura total (H, em m), estimada com aplicativo smartphone na área urbana e com LiDAR no fragmento florestal (ver seção 3.3.3); (5) área da copa (A_c , em m^2), calculada a partir de medições dos raios da copa em quatro direções cardeais; e (6) densidade da madeira (DM, em g/cm^3), obtida a partir da base de dados Global Wood Density (GWD) (Chave et al., 2009; Zanne et al., 2009) para cada espécie identificada.



Figura 2 – Delimitação das áreas amostradas no interior da UFLA e categorias do conjunto de dados. Visão detalhada das áreas amostradas. Delimitação da área de coleta e dos voos com VANT pela linha em laranja. No interior dos polígonos laranjas estão os ortomosaicos construídos a partir do geoprocessamento. As árvores medidas estão marcadas com pontos amarelos, sendo as árvores do fragmento delimitadas pelo polígono na parte inferior à direita do mapa, e as árvores da área urbana do campus nos demais polígonos. Ao fundo imagem do Google Satélite.

Fonte: elaboração própria.

3.3.2 Geração de ortomosaico por fotogrametria com VANT

As ortoimagens foram utilizadas para: (1) identificação e delineamento manual das copas das árvores amostradas (Figura 3); (2) refinamento das coordenadas geográficas de cada indivíduo; (3) medição precisa da área de projeção da copa; e (4) registro espacial com o Modelo de Altura do Dossel (MAC) derivado de dados LiDAR. Todas as ortoimagens foram georreferenciadas no sistema de coordenadas SIRGAS 2000 / UTM zona 23S, garantindo compatibilidade com os demais dados espaciais do projeto.

Para a geração de ortomosaicos de alta resolução das áreas amostrais, realizamos sobrevoos com Veículo Aéreo Não Tripulado (VANT) modelo Matrice 300 RTK (DJI) equipado

com câmera RGB de 20 megapixels. Os voos foram realizados em fevereiro de 2025, com os seguintes parâmetros: altura de voo de 70 m acima do nível do solo, velocidade de 5 m/s, sobreposição lateral de 70% e sobreposição frontal de 80%. O processamento fotogramétrico foi realizado no software OpenDroneMap (versão 2024), utilizando o fluxo de trabalho padrão para geração de ortomosaicos georreferenciados com resolução espacial de aproximadamente 2 cm/pixel (ver Figura 2).

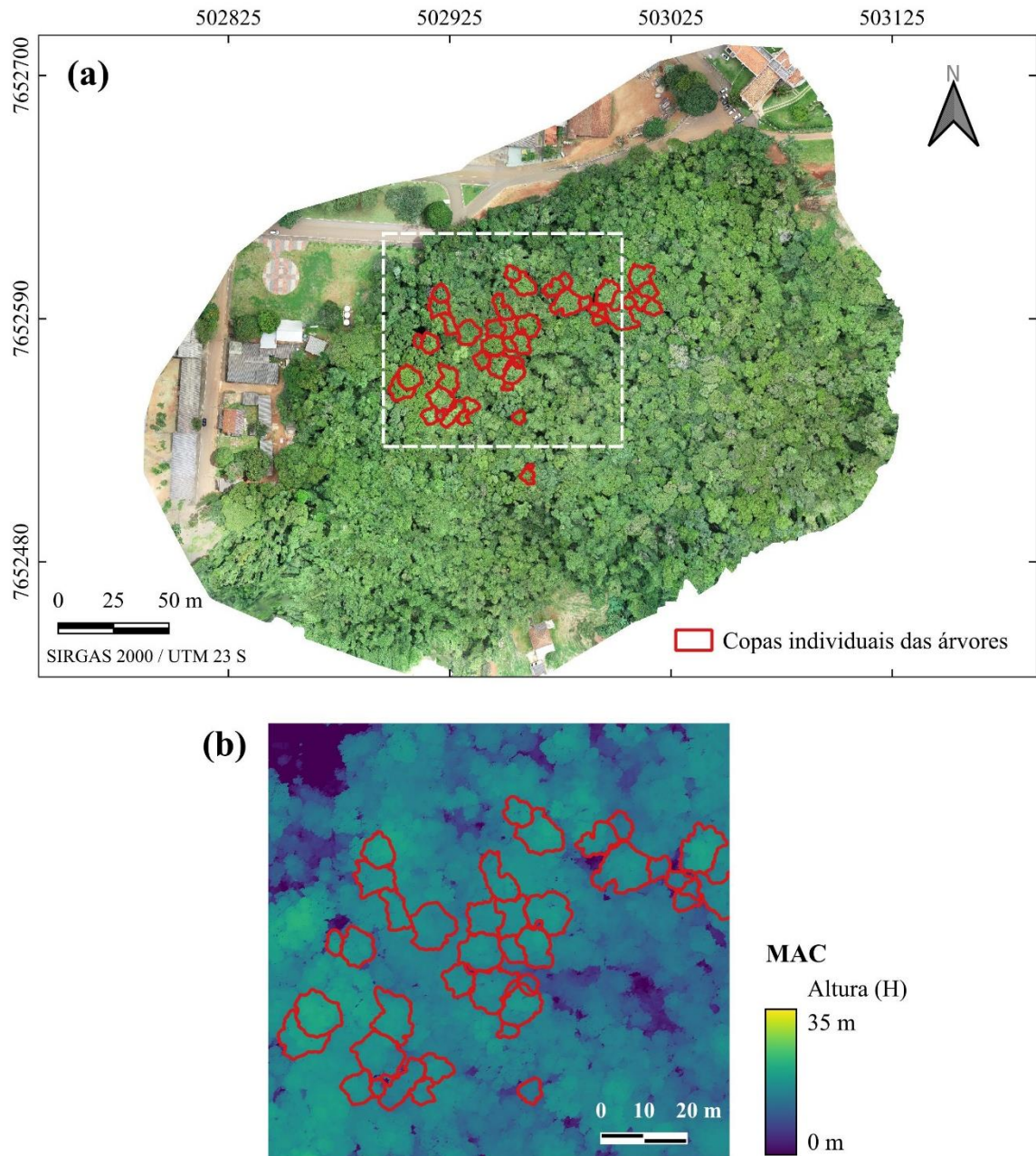


Figura 3 – Mapa com ortomosaico e camada de MAC do fragmento. (a) Ortomosaico da área em cores RGB (resolução ~3 cm). Os polígonos delineados em vermelho representam as copas das árvores segmentadas manualmente. (b) Zoom da área destacada pela linha tracejada em branco em (a). Ao fundo a camada do modelo de altura de copa (MAC) derivado de dados

LiDAR fornece informações sobre a estrutura vertical da vegetação, como a altura (H) (barra de cores à direita).

Fonte: elaboração própria.

3.3.3 Estimativa de altura das árvores

Considerando as particularidades de cada área amostral, utilizamos métodos distintos para estimativa da altura total das árvores. Para as árvores da área urbana do campus utilizamos o aplicativo para smartphone Trees (versão 5.0, 2024). O aplicativo utiliza como princípio a altura do smartphone em relação ao solo e a variação do ângulo da câmera entre a base do tronco da árvore e o topo mais alto da copa para estimar a altura total. Em áreas abertas com árvores espaçadas, como é o caso da nossa área urbana, o aplicativo apresenta acurácia suficiente para os objetivos do estudo (Akindele, 2022). Para todas as árvores realizamos as medições posicionando o smartphone a 1,50 m de altura e a uma distância de aproximadamente 10 m da base de cada árvore.

Para o fragmento florestal optamos por utilizar dados de LiDAR aerotransportado a partir do sobrevoo com VANT modelo Matrice 300 RTK (DJI) equipado com sensor LiDAR Zenmuse L1 (DJI), em maio de 2025. Os parâmetros de voo foram: altura de 70 m acima do nível do solo, velocidade de 5 m/s, modo de retorno triplo, sobreposição lateral de 70% e sobreposição frontal de 80%. Utilizamos base RTK (*Real-Time Kinematic*) com precisão nominal de 7 mm sincronizada com o VANT para o registro preciso das coordenadas geográficas. Para acompanhar a variação do relevo, utilizamos as curvas de nível de altitude da área obtidas pelos dados do TOPODATA (ver seção 3.1).

A partir dos dados obtidos pela missão de mapeamento LiDAR, utilizamos o software DJI Terra (versão 2024, licença gratuita) para processar os dados brutos e gerar a nuvem de pontos da área. Em seguida, utilizamos o software Agisoft Metashape Professional (versão 2.2.0) para gerar o Modelo Digital de Superfície (MDS), que representa todos os pontos da nuvem, e o Modelo Digital de Terreno (MDT), obtido pela classificação dos pontos do solo. Com ambos os modelos digitais, calculamos o Modelo de Altura do Dossel (MAC) (Figura 4) pela expressão $MAC = MDS - MDT$ no software QGIS (versão 3.34.6) (Lefsky et al., 2002; Næsset; Jonmeister, 2002; Pourreza et al., 2022). Em termos conceituais, o MAC é também denominado MDS normalizado (MDSn), uma vez que nesse modelo subtraem-se todos os pontos à altura do solo (terreno), mantendo apenas as alturas dos objetos acima da superfície.

Para a extração dos valores de altura das árvores pelo MAC, consideramos o pixel do *raster* do modelo com o maior valor dentro da copa da árvore, ou seja, a altura máxima, e

asseguramos que os pontos máximos das alturas do dossel estivessem corretamente posicionados dentro dos polígonos das copas das árvores amostradas. O processo de extração foi realizado após a identificação e o delineamento das copas das árvores pela ortofoto no QGIS (ver seção 3.3.2, Figura 4). Essa metodologia de extração de altura tem sido amplamente validada em estudos de biomassa florestal, apresentando erros médios inferiores a 10% quando comparada com medições diretas em campo (Hunter et al., 2013; Næsset, 1997; Pourreza et al., 2022).

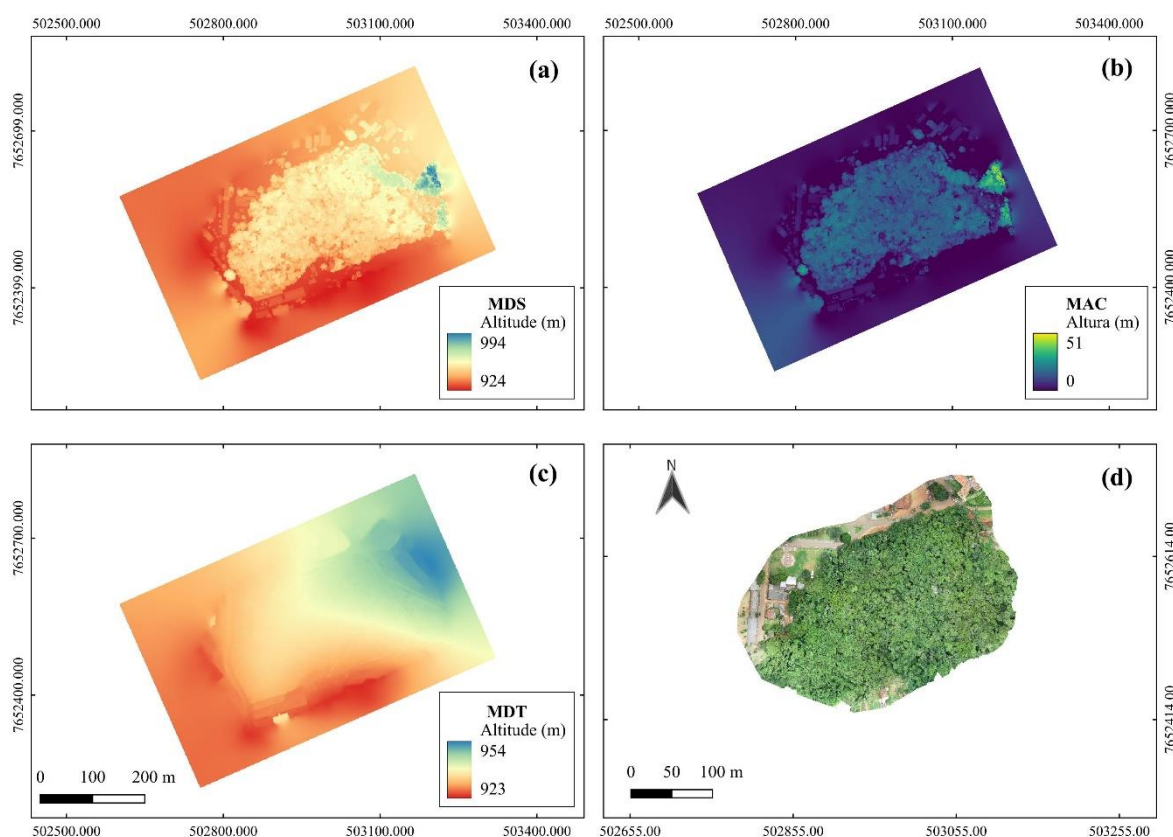


Figura 4 – Modelos de elevação e ortomosaico do fragmento florestal da UFLA. Distinção dos modelos de elevação da área de voo com VANT do fragmento da Reserva de Floresta Semidecidual da UFLA. (a) O modelo digital de superfície (MDS) mostra a altitude em metros dos objetos acima da superfície do solo na barra de cores à direita do modelo. (c) O modelo digital de terreno (MDT) mostra a variação da elevação do terreno, indicada pela barra de altitude (m) à direita do modelo. (b) Modelo de altura de copa (MAC) obtido a partir da fórmula $MAC = MDS - MDT$. O MAC mostra a altura (m) correspondente de cada árvore. (d) Ortomosaico em cores RGB da área. Todas as imagens apresentam resolução de aproximadamente 3 cm.

Fonte: elaboração própria

3.3.4 Cálculo de biomassa arbórea acima do solo (BAS) de referência

A planilha dos dados dendrométricos das árvores amostradas foi utilizada em duas etapas importantes (Apêndice A). A primeira consistiu no cálculo dos valores de biomassa arbórea acima do solo (BAS) de cada árvore, os quais serviram como valores de referência para os modelos posteriormente testados. A segunda etapa consistiu na análise de correlação das métricas de altura (H) e área da copa (A) com a variação da biomassa arbórea.

Para calcular as estimativas de BAS de referência, utilizamos o ambiente RStudio (versão 4.3.2) e o pacote BIOMASS (Réjou-Méchain et al., 2017) disponível no R (versão 4.3.2). Aplicamos a função `computeAGB` do pacote BIOMASS, que implementa o modelo alométrico pantropical de biomassa acima do solo proposto por Chave et al. (2014), especificamente a equação 4 do artigo:

$$BAS = 0,0673 \times (\rho \times DAP^2 \times H)^{0,976} \quad (1)$$

onde BAS é a biomassa acima do solo em kg, ρ é a densidade da madeira em g/cm³, DAP é o diâmetro à altura do peito em cm e H é a altura total em m. A escolha deste modelo como referência justifica-se por sua abrangência pantropical e por sua ampla validação e utilização na literatura científica internacional.

3.4 Caracterização descritiva e comparação dos traços funcionais entre as tipologias

Para responder ao nosso primeiro objetivo e caracterizar descritiva e analiticamente os traços funcionais entre as tipologias arbóreas, comparamos as variáveis dendrométricas e a BAAS de referência para cada tipologia de área amostral (fragmento florestal e árvores isoladas). Para cada variável (DAP, H, Ac, DM e BAAS), calculamos estatísticas descritivas (mínimo, máximo, média, desvio-padrão e mediana) e aplicamos testes de comparação entre as tipologias arbóreas. A normalidade dos dados foi avaliada pelo teste de Shapiro-Wilk ($\alpha = 0,05$). Variáveis com distribuição normal em ambos os grupos foram comparadas pelo teste t de Welch, enquanto variáveis não-normais foram avaliadas pelo teste não-paramétrico de Mann-Whitney. As diferenças foram consideradas estatisticamente significativas quando $p < 0,05$. Todas as análises foram realizadas no ambiente R (versão 4.3.2) (R Core Team, 2023).

3.5 Desenvolvimento e avaliação interna dos modelos alométricos de BAAS usando H e Ac

Para avaliar a capacidade preditiva de H e Ac como variáveis explicativas de BAAS (objetivo 2), desenvolvemos e testamos 27 modelos alométricos a partir dos valores de BAS arbórea calculados como referência (Apêndice B). Os 27 modelos foram testados tanto para árvores do fragmento quanto para as árvores isoladas, no entanto, todas as etapas de ajuste e acurácia foram conduzidas separadamente para ambas as tipologias, possibilitando identificar diferenças na estrutura matemática e no desempenho preditivo dos modelos entre as duas tipologias estruturais de vegetação arbórea.

A partir dos modelos alométricos testados, o ajuste de cada modelo foi avaliado pelo coeficiente de determinação (R^2) ajustado e pelo Critério de Informação de Akaike (AIC) como métrica de parcimônia. Foram considerados modelos candidatos aqueles que apresentaram simultaneamente elevado poder explicativo (R^2 ajustado $\geq 0,85$) e valores competitivos de AIC. Entre esses, foram selecionados os quatro modelos com melhor desempenho para as árvores do fragmento e para as árvores isoladas, os quais foram posteriormente comparados entre si e com modelos da literatura.

Complementarmente, calculamos métricas de erro e viés em relação aos valores de biomassa de referência, incluindo RMSE, RRMSE (%), BIAS, PBIAS (%) e o coeficiente de determinação (R^2) obtido pela regressão linear simples entre as estimativas de BAAS geradas pelos modelos (variável dependente) e os valores de referência (variável independente). Em conjunto, esses critérios possibilitaram quantificar tanto o poder explicativo e desempenho preditivo quanto discrepâncias em relação à biomassa de referência, portanto, não devem ser interpretados como dados de performance ou validação independente.

3.6 Avaliação comparativa externa dos modelos de BAAS com equações da literatura

Para examinar o desempenho relativo à concordância e à equivalência entre os modelos propostos neste estudo e equações alométricas amplamente utilizadas na literatura, conduzimos uma avaliação comparativa externa com base em diferentes abordagens analíticas. Os modelos alométricos da literatura foram obtidos a partir do material suplementar de Pyles et al. (2022) (Tabela S5), em que foram selecionados equações de biomassa arbórea aérea calibradas para florestas tropicais globais e de Mata Atlântica. A partir da lista original, nós utilizamos a equação pantropical de Chave et al. (2014), calibrada com dados de múltiplos continentes, outras equações florestais do mesmo autor para florestas tropicais secas (DF – dry forest), florestas sazonalmente úmidas (MF – moist forest) e florestas sempre úmidas (WF – wet forest) (Chave et al., 2005) e as equações alométricas de Scolforo et al. (2008) calibradas para quatro

fisionomias de Minas Gerais (Cerradão, Floresta Ombrófila – FO, Floresta Estacional Decidual – FED e Floresta Estacional Semidecidual – FES), dentre outras equações do material suplementar. Utilizamos ao todo 18 equações da literatura na avaliação comparativa dos modelos para as tipologias de árvores do fragmento e de árvores isoladas (Apêndice C).

As análises foram conduzidas separadamente para árvores localizadas em fragmento florestal e para árvores isoladas em ambiente urbano, considerando as diferenças estruturais entre as tipologias. Todas as análises estatísticas e gráficas foram realizadas no ambiente R (versão 4.3.2).

Inicialmente, realizamos análises exploratórias para ambas as tipologias arbóreas a fim de avaliar a variabilidade e a dispersão entre as estimativas de BAAS produzidas pelos modelos deste estudo e os modelos da literatura. Para as análises exploratórias, comparamos estimativas de BAAS a nível de indivíduo e estimativas médias de BAAS para cada tipologia amostrada. Utilizamos regressão linear para comparar as estimativas das 18 equações da literatura em relação aos valores de BAAS de referência, de forma a posicionar os modelos do presente estudo dentro do conjunto mais amplo de equações disponíveis. Os coeficientes da reta ajustada e o coeficiente de determinação (R^2) foram interpretados como medidas de associação e dispersão das estimativas em relação à referência, não como validação estatística independente.

Aplicamos métodos estatísticos para quantificar o grau de concordância e a equivalência entre as estimativas de BAAS produzidas pelos modelos avaliados. Primeiro, utilizamos a análise de Bland–Altman (1983), amplamente empregada para avaliar a concordância entre dois métodos quantitativos. Diferentemente das análises de correlação e regressão, que avaliam a associação entre variáveis, a análise de Bland-Altman quantifica o viés médio entre dois métodos e os limites de concordância dentro dos quais 95% das diferenças se distribuem (Giavarina, 2015). A análise de Bland–Altman foi aplicada para comparar as estimativas dos modelos pré-selecionados com as obtidas a partir das equações alométricas da literatura. Para orientar a interpretação do viés, adotamos como limiar de referência o valor de $\delta = 10\%$ da média de BAAS de referência de cada tipologia, calculado separadamente para cada grupo. O limiar, definido proporcionalmente à magnitude média das estimativas, foi o mesmo adotado no Teste de Equivalência (TOST). Dessa forma, estabelecemos um critério interpretativo unificado entre as análises, vieses abaixo de δ indicam concordância próxima à equivalência estatística, enquanto valores superiores ao limiar indicam divergência sistemática detectável entre os métodos comparados.

Em seguida, calculamos o Coeficiente de Correlação de Concordância (CCC) para quantificar, simultaneamente, a precisão e a acurácia das estimativas de BAAS, de modo a

verificar se nossos modelos concordam com os da literatura tanto em tendência quanto em magnitude. Esse coeficiente considera tanto a proximidade das observações em relação à linha de identidade quanto a dispersão dos dados, fornecendo uma medida integrada de concordância entre modelos que estimam a mesma variável. Em que os valores de CCC próximos a 1,0 indicam concordância excelente; valores abaixo de 0,70 são considerados indicativos de concordância fraca.

Por fim, aplicamos o Teste de Equivalência por Duas Hipóteses Unilaterais (TOST — *Two One-Sided Tests*) para avaliar se as estimativas de BAAS dos modelos desenvolvidos e selecionados são equivalentes às das equações da literatura dentro de uma margem de tolerância previamente definida. O teste foi conduzido na modalidade pareada, uma vez que as estimativas foram obtidas para os mesmos indivíduos. O intervalo de tolerância foi definido como $\delta = 10\%$ da média da BAAS de referência de cada grupo (fragmento florestal e árvores isoladas, calculados separadamente), mantendo consistência com a análise de Bland-Altman. Valores de $p < 0,05$ indicam que a diferença entre as estimativas está contida dentro do intervalo $\pm\delta$, permitindo rejeitar a hipótese nula de não equivalência; valores de $p > 0,05$ indicam ausência de evidência estatística de equivalência dentro do intervalo definido, enquanto valores entre 0,05 e 0,25 indicam evidência inconclusiva de equivalência. Valores superiores a 0,25 indicam ausência de evidência de equivalência dentro da margem adotada. As análises foram realizadas com a função `t_TOST()` do pacote TOSTER (Caldwell, 2022) no ambiente R (versão 4.3.2).

No desenvolvimento desta pesquisa, foram utilizadas ferramentas de inteligência artificial generativa como suporte técnico em etapas específicas. A ferramenta Claude, desenvolvida pela Anthropic (versão Claude Sonnet 4.6), foi utilizada como apoio à programação em linguagem R, auxiliando na estruturação, correção e ajuste dos scripts de análises estatísticas. O ChatGPT, desenvolvido pela OpenAI, foi utilizado exclusivamente para suporte em tradução dos textos com revisão e correções. Em ambos os casos, o conteúdo intelectual, incluindo a concepção das análises, a interpretação dos resultados e a elaboração das ideias, é de responsabilidade da autora.

4 RESULTADOS

4.1 Caracterização estrutural e funcional entre as tipologias

Com relação aos dados de inventário de campo, obtivemos um total de 95 indivíduos arbóreos amostrados para os dados de treinamento dos modelos, sendo 50 árvores isoladas e espaçadas na área urbanizada do campus da UFLA e 45 árvores no fragmento de Floresta Estacional Semidecidual. Na área urbana do campus, identificamos 27 espécies arbóreas entre os 50 indivíduos amostrados, incluindo espécies nativas como *Pterocarpus violaceus*, *Handroanthus impetiginosus*, *Cedrela fissilis* e *Hymenaea courbaril*, além de espécies exóticas como *Mangifera indica*, *Lagerstroemia speciosa* e *Azadirachta indica*. No fragmento florestal, registramos nove espécies entre os 45 indivíduos amostrados, sendo todas nativas, com predominância de *Xylopia brasiliensis* (n = 25), seguida por *Ocotea corymbosa* (n = 7) e *Copaifera langsdorffii* (n = 6). A dominância de *X. brasiliensis* é consistente com a composição florística típica de florestas estacionais semidecíduais em estágio avançado de sucessão na região do Sul de Minas Gerais (Apêndice A).

A comparação das variáveis dendrométricas (DAP, H, Ac, BAAS e DM) entre as duas tipologias estruturais de árvores amostradas revelou que a altura total (H) e a área da copa (Ac) apresentaram diferenças marcantes (Tabela 1). As árvores do fragmento foram, em média, 7,96 m mais altas do que as árvores espaçadas da área urbana do campus ($18,07 \pm 1,81$ m vs $10,11 \pm 3,60$ m) (t de Welch = 13,81; $p < 0,001$). No fragmento, H variou de 13,50 a 21,50 m, enquanto que na área urbana aberta, a amplitude de altura foi consideravelmente maior, variando de 3,40 a 21,50 m. A área da copa apresentou padrão inverso ao da altura, com uma média 36% maior na área urbana aberta em comparação ao fragmento florestal (Mann-Whitney = 757; $p = 0,006$). Em termos de amplitude da variação, Ac manifestou um padrão similar ao da altura para as árvores espaçadas.

Tabela 1 – Comparação das variáveis dendrométricas e da BAAS de referência das árvores amostradas para treinamento dos modelos alométricos, por tipologia de área amostral.

Variável	Fragmento (média ± DP)	Urbano (média ± DP)	Teste	Estatística	p-valor
DAP	30,33 ± 9,60	34,68 ± 15,45	Mann-Whitney	U = 966,50	0,239

H	18,07 ± 1,81	10,11 ± 3,6	T de Welch	t = 13,81	0,000***
Ac	48,97 ± 26,14	76,56 ± 51,34	Mann-Whitney	U = 757,00	0,006**
BAAS	0,67 ± 0,43	0,74 ± 1,21	Mann-Whitney	U = 1333,00	0,122
DM (g/cm ³)	0,67 ± 0,08	0,71 ± 0,19	Mann-Whitney	U = 1117,50	0,958

Nota: DAP = diâmetro à altura do peito (cm); H = altura total (m); Ac = área da copa (m²); BAAS = biomassa arbórea acima do solo (t), calculada pelo modelo pantropical de Chave et al. (2014); ρ = densidade da madeira (g/cm³); DP = desvio-padrão.

Fonte: da autora.

4.2 Seleção dos modelos alométricos candidatos de BAAS para cada tipologia

Em termos de poder explicativo e parcimônia, os melhores modelos situam-se na região de maior R^2 ajustado e menor AIC dos gráficos para ambas as tipologias (Figura 5), confirmando seu desempenho superior frente aos demais candidatos. Os resultados completos dos 27 modelos encontram-se nos Apêndices D (fragmento florestal) e E (área urbana).

No fragmento florestal, os quatro modelos de melhor desempenho preditivo concentram-se no intervalo de AIC entre 7 e 11 (Tabela 2), com R^2 ajustado entre 0,866 e 0,876. Esses modelos aparecem agrupados e com sobreposição parcial dos pontos, refletindo a proximidade de seus ajustes (Figura 5). Dentre eles, o Log5 (M13) e o logpoly3 (M17) apresentaram os maiores valores de R^2 ajustado (0,873 e 0,876, respectivamente), com diferença de apenas 0,003. No entanto, o log5 utiliza dois preditores enquanto o Logpoly3 requer seis, o que se traduz em AIC inferior para o primeiro (7,96 contra 10,28).

Tabela 2 – Resultados dos parâmetros dos 4 melhores modelos alométricos de BAAS para árvores de fragmento de floresta tropical.

Código	Modelo	R^2	R^2 ajustado	AIC	Δ AIC	RSE
M13	Log5	0,879	0,873	7,96	8,47	0,250
M12	Log4	0,873	0,867	10,01	10,52	0,256
M9	Log1	0,873	0,867	10,17	10,70	0,257
M17	Logpoly3	0,893	0,876	10,28	10,80	0,247

Nota: Os valores dos parâmetros foram arredondados de acordo com o número de casas decimais. A tabela completa com os resultados dos 27 modelos para fragmento florestal encontra-se no Apêndice D.

Fonte: da autora

Entre os modelos remanescentes do fragmento, os que apresentaram menor AIC (inter1, hybrid e quad2 $\Delta AIC \approx 0$) obtiveram R^2 ajustado substancialmente inferior ($\sim 0,72$). Na outra extremidade, o Logpoly3 alcançou o maior R^2 ajustado (0,876), porém ao custo de seis preditores e AIC superior ao do Log5 (10,28 contra 7,96). O ganho marginal de apenas 0,003 em R^2 ajustado não compensa o aumento da complexidade estrutural do modelo, uma vez que implica maior risco de sobreajuste e menor robustez para aplicação em novos conjuntos de dados. Portanto, o Log5 apresentou o melhor compromisso entre capacidade explicativa e simplicidade estrutural, explicando aproximadamente 87% da variação da BAAS arbórea no fragmento com base em apenas duas métricas estruturais (H e Ac) compatíveis com derivação por sensoriamento remoto LiDAR aerotransportado.

Para as árvores isoladas e espaçadas, os quatro melhores modelos situam-se em um intervalo de AIC mais estreito, entre 56 e 60 (Tabela 3), com R^2 ajustado variando de 0,884 a 0,889. Os modelos apresentam sobreposição quase total dos pontos, indicando desempenho preditivo muito similar entre eles (Figura 5). Diferentemente do fragmento florestal, em que o modelo selecionado se destacava mais claramente em termos de AIC, quatro modelos candidatos, sumprod (M27), poly2 (M26), inter1 (M2) e hybrid (M8), apresentam ΔAIC inferior a 2.

Tabela 3 – Resultados dos parâmetros dos 4 melhores modelos alométricos de BAAS para árvores espaçadas e isoladas em área urbana.

Código	Modelo	R^2	R^2 ajustado	AIC	ΔAIC	RSE
M27	Sumprod	0,891	0,887	56,63	0,00	0,406
M26	Poly2	0,901	0,889	58,19	1,55	0,401
M2	Inter1	0,892	0,885	58,23	1,60	0,409
M8	Hybrid	0,892	0,885	58,23	1,60	0,409

Nota: Os valores dos parâmetros foram arredondados de acordo com o número de casas decimais. A tabela completa com os resultados dos 27 modelos para área urbana encontra-se no Apêndice E.

Fonte: da autora

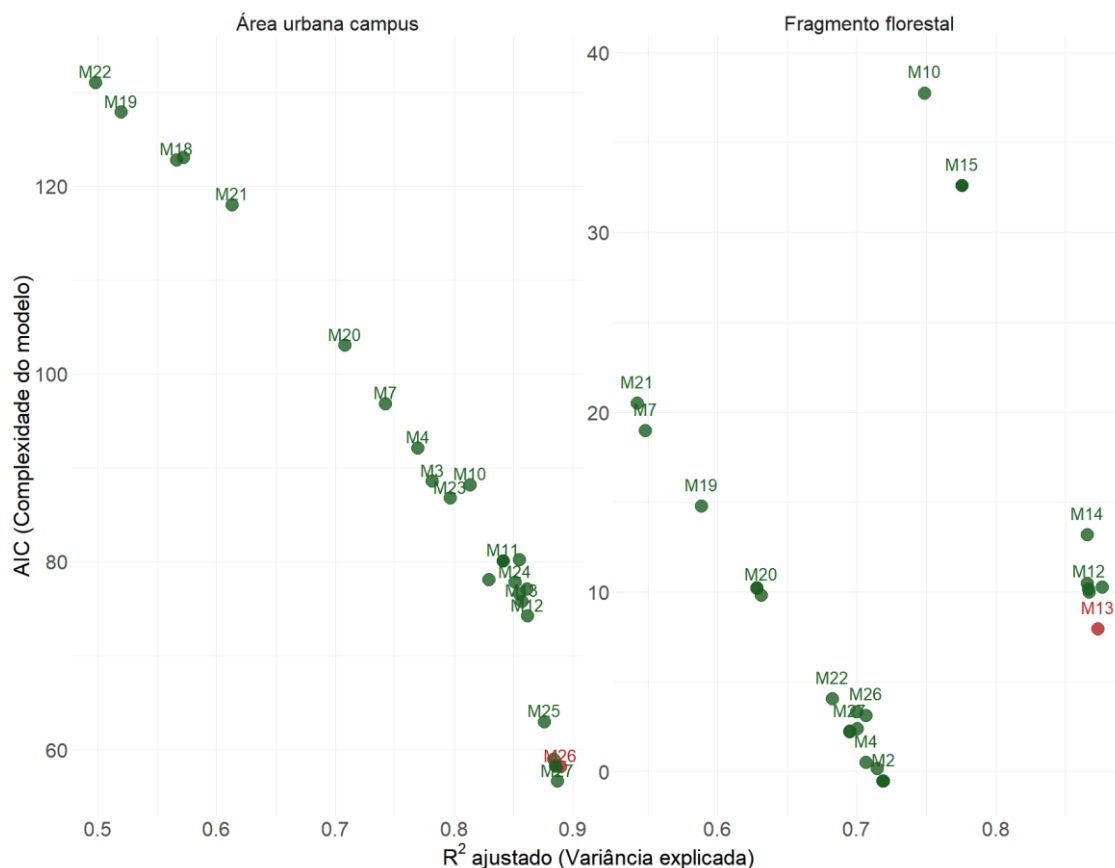


Figura 5 – Gráfico da relação entre AIC e R^2 ajustado para os 27 modelos alométricos testados em cada contexto de ecossistema. Área urbana campus - gráfico à esquerda com a relação AIC e R^2 ajustado para os modelos de BAAS de árvores espaçadas e isoladas em áreas urbanas. O modelo selecionado está destacado em vermelho (M26 – poly2). Fragmento florestal – gráfico à direita com a relação dos mesmos parâmetros dos modelos para as árvores de fragmento de floresta. O modelo selecionado também está destacado em vermelho (M13 – log5).

Fonte: da autora.

4.3 Desempenho preditivo dos modelos de BAAS em relação aos valores de referência e pré-seleção de modelos

No fragmento florestal, os quatro modelos candidatos apresentaram desempenho preditivo similar entre si (Tabela 4). O RRMSE variou de 30,61% (logpoly3) a 33,75% (log4), enquanto o R^2 das estimativas em relação à referência variou entre 0,714 (log4) e 0,764 (logpoly3). O BIAS absoluto foi próximo de zero para todos os modelos, indicando o erro médio reduzido em escala absoluta. No entanto, os valores positivos de PBIAS (5,67% a 6,42%) revelam uma leve tendência de superestimativa proporcional em relação à BAAS de referência, mais pronunciada nas árvores de menor biomassa.

Tabela 4 – Métricas de acurácia das estimativas de BAAS dos quatro modelos candidatos para árvores do fragmento florestal em relação à BAAS de referência (Chave *et al.*, 2014)

Modelo	Média t	RMSE (t)	RRMSE (%)	BIAS (t)	PBIAS (%)	R ²
Log5	0,6665	0,2217	33,22	-0,0007	6,04	0,7244
Log4	0,664	0,2252	33,75	-0,0032	6,4	0,7137
Log1	0,663	0,221	33,12	-0,0053	6,42	0,7244
Logpoly3	0,6653	0,2043	30,61	-0,002	5,67	0,7645

Fonte: da autora

Na análise de regressão, o padrão da reta ajustada é consistente com a tendência do PBIAS (Figura 6). Na faixa de menores valores de BAAS, a reta parte acima da linha 1:1 para todos os modelos, com intercepto positivo variando entre 0,157 t (log5) e 0,189 t (log1), confirmando a tendência de superestimativa proporcional nas árvores menores. Ainda assim, a dispersão individual das estimativas é relativamente baixa nessa faixa. Na faixa intermediária da biomassa, a reta converge com a linha 1:1, refletindo maior proximidade entre as estimativas e os valores de BAAS de referência. Já nos maiores valores de biomassa, a reta posiciona-se abaixo da linha 1:1, com coeficientes angulares inferiores à unidade para todos os modelos (0,708 a 0,749), indicando subestimativa nas árvores de maior porte. Nesse intervalo, observa-se aumento da dispersão dos resíduos, com as maiores discrepâncias concentradas nos indivíduos acima de 1,0 t, caracterizando um padrão heterocedástico.

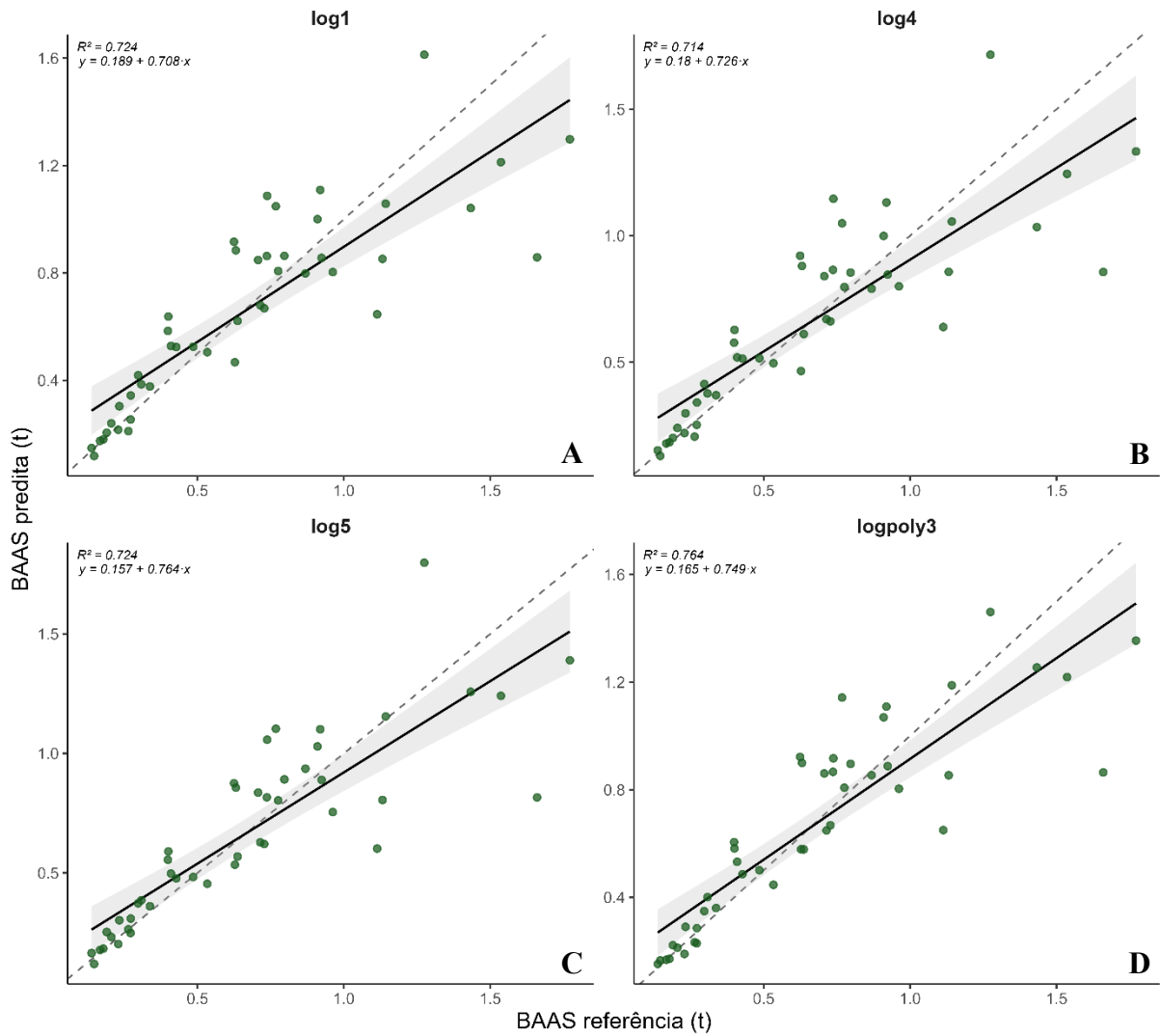


Figura 6 — Regressão entre BAAS estimada pelos quatro modelos candidatos e BAAS de referência para árvores do fragmento florestal. Linha tracejada = relação 1:1; linha sólida = regressão ajustada; banda cinza = intervalo de confiança de 95%. Eixo X: estimativas BAAS pelos modelos (BAAS predita t). Eixo Y: valores de BAAS de referência. (A) Regressão do modelo log1 (B) Regressão do modelo log4; (C) Regressão do modelo log5; (D) Regressão do modelo logpoly3.

Considerando conjuntamente os parâmetros de ajuste, as métricas de erro e o comportamento das estimativas em relação à referência, o modelo log5 foi pré-selecionado por apresentar o melhor equilíbrio entre poder explicativo, desempenho preditivo e parcimônia. A inclusão de termos adicionais não resultou em ganhos proporcionais na capacidade explicativa, reforçando a adequação de uma estrutura mais simples e biologicamente interpretável.

A equação ajustada do modelo log5 assume a seguinte forma:

$$\ln(BAAS_{frag}) = -13,636182 + 4,213444 * \ln(H + 1) + 0,012466 * Ac + \varepsilon \quad (2)$$

Onde BAAS é a biomassa arbórea acima do solo em toneladas, H é a altura total (m), Ac é a área da copa (m²). Todos os coeficientes foram significativos ($p < 0,001$), indicando contribuição conjunta de altura e área da copa para a predição de biomassa. O R² ajustado de 0,873 indica que o modelo explica 87% da variação de BAAS arbórea nos dados de treinamento, enquanto o erro padrão residual (RSE) foi de 0,250.

Para as árvores isoladas, o desempenho preditivo dos quatro modelos candidatos igualmente similar entre si (Tabela 5). O RRMSE variou de 50,87% (poly2) a 53,18% (sumprod), enquanto o R² das estimativas em relação à referência variou entre 0,891 (sumprod) e 0,901 (poly2). Os modelos inter1 e hybrid apresentaram métricas idênticas (RMSE = 0,392 t; R² = 0,892), refletindo sua equivalência estrutural. O BIAS absoluto foi praticamente nulo para todos os modelos ($\leq 0,0001$ t), indicando ausência de viés sistemático nas estimativas médias. Por outro lado, os valores elevados de PBIAS (75,43% a 91,21%) não indicam um viés direcional consistente, mas refletem a amplificação do erro percentual em função da alta variabilidade individual da amostra, especialmente nas árvores de menor biomassa, em que pequenos valores de referência resultam em erros proporcionais elevados.

Tabela 5 – Métricas de acurácia das estimativas de BAAS dos quatro modelos candidatos para árvores isoladas em relação à BAAS de referência (Chave *et al.*, 2014).

Modelo	Média_t	RMSE (t)	RRMSE (%)	BIAS (t)	PBIAS (%)	R ²
Sumprod	0,7399	0,3935	53,18	0,0	75,43	0,8913
Poly2	0,74	0,3764	50,87	0,0001	90,79	0,9006
Inter1	0,7399	0,3919	52,97	0,0	91,21	0,8922
Hybrid	0,7399	0,3919	52,97	0,0	92,21	0,8922

Fonte: da autora

A reta ajustada acompanha a linha 1:1 ao longo de toda a faixa de biomassa, sem desvios direcionais expressivos. Os interceptos são baixos (0,074 a 0,080 t) e os coeficientes angulares próximos à unidade para todos os quatro modelos, indicando que, em média, as estimativas seguem os valores de referência de forma estável. A maior parte dos dados concentra-se entre 0 e aproximadamente 2 t, com elevada dispersão individual nessa faixa. Poucos indivíduos de grande porte estendem a distribuição até valores próximos de 8 t, nesses casos, não se observa subestimativa sistemática, mas sim aumento da variabilidade das estimativas.

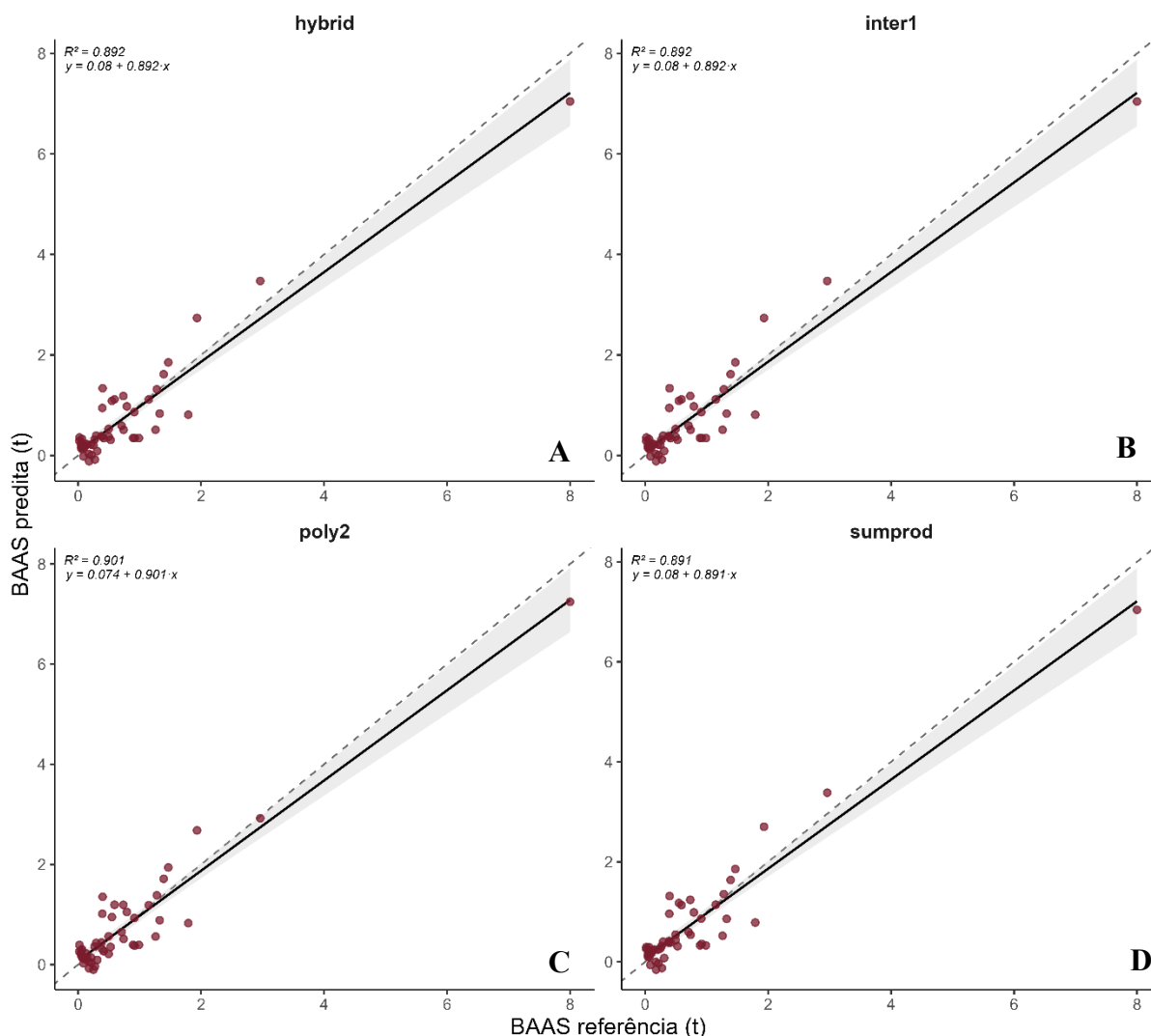


Figura 7 — Regressão linear entre BAAS estimada pelos quatro modelos candidatos e BAAS de referência para árvores isoladas em área urbana. Linha tracejada = relação 1:1; linha sólida = regressão ajustada; banda cinza = intervalo de confiança de 95%. Eixo X: estimativas BAAS pelos modelos (BAAS predita t). Eixo Y: valores de BAAS de referência. (A) Regressão do modelo hybrid (B) Regressão do modelo inter1; (C) Regressão do modelo poly2; (D) Regressão do modelo sumprod

Fonte: da autora

A pré-seleção do modelo poly2 também foi orientada pela análise conjunta dos parâmetros de ajuste e das métricas de desempenho preditivo em relação à referência, dentre os quatro modelos candidatos. Além dos critérios estatísticos, foi considerada a plausibilidade biológica das estimativas. Foi observado no conjunto de modelos avaliados (sumprod, poly2, inter1 e hybrid) estimativas negativas de BAAS para alguns indivíduos. O modelo poly2 apresentou o menor número dessas ocorrências ($n = 3$) e, simultaneamente, o menor RMSE (0,376 t) e o maior R^2 das estimativas em relação à referência (0,901), sendo, portanto, selecionado como o modelo mais adequado.

A equação ajustada do modelo poly2 para árvores isoladas assume a forma

$$BAAS = 0,7352 - 0,05414 * H - 0,02585 * Ac - 0,004961 * H^2 - 6,863 \times 10^{-5} * Ac^2 + 0,003967 * H * Ac + \varepsilon \quad (3)$$

Em que BAAS é a biomassa arbórea acima do solo (t), H é a altura total (m), Ac é a área da copa (m²) e ε representa o erro aleatório. O modelo apresentou erro padrão residual (RSE) de 0,4 (com 44 graus de liberdade), indicando dispersão média de aproximadamente $\pm 0,4$ t em torno dos valores observados. Os resíduos apresentaram mediana próxima de zero ($-0,028$), com amplitude entre $-0,955$ e $0,964$ e quartis aproximadamente simétricos ($Q1 = -0,213$; $Q3 = 0,209$), sugerindo distribuição centrada e ausência de viés sistemático relevante.

Após o ajuste aos dados de treinamento ($n = 50$), foram estimados seis coeficientes. Embora apenas os termos associados à área da copa (Ac) e à interação $H \times Ac$ tenham sido individualmente significativos ao nível de 5%, o modelo apresentou elevada significância global ($p < 2,2 \times 10^{-16}$), indicando que os preditores atuam de forma conjunta na explicação da variabilidade da biomassa.

4.4 Concordância e equivalência estatística entre os modelos do estudo e as equações alométricas da literatura

Entre as 18 equações da literatura avaliadas, as equações de Chave et al. (2005) para florestas tropicais secas (DF) e sazonalmente úmidas (MF) (lit04 e lit05, respectivamente), bem como a equação pantropical (lit01) de Chave et al. (2014), apresentaram os maiores níveis de associação com a biomassa de referência no fragmento florestal, com R^2 próximos de 1,0 e coeficientes angulares entre 0,884 e 0,975 (Apêndice F). Em contraste, as demais equações compiladas por Pyles et al. (2022) que utilizam apenas DAP como preditor (lit07 e lit17) apresentaram os menores valores de R^2 e maiores desvios em relação à linha 1:1, com coeficientes angulares de 0,225 e 0,379, respectivamente, indicando baixa capacidade de representar a variação da biomassa nesse conjunto de dados. Para as árvores isoladas, o padrão foi semelhante, Chave et al. (2005) lit05 (MF) e Scolforo et al. (2008) para FES (lit13) apresentaram maior associação com a referência, enquanto lit07 e lit17 novamente exibiram os maiores desvios (Apêndice G).

Em ambas as tipologias, as estimativas geradas pelos modelos candidatos acompanham a faixa de variação das equações da literatura. Considerando as estimativas individuais por árvore, observa-se maior dispersão dos valores de biomassa no grupo das árvores isoladas, com

ocorrência de valores mais extremos (Figura 8). No fragmento florestal, por outro lado, os quatro modelos candidatos produziram estimativas concentradas na faixa central das distribuições, sem desvios expressivos em relação à amplitude observada nas equações da literatura.

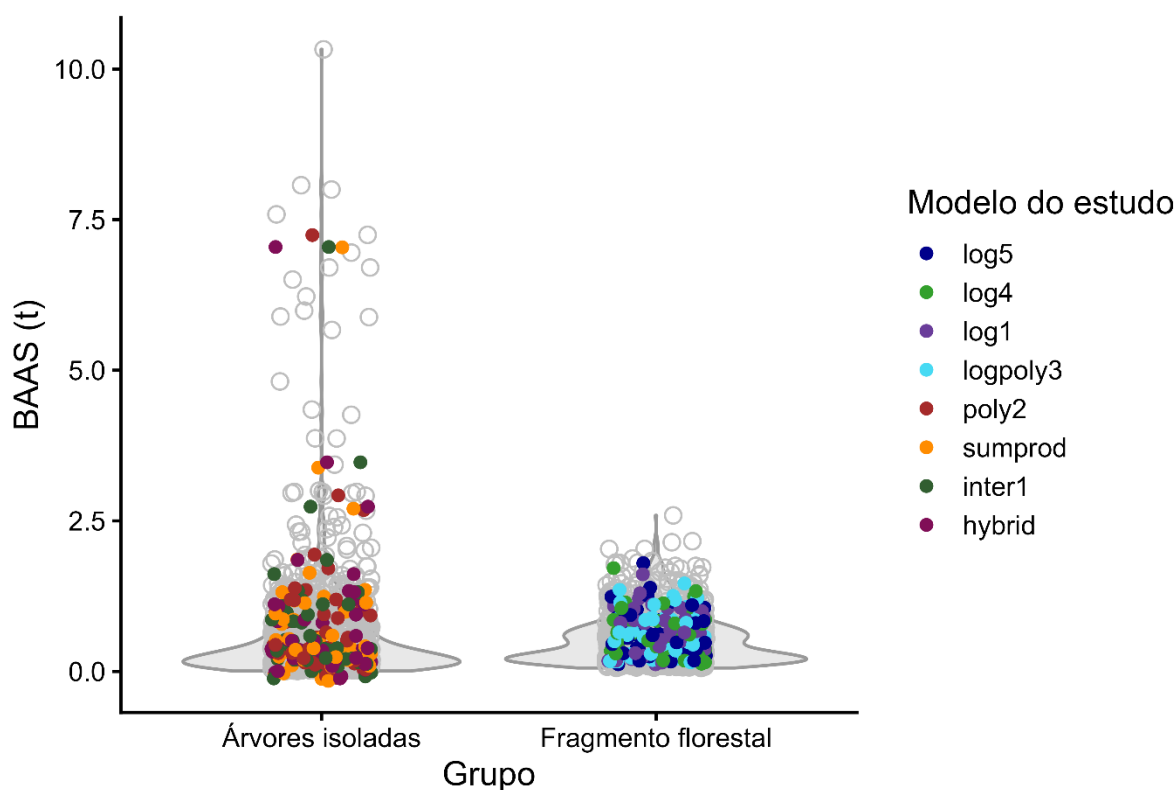


Figura 8 — Distribuição das estimativas individuais de BAAS por equação e por tipologia. Equações dos modelos candidatos deste estudo, usando como variáveis H e Ac. Equações da literatura usando como variáveis DM, DAP e H. Pontos vazados = estimativas de BAAS por árvore pelas equações da literatura. Pontos coloridos = estimativas por árvore dos modelos do presente estudo. Modelos para fragmento florestal = log5, log4, log1 e logpoly3. Modelos para árvores isoladas = poly2, sumprod, inter1 e hybrid.

Fonte: da autora

Os modelos do estudo situaram-se na região de maior densidade das distribuições das equações da literatura em ambas as tipologias (Figura 9). No grupo das árvores isoladas, os modelos candidatos apresentaram médias equivalentes entre si e com a biomassa de referência (0,740 t; $n = 50$). De forma semelhante, no fragmento florestal, os modelos produziram estimativas médias sobrepostas, variando entre 0,662 e 0,667 t ($n = 45$). Algumas equações da literatura produziram estimativas médias superiores ou inferiores a esse intervalo, evidenciando a variabilidade entre modelos alométricos quando aplicados ao mesmo conjunto de árvores.

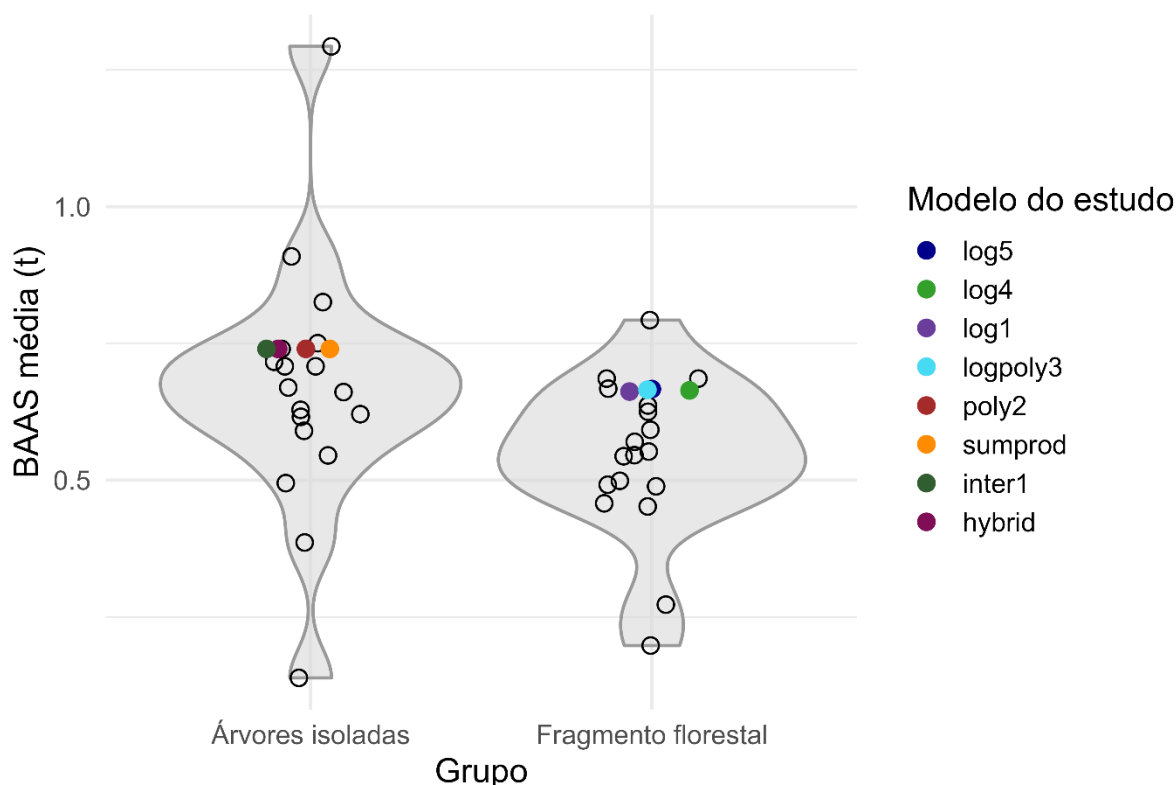


Figura 9 — Distribuição das estimativas médias de BAAS por equação e por tipologia. Pontos vazados = média da estimativa de BAAS pelas equações da literatura. Pontos coloridos = média da estimativa de BAAS dos modelos do presente estudo. Modelos para fragmento florestal = log5, log4, log1 e logpoly3. Modelos para árvores isoladas = poly2, sumprod, inter1 e hybrid.

Fonte: da autora

No fragmento florestal, os quatro modelos candidatos (log5, log4, log1 e logpoly3) apresentaram padrões de viés e limites de concordância semelhantes entre si, sem diferenças consistentes que justificassem distinção entre eles nessa etapa da análise. Assim, o modelo log5 foi adotado como representativo da tipologia, por apresentar o melhor equilíbrio entre poder explicativo, parcimônia e viés absoluto mínimo em relação à referência ($-0,001$ t), conforme discutido anteriormente.

Considerando o conjunto das 18 equações da literatura, o modelo log5 apresentou viés médio inferior ao limiar de 10% da média da BAAS de referência ($\delta = 0,067$ t) para cinco equações, indicando concordância próxima à equivalência estatística (Figura 10). Os menores desvios foram observados em relação à equação pantropical (Chave et al., 2014) e às equações para FED e FES de Scolforo et al. (2008), bem como às equações de Chave et al. (2005) lit05 e lit04, para florestas MF e DF, respectivamente, com os valores no intervalo de $-0,001$ a $+0,042$ t. Nesses casos, os limites de concordância foram relativamente estreitos e simétricos em torno de zero, com amplitude entre 0,798 e 0,999 t, indicando boa consistência entre as estimativas.

Para a maioria das equações, os vieses foram positivos e superiores a δ , variando entre +0,074 e +0,215 t, evidenciando um desvio sistemático moderado, com o log5 tendendo a produzir estimativas mais elevadas. Nessas situações, os limites de concordância apresentaram maior amplitude (0,830 a 1,470 t), indicando aumento da variabilidade das diferenças. Os maiores desvios foram observados para as equações lit17 e lit07 (viés = +0,394 viés = +0,469 t, respectivamente), nas quais o log5 superestimou sistematicamente a biomassa, com limites superiores elevados e baixa sobreposição com valores negativos.

Para as árvores isoladas, os quatro modelos candidatos (poly2, sumprod, inter1 e hybrid) também apresentaram padrões de viés e limites de concordância muito similares entre si em relação às equações da literatura, sendo que os modelos inter1 e hybrid produziram resultados idênticos em todas as comparações. Os gráficos correspondentes aos modelos sumprod, inter1 e hybrid estão disponíveis no Apêndice H. O modelo poly2 foi adotado como representativo dessa tipologia por apresentar o menor RMSE (0,376 t) e o maior R^2 (0,90) em relação à BAAS de referência entre os candidatos.

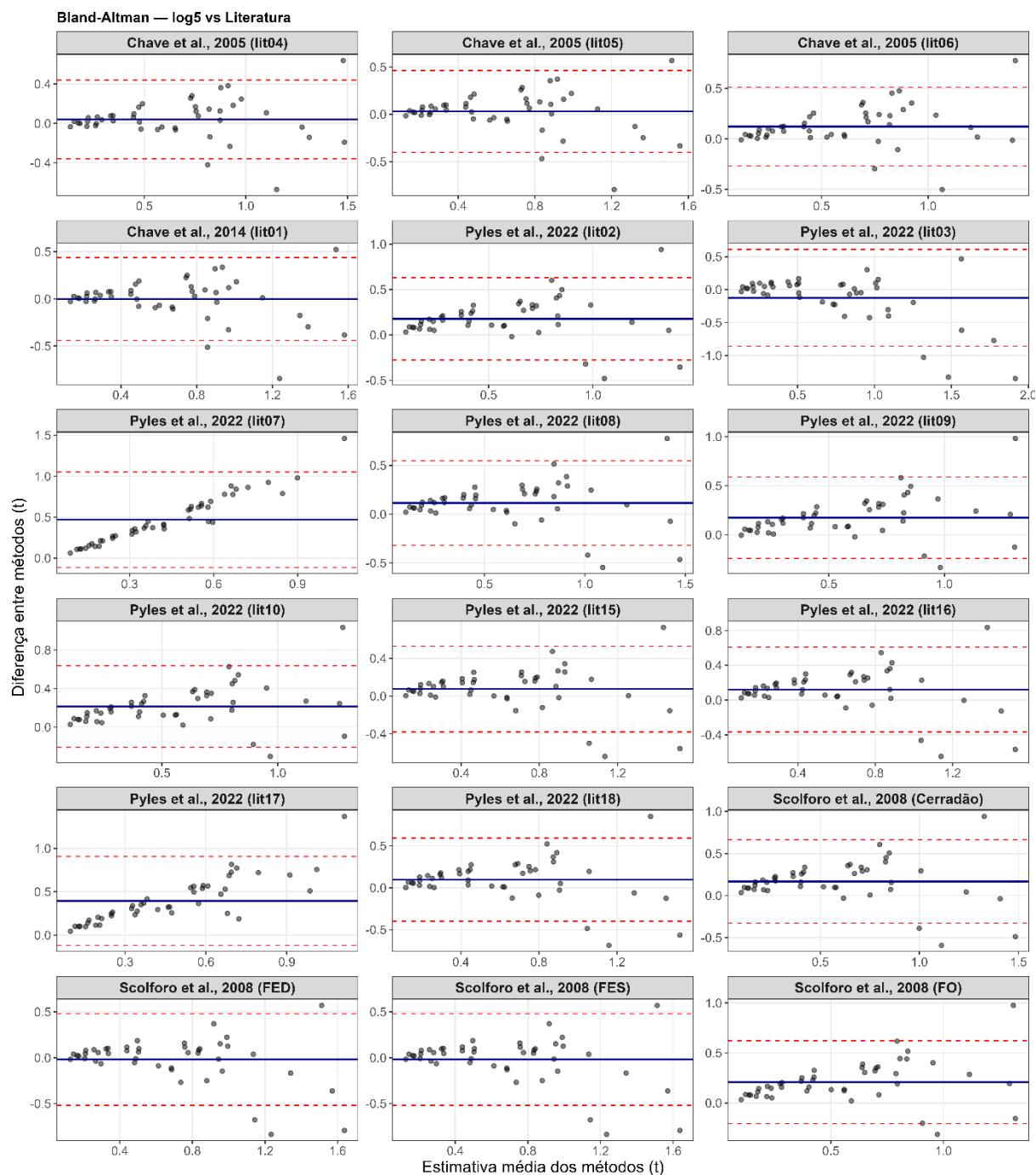


Figura 10 — Gráficos de Bland-Altman para o modelo log5 versus as 18 equações da literatura (fragmento florestal). Eixo Y representa a diferença entre duas equações. Linha sólida azul = viés médio, valor zero indica sem diferença. Linhas tracejadas em vermelho = limites de concordância de 95% ($\pm 1,96$ DP). Eixo X dispersão das diferenças (viés) à medida que o valor de biomassa aumenta.

Fonte: da autora.

De forma geral, o modelo poly2 apresentou padrão de concordância semelhante ao observado para o log5 no fragmento florestal, com viés inferior ao limiar de δ (0,074 t) para cinco equações (Figura 11). O menor desvio foi novamente observado em relação à equação pantropical (lit01), seguido por lit16 (Pyles et al., 2022) pela equação de Chave et al. (2005) lit05 (MF) e pelas equações para FED e FES (Scolforo et al., 2008) (vieses de +0,0001 a +0,032

t). Nesses casos, os limites de concordância apresentaram distribuição relativamente simétrica em torno de zero.

Em contraste com o fragmento florestal, a variabilidade dos limites de concordância foi mais elevada nas árvores isoladas. As equações com viés acima de δ , incluindo lit04 – DF e lit06 – WF (Chave et al., 2005), além de parte das equações compiladas por Pyles et al. (2022) e das fisionomias Cerradão e Floresta Ombrófila (FO) de Scolforo et al. (2008), apresentaram vieses entre 0,071 e 0,245 t e amplitudes dos limites de concordância entre 1,476 e 1,948 t, valores substancialmente superiores aos observados no fragmento florestal.

Os maiores desvios foram concentrados em lit07 e lit03, que apresentaram simultaneamente os maiores vieses (+0,602 t e -0,553 t, respectivamente) e as maiores amplitudes dos limites de concordância (3,894 t e 3,110 t), indicando baixa correspondência com o modelo poly2. Esses valores são expressivamente superiores aos observados para as mesmas equações no fragmento florestal, reforçando o efeito da maior heterogeneidade estrutural das árvores isoladas sobre a variabilidade das estimativas.

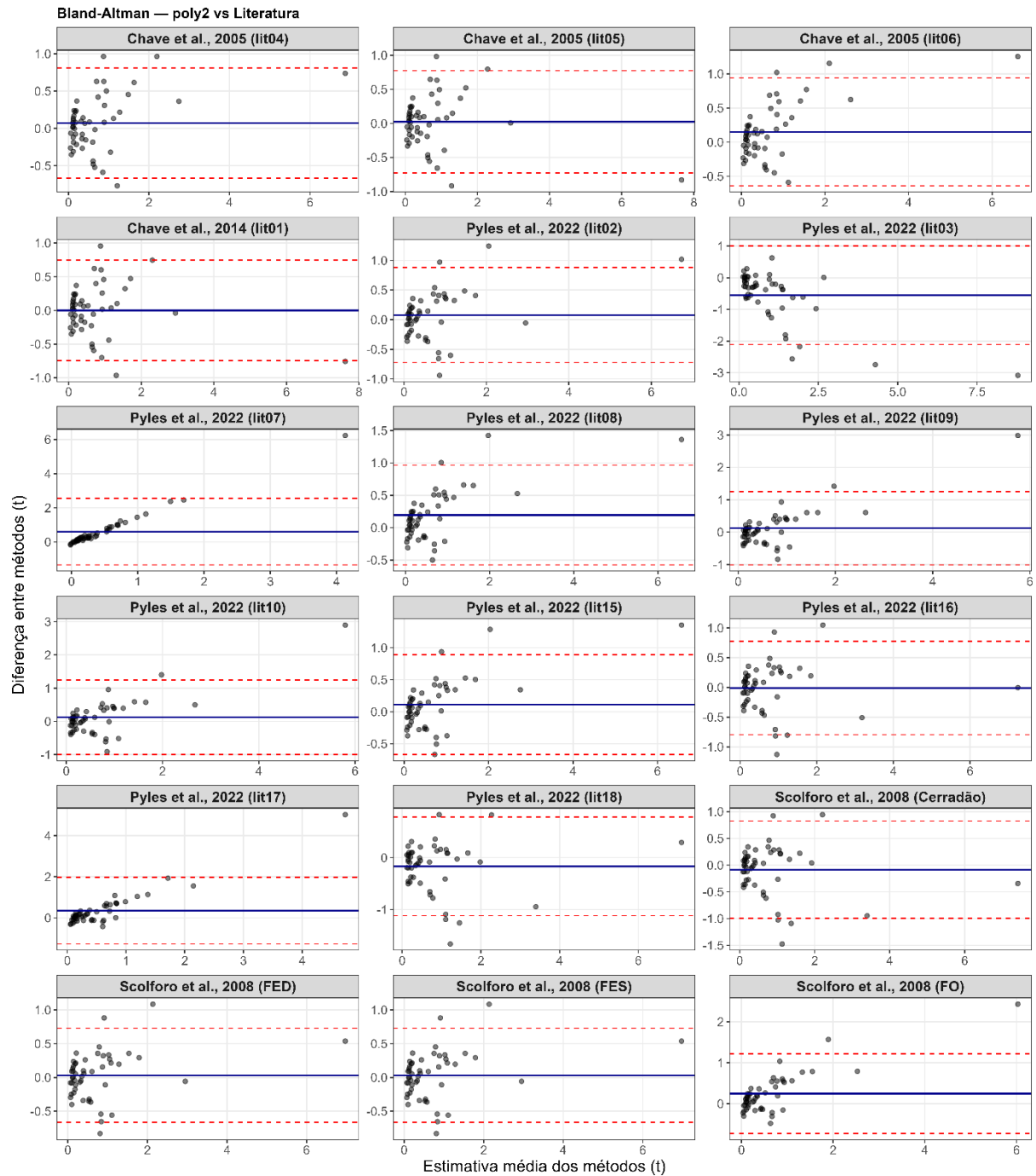


Figura 11 — Gráficos de Bland-Altman para o modelo poly2 versus as 18 equações da literatura (árvores isoladas). Eixo Y representa a diferença entre duas equações. Linha sólida azul = viés médio, valor zero indica sem diferença. Linhas tracejadas em vermelho = limites de concordância de 95% ($\pm 1,96$ DP). Eixo X dispersão das diferenças (viés) à medida que o valor de biomassa aumenta.

Fonte: da autora.

Os resultados do CCC foram, de modo geral, mais elevados para as equações com condições estruturais e fisionômicas mais semelhantes às das tipologias amostradas. Para árvores isoladas, o modelo poly2 apresentou valores de CCC mais altos e mais homogêneos entre as equações, em comparação com o padrão observado para o modelo log5 no fragmento

florestal. Os valores mais altos foram obtidos com a equação pantropical (CCC = 0,948), seguida pela equação lit05 (MF) de Chave et al. (2005) (CCC = 0,947), pelas equações de para SDF e SSF (CCC = 0,946) (Scolforo et al., 2008) e pela lit16 (CCC = 0,938) (Pyles et al., 2022), todas indicando excelente concordância. A maioria das demais equações apresentou valores de CCC entre 0,900 e 0,932, enquanto valores entre 0,790 e 0,840 foram observados em um subgrupo menor, ainda dentro da faixa de boa concordância. Assim como no fragmento florestal, os valores mais baixos ocorreram para lit17 (CCC = 0,485) e lit07 (CCC = 0,205), indicando concordância fraca e alta incerteza.

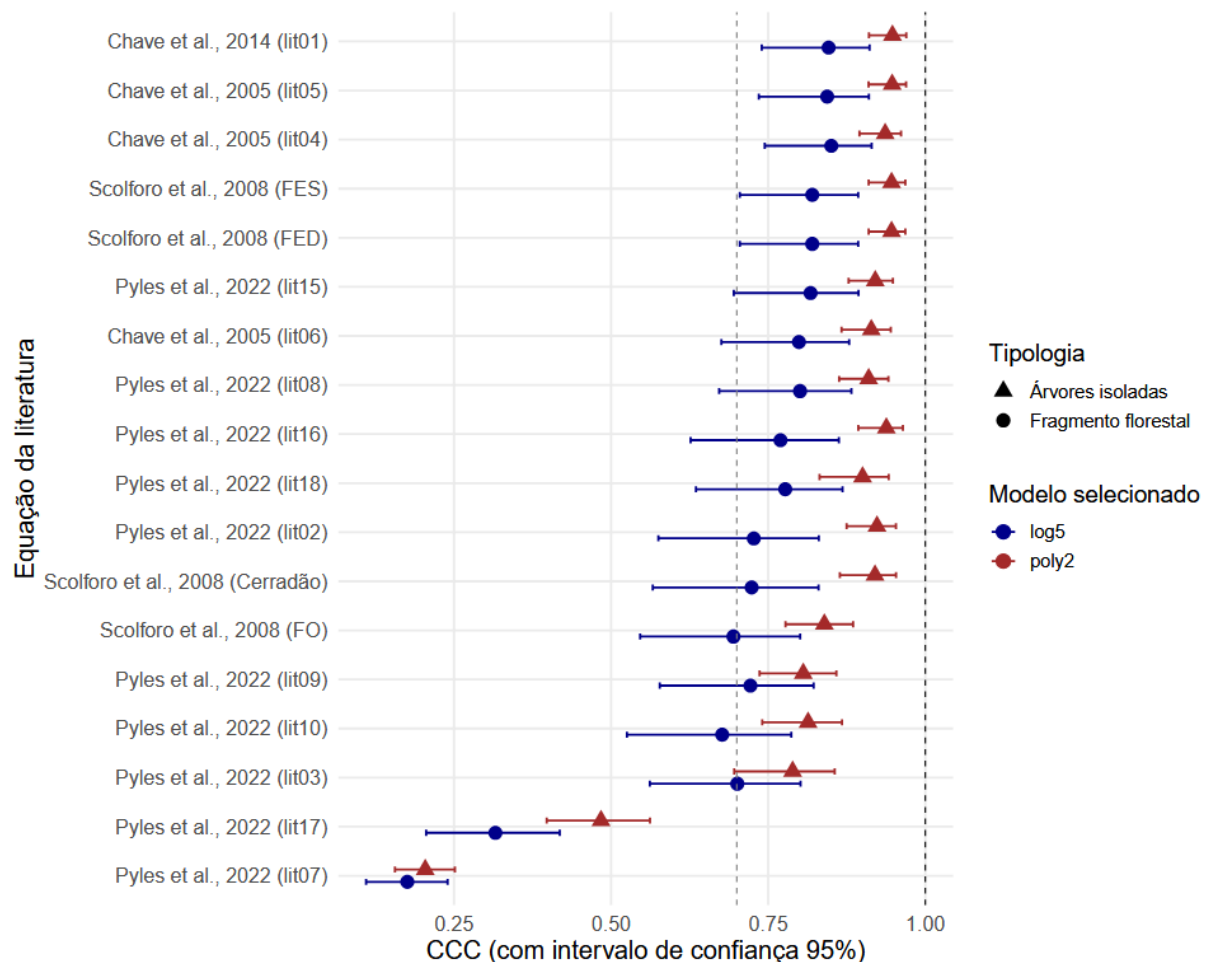


Figura 12 — Forest plot do Coeficiente de Correlação de Concordância (CCC) para os modelos log5 (fragmento florestal) e poly2 (árvores isoladas) em relação às 18 equações da literatura. equações ordenadas do maior para o menor valor de CCC. Pontos e triângulos = estimativa do CCC; barras horizontais = intervalo de confiança de 95%. Linha tracejada em 1,0 = concordância perfeita; CCC entre 0.80 e 0.90 = muito boa; linha tracejada em 0,70 = limiar de concordância boa.

Fonte: da autora

A análise TOST indicou equivalência entre o modelo log5 e a equação de referência Pantropical (Chave et al., 2014), ao passo que a equivalência não foi confirmada para o modelo poly2 dentro da margem adotada. As equações para FED e FES (Scolforo et al., 2008), bem como as equações lit05 (MF) e lit04 (DF) (Chave et al., 2005), situaram-se na faixa inconclusiva

(p entre 0,109 e 0,205), sugerindo proximidade nas estimativas com o modelo log5, porém sem evidência estatística suficiente para confirmar equivalência. As demais equações apresentaram p -valores superiores a 0,50, com alguns casos atingindo $p = 1,000$, indicando ausência clara de equivalência dentro da tolerância definida.

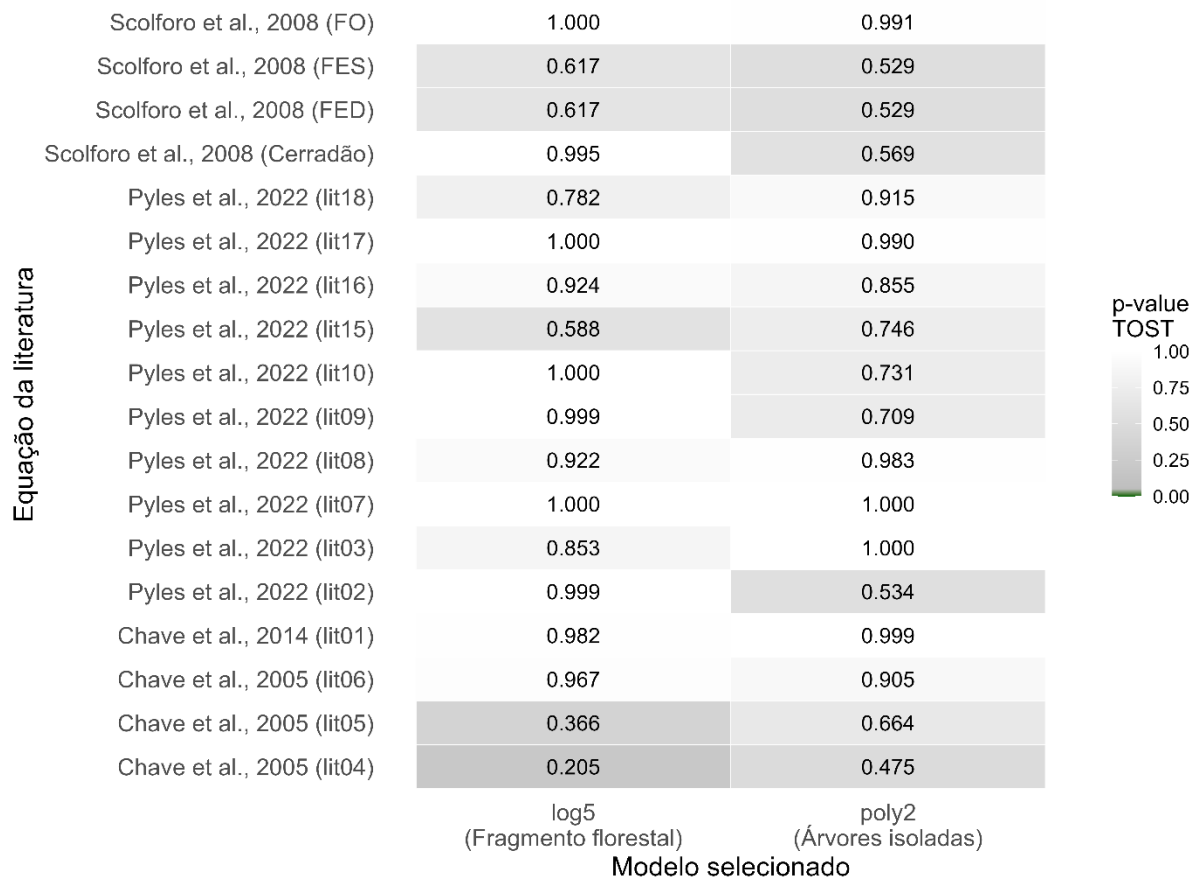


Figura 13 — Heatmap dos p -valores do Teste de Equivalência (TOST pareado) para os modelos log5 (fragmento florestal) e poly2 (árvores isoladas) em relação às 18 equações da literatura. $\delta = 10\%$ da média de BAAS de referência de cada tipologia. Verde escuro ($p \approx 0$) = equivalentes; valores médios = equivalência inconclusiva; branco ($p \approx 1$) = não equivalentes.

Fonte: da autora.

5 DISCUSSÃO

5.1 Como características estruturais e funcionais diferem entre as tipologias

Os contrastes estruturais observados entre as duas tipologias analisadas, especialmente altura e área de copa, são ecologicamente consistentes com os padrões descritos na literatura. No fragmento florestal, o dossel fechado e a alta densidade de árvores impõem competição por luz entre os indivíduos, principalmente na fase de recrutamento, o que restringe a expansão

lateral das copas e estimula o crescimento do tronco em altura até alcançar as camadas superiores e luminosas (Fransson; Brännström; Franklin, 2021; Poorter et al., 2017). Como resultado, as árvores apresentam copas com área de projeção horizontal substancialmente menor do que árvores espaçadas e isoladas e o dossel tende a apresentar menor variação relativa de altura entre indivíduos (Wilkes et al., 2018).

Em contrapartida, árvores urbanas livres de restrições laterais conseguem expandir suas copas horizontalmente até o limite máximo de sua capacidade física (Pretzsch et al., 2015). Para um mesmo diâmetro de tronco (DAP), uma árvore urbana de ambiente aberto possui um raio de copa e uma área de projeção significativamente maiores do que se estivesse crescendo sob competição florestal (McHale et al., 2009; Pretzsch et al., 2015). Consequentemente, uma proporção alta de sua biomassa aérea total fica acumulada diretamente na copa, resultando em copas amplas e maior variabilidade de formas e dimensões (Nowak; Crane, 2002; Wilkes et al., 2018). Adicionalmente, a maior amplitude de variação nos traços de altura e área de copa para árvores isoladas também reflete a diversidade de portes, dada pela variedade de espécies e de estágios de desenvolvimento das árvores amostradas para essa tipologia.

Assim, as diferenças estruturais entre fragmentos florestais e árvores isoladas refletem regimes distintos de disponibilidade de recursos e competição, além das condições ambientais locais e da composição de espécie, os quais são afetados pelo manejo antropogênico. A maior diversidade de espécies (27 espécies, incluindo exóticas) em comparação ao fragmento (9 espécies nativas) reflete, por um lado, as decisões históricas de manejo e plantio da arborização do campus, que resultam em uma composição florística funcional e estruturalmente heterogênea. Por outro lado, a menor diversidade registrada no fragmento reflete limitações de esforço amostral, em escala espacial, considerando que o fragmento possui aproximadamente 7 hectares e que parte da diversidade florística pode não ter sido representada na amostra. As diferenças entre as árvores urbanas isoladas e de fragmento florestal fundamentam a opção metodológica de ajustar modelos separados para cada tipologia estrutural, dado que as relações alométricas entre as variáveis preditoras e a biomassa não são invariantes, mas dependem da arquitetura das árvores e das condições de crescimento.

5.2 Capacidade preditiva dos modelos de H e Ac e adequação das estruturas alométricas aos contextos ecossistêmicos

Os modelos alométricos demonstraram que a altura total (H) e a área da copa (Ac) constituem preditores eficazes da biomassa arbórea acima do solo em ambos os contextos

investigados. O poder explicativo alcançado, com R^2 ajustado de 0,873 para o fragmento florestal (log5) e 0,889 para árvores isoladas (poly2), sustenta empiricamente a premissa central deste estudo de que métricas extraídas de dados tridimensionais da vegetação derivados de LiDAR aerotransportados são capazes de capturar uma parcela substantiva da variabilidade da BAAS, mesmo na ausência de variáveis de campo tradicionalmente empregadas, como DAP e DM. Além disso, os resultados de desempenho obtidos neste estudo são compatíveis com modelos anteriormente testados incorporando altura e raio de copa (análogo funcional à área copa), os quais alcançaram R^2 entre 0,866 e 0,938 na estimativa de biomassa arbórea de florestas tropicais (Goodman; Phillips; Baker, 2014).

O desempenho interno obtido para o fragmento florestal (log5), tanto em termos de ajuste (R^2 ajustado = 0,873) quanto de acurácia em relação à referência pantropical ($R^2 = 0,724$; RMSE = 0,2217 t), é comparável ao de estudos recentes que utilizaram LiDAR aerotransportado por VANT em contextos florestais. Resultados similares foram reportados para contextos de florestas plantadas, em que modelos a nível de árvore individual obtiveram R^2 de 0,9403 e RMSE de 7,2 kg com as árvores de treinamento, em contrapartida com um R^2 de 0,9452 e RMSE de 17,59 kg em validação independente (Lin et al., 2022), bem como valor final de R^2 de 0,873 por validação cruzada *leave-one-out* (Yan; Lei; Huang, 2024). Embora esses desempenhos sejam, em alguns casos, superior ao observado para o modelo log5 deste estudo, é importante considerar que ambos os trabalhos foram conduzidos em sistemas monoespecíficos, um contexto estruturalmente mais homogêneo e estável do que florestas tropicais, uma condição que naturalmente reduz variabilidade em relações alométricas e favorece estimativas mais precisas.

Como evidência de variação de performance de modelos em relação ao tipo de sistema florestal, os resultados do modelo log5 se aproxima mais do modelo desenvolvido em um contexto similar de floresta tropical urbana, o qual obteve R^2 de $0,81 \pm 0,07$ por validação cruzada para estimativa individual de biomassa (Ferreira et al., 2024). De forma complementar, modelos a nível de parcelas (0,16 e 1 ha) em florestas naturais demonstraram valores de R^2 variando entre 0,43 e 0,94 no ajuste do modelo e R^2 entre 0,22 e 0,90 após validação cruzada, retratando, portanto, a variabilidade de desempenho em função da heterogeneidade espacial entre sítios (Rodda et al., 2024).

O desempenho interno do modelo para árvores isoladas em áreas urbanas ($R^2 = 0,901$; R^2 ajustado = 0,889; RSE = 0,401) também é compatível com valores reportados na literatura sobre modelagem de biomassa arbórea em ambiente urbano (Schick et al., 2023; Wilkes et al., 2018). A combinação linear entre a altura total na forma exponencial (ab^H) e a área de projeção da

copa (Ar) explicaram 93,9% da variância no volume arbóreo urbano (R^2 de ajuste de 0.939), mostrando adequabilidade para derivar uma nova relação alométrica que dispensa o termo DAP (Wilkes et al., 2018). Por outro lado, modelos espécie-específicos apresentaram ampla variação no desempenho preditivo, com valores de R^2 variando aproximadamente de 0,26 a 0,98 entre as espécies analisadas (Schick et al., 2023). Neste último exemplo, embora alguns modelos tenham apresentado ajustes elevados, os autores evidenciam que a precisão depende fortemente da espécie, do tamanho amostral e da arquitetura das árvores. Nesse contexto, o modelo generalizado desenvolvido em nosso estudo (poly2) demonstra que abordagens multiespécie podem fornecer estimativas consistentes e operacionalmente aplicáveis da biomassa arbórea urbana, sobretudo quando o objetivo é a quantificação de estoques totais de biomassa ou carbono.

De forma geral, o desempenho interno dos nossos modelos reforça, ao lado de outros estudos, a relevância de métricas estruturais derivadas do dossel na modelagem da biomassa arbórea, especialmente no desenvolvimento de modelos regionalmente ou localmente calibrados (Ferreira et al., 2024; Zhai et al., 2025). Apesar do desempenho global ser semelhante entre os dois contextos arbóreos, as estruturas matemáticas dos modelos selecionados refletem as diferenças fundamentais nas relações alométricas entre as tipologias, indicando que a forma como a biomassa se concentra em função da altura e da estrutura da copa não é equivalente entre árvores de dossel fechado e ambiente aberto.

Do ponto de vista funcional, o modelo semi-logarítmico (log5) para o fragmento florestal, combina a transformação logarítmica da altura $\ln(H+1)$ com a entrada linear da área da copa, configurando uma relação em que o crescimento em altura atua como principal determinante da biomassa, enquanto a copa exerce um efeito aditivo. A configuração semi-logarítmica é ecologicamente coerente com o ambiente de dossel fechado descrito anteriormente, no qual sob pressão competitiva por luz, as árvores tendem a investir preferencialmente em crescimento vertical. Além disso, o incremento em altura está associado à expansão do volume do tronco e à maior demanda por tecidos estruturais para sustentação mecânica, padrão amplamente documentado em florestas tropicais (Chave et al., 2005, 2014). A transformação logarítmica da variável resposta, por sua vez, é consistente com natureza multiplicativa das relações alométricas florestais e com a forma funcional adotada em equações amplamente utilizadas na literatura.

Em contraste, a seleção de um modelo polinomial (poly2), com termos quadráticos e de interação, para árvores espaçadas e isoladas reflete a maior heterogeneidade estrutural e arquitetônica característica de ambientes urbanos abertos. A presença de copas amplas e

frequentemente assimétricas, a coexistência de diferentes estágios de desenvolvimento e a diversidade florística, incluindo espécies exóticas com padrões de alocação de biomassa distintos, demandam estruturas matemáticas capazes de capturar relações não-lineares e interdependentes entre as variáveis preditoras (McPherson; Van Doorn; Peper, 2016; Picard; Boyemba Bosela; Rossi, 2015; Pretzsch et al., 2015). A aplicação de equações desenvolvidas para florestas naturais em ambientes urbanos pode gerar vieses significativos (McHale et al., 2009). Tal fato, é observado devido à elevada plasticidade morfológica das árvores urbanas, que impõe desafios adicionais à modelagem alométrica, o que torna essencial a derivação de relações contextualmente calibradas (Wilkes et al., 2018).

A avaliação da acurácia das estimativas em relação à biomassa de referência, baseada nas métricas de erro e na regressão entre valores estimados e de referência, revelou desempenho distinto entre as tipologias. Esperávamos, inicialmente, que o modelo do fragmento florestal, por ser calibrado em um ambiente estruturalmente mais próximo das equações alométricas da literatura, apresentasse maior proximidade com a referência pantropical do que o modelo das árvores isoladas. No entanto, os resultados indicaram que essa expectativa não se confirmou de forma direta. A dominância de *Xylopia brasiliensis* ($n = 25$) no conjunto de dados do fragmento, aliada à menor amplitude de variação em H, Ac e BAAS, pode ter restringido as relações alométricas a uma faixa estrutural mais estreita, limitando a capacidade do modelo de reproduzir a variabilidade incorporada em equações pantropicais calibradas com ampla diversidade de espécies e formas. Em contraste, a maior diversidade de espécies, tamanhos e estágios de desenvolvimento das árvores isoladas favoreceu relações mais generalizadas entre as variáveis, resultando em maior proximidade com a faixa de variação representada pela referência. O padrão observado é consistente com o reconhecimento de que modelos alométricos tendem a produzir estimativas enviesadas quando aplicados a populações estruturalmente distintas daquelas usadas em sua calibração (Chave et al., 2014; Vorster et al., 2020).

O contraste na modelagem de biomassa entre as tipologias se manifesta também no padrão dos resíduos da regressão em relação à biomassa de referência. No fragmento florestal, a leve superestimativa indicada pelo viés (PBIAS) positivo concentra-se nas árvores de menor porte, enquanto nas árvores maiores o comportamento se inverte, com a biomassa subestimada para as árvores grandes. Esse comportamento do viés reflete a dificuldade dos modelos baseados apenas em H e Ac em capturar a heterocedasticidade típica de dados de biomassa, nos quais a variância dos erros, expressa pela dispersão dos valores observados, cresce com o aumento do tamanho dos indivíduos, além de não incorporar variações em atributos como

densidade da madeira e forma do fuste (Goodman; Phillips; Baker, 2014; Sileshi, 2014). Para as árvores isoladas, por outro lado, observa-se maior estabilidade na relação entre estimativas e valores de referência ao longo do gradiente de biomassa, sem evidência de subestimativa sistemática nos indivíduos de maior porte. Nesse caso, os valores elevados de PBIAS refletem principalmente a amplificação do erro percentual em indivíduos de baixa biomassa, devido a presença de uma árvore grande com valor extremo de biomassa (= 8 t), e não a presença de viés direcional consistente.

Ainda assim, a maior diversidade estrutural das árvores isoladas impõe desafios adicionais à modelagem. A ocorrência de estimativas negativas de BAAS em alguns indivíduos representa um limite comum aos modelos candidatos, independentemente de suas formulações. Tal ocorrência decorre da formulação de polinômios quadráticos que, ao combinar termos polinomiais e de interação com coeficientes negativos, em situações de valores extremos ou pouco representados na amostra de calibração, podem resultar em previsões biologicamente implausíveis, como se a árvore tivesse perdendo biomassa. Em ambientes urbanos com alta variabilidade de formas, tamanhos e estratégias de crescimento, a ocorrência de resultados implausíveis ou negativos tende a ser pronunciado, especialmente na presença de poucos indivíduos de grande porte que exercem forte influência sobre o ajuste dos parâmetros (Sileshi, 2014). Embora o modelo poly2 tenha apresentado um ajuste aparentemente elevado na amostra de calibração, seu desempenho preditivo caiu substancialmente quando as previsões para cada indivíduo foram realizadas com base em um modelo reajustado sem aquela observação específica da árvore com valor extremo de biomassa. Esse resultado indica que a equação para árvores isoladas pode ser sensível a observações influentes e não deve ser extrapolada para além da faixa estrutural observada sem dados adicionais.

5.3 Concordância e equivalência com equações da literatura para os contextos ecossistêmicos estudados

As estimativas médias de BAAS produzidas pelos modelos candidatos de ambas as tipologias situaram-se no centro da distribuição das estimativas geradas pelas 18 equações da literatura (Figuras 8 e 9, seção 4.4). Esse resultado é ecologicamente significativo ao indicar que, embora nossos modelos utilizem variáveis preditoras estruturalmente distintas (H e Ac, deriváveis por LiDAR) das variáveis tradicionalmente empregadas (DAP, H e DM), as magnitudes de biomassa estimadas são compatíveis com aquelas produzidas por equações amplamente validadas em ecossistemas florestais tropicais e subtropicais. A maior dispersão

observada nas estimativas individuais de biomassa para as árvores isoladas, em comparação ao fragmento florestal, reflete a heterogeneidade estrutural intrínseca dessa tipologia, das condições de crescimento aberto e diversidade florística discutidas nas seções anteriores.

A comparação das estimativas do modelo log5 com as 18 equações da literatura revela um padrão consistente entre proximidade das estimativas, concordância e equivalência, refletindo tanto as relações estruturais entre os modelos quanto contextos fitofisionômicos para os quais cada equação foi calibrada. As cinco equações com menores vieses na análise de Bland-Altman — pantropical (lit01) de Chave et al. (2014), lit04 (DF) e lit05 (MF) de Chave et al. (2005), FED e FES de Scolforo et al. (2008) — foram simultaneamente as que apresentaram os maiores valores de concordância pelo CCC e os menores p-valores no TOST, ainda que, neste último caso, para uma equivalência inconclusiva. Tais resultados posicionam essas equações como as mais próximas, em termos estatísticos e ecológicos, do modelo baseado em H e Ac (log5) para o fragmento florestal.

A Floresta Estacional Semidecidual do fragmento, caracterizada por estação seca marcada e perda parcial de folhas, apresenta afinidade funcional com as categorias de florestas tropicais secas (*dry forest*) e sazonalmente úmida (*moist forest*) descritas por Chave et al. (2005). Da mesma forma, as equações de Scolforo et al. (2008) para FED e FES foram ajustadas especificamente para fisionomias estacionais de Minas Gerais, reforçando a coerência ecológica dos resultados. Em contraste, a equação para Cerradão, com estrutura mais aberta e padrões distintos de alocação de biomassa, apresentou maior afastamento em todas as análises. As demais equações compiladas por Pyles et al. (2022) embora provenientes de formações de Mata Atlântica, apresentaram concordância mais variável, com os menores desempenhos associados àquelas baseadas exclusivamente no DAP. A ausência de variáveis estruturais tridimensionais nessas equações limita sua capacidade de capturar variações na arquitetura do dossel, especialmente em florestas com crescimento vertical predominante (Goodman; Phillips; Baker, 2014). Por fim, a única equivalência estatística confirmada pelo TOST foi observada com a equação pantropical de Chave et al. (2014), utilizada como referência na calibração do próprio modelo log5, resultado que reforça a consistência interna das análises, mas que deve ser interpretado com cautela do ponto de vista de independência entre os modelos comparados.

Quando analisamos esse mesmo conjunto de métricas para o grupo das árvores isoladas, o modelo baseado em H e Ac (poly2) apresentou padrão de concordância mais amplo e homogêneo do que o observado para o log5 no fragmento. Observa-se, ainda, sobreposição entre as duas tipologias quanto ao conjunto de equações com melhor desempenho simultâneo nas três abordagens analíticas, com destaque para a equação pantropical (lit01), lit05 (MF),

lit16 (Pyles et al., 2022) e, novamente, as equações para FED e FES. A maior amplitude dos limites de concordância na análise de Bland-Altman e a ausência de equivalência estatística formal no TOST não devem ser interpretadas como indicativo de desempenho inferior do poly2, mas como reflexo da maior heterogeneidade estrutural das árvores isoladas. Em populações com elevada variabilidade, a dispersão das diferenças entre métodos tende a ser maior e os critérios de equivalência proporcional tornam-se mais restritivos, reduzindo a probabilidade de confirmação estatística de equivalência mesmo na presença de estimativas próximas (Giavarina, 2015).

No caso do Coeficiente de Correlação e Concordância, o modelo poly2 apresentou, de forma geral, valores sistematicamente superiores aos do log5 para as mesmas equações da literatura, indicando maior concordância simultânea em termos de precisão e acurácia. Um resultado que é tão intrigante quanto possível, embora a equivalência estatística formal não tenha sido atingida, o grau de concordância entre as estimativas é elevado. A heterogeneidade estrutural das árvores isoladas, ao mesmo tempo em que dificulta a obtenção de equivalência dentro de limites restritivos, favorece relações mais generalizadas entre as variáveis, o que contribui para manter níveis elevados de concordância com equações calibradas em diferentes contextos. Os menores valores de CCC e os maiores vieses foram novamente observados nas equações baseadas exclusivamente em DAP (Pyles et al., 2022), corroborando que a ausência de variáveis estruturais tridimensionais, como altura e copa, limita a capacidade de capturar a arquitetura de árvores urbanas. Em ambientes de crescimento aberto, onde a alocação de biomassa em galhos e copa é proporcionalmente maior, essa limitação se torna particularmente relevante (Kükenbrink et al., 2021; McHale et al., 2009; Nowak; Crane, 2002).

De forma integrada, os resultados das análises de concordância e equivalência indicam que as equações da literatura com maior afinidade estrutural e fisionômica com os contextos analisados são aquelas que produzem estimativas mais convergentes com os modelos desenvolvidos neste estudo. A convergência observada para as estimativas entre os modelos reforça o princípio da transferibilidade alométrica, segundo o qual a similaridade entre as populações de calibração e de aplicação é um fator determinante para o desempenho de equações aplicadas fora de seu contexto original (Chave et al., 2014; Vorster et al., 2020). Assim, os modelos aqui propostos operam dentro de um intervalo plausível de acurácia e precisão, sendo consistentes com o estado da arte da modelagem alométrica em ecossistemas tropicais.

Para o contexto específico das árvores urbanas isoladas, os resultados reforçam que equações desenvolvidas para florestas contínuas, ainda que apresentem boa concordância com

os modelos avaliados, tendem a operar com maiores incertezas quando aplicadas a indivíduos crescidos em condições abertas. Nesse sentido, modelos calibrados em contextos específicos tornam-se mais adequados para capturar a variabilidade estrutural dessas populações. Os modelos desenvolvidos neste estudo oferecem, portanto, uma alternativa contextualmente calibrada, ao integrar duas tipologias de florestas urbanas e utilizar métricas passíveis de obtenção por LiDAR-VANT, conciliando representação estrutural detalhada com viabilidade operacional para o monitoramento de paisagens urbanas heterogêneas.

5.4 Incertezas, limitações e natureza dos modelos

De forma geral, os modelos selecionados representam um compromisso entre complexidade matemática, interpretabilidade e qualidade de ajuste, reconhecendo que toda modelagem ecológica constitui, por definição, uma simplificação da realidade. Podemos sintetizar que “todo modelo ecológico é, por definição, uma simplificação da natureza” (Canham; Cole; Lauenroth, 2003, p.3). Nesse sentido, os 27 modelos testados expressam diferentes formas de representar como duas dimensões estruturais (H e Ac) se relacionam com o acúmulo de biomassa arbórea, sem a pretensão de capturar integralmente os processos fisiológicos e ecológicos subjacentes ao crescimento das árvores.

No campo da alometria florestal, múltiplas combinações de variáveis, como DAP, altura, densidade da madeira, área e volume da copa, podem explicar a variação da biomassa. A premissa de que a altura e a área da copa constituem preditores eficazes foi empiricamente sustentada, com poder explicativo entre 87% e 89%, e boa capacidade de aproximação em relação às estimativas de referência (72,4% e 90%), indicando que essas métricas capturam uma parcela substantiva da variabilidade estrutural associada à biomassa.

Ainda assim, parte da variância permanece não explicada, refletindo fatores não incorporados aos modelos, como diferenças fisiológicas individuais, condições edáficas locais, variações intraespecíficas na densidade da madeira e heterogeneidade no histórico de crescimento das árvores. Como destacam Canham, Cole e Lauenroth (2003, p. 7), “nunca podemos verificar completamente um modelo, assim como nunca podemos provar totalmente uma hipótese; podemos, no entanto, desenvolver diferentes graus de confiança”. Portanto, os diagnósticos estatísticos e o desempenho obtido fornecem um nível consistente de confiança na aplicabilidade dos modelos para os objetivos propostos, ao mesmo tempo em que delimitam claramente seu domínio de validade e suas limitações conceituais.

6 CONCLUSÃO

Os resultados deste estudo reforçam que a altura total das árvores constitui um preditor central da variação da biomassa arbórea acima do solo, apresentando relação positiva e consistente com o estoque de biomassa em ambos os contextos ecossistêmicos analisados. A área da copa mostrou-se uma variável estrutural relevante, especialmente ao capturar diferenças arquitetônicas associadas às condições de crescimento. Em conjunto, essas métricas foram capazes de representar padrões alométricos em contextos complexos, como fragmentos florestais tropicais e tipologias distintas de florestas urbanas. Esses achados evidenciam que a forma funcional dos modelos deve refletir as diferenças estruturais entre os contextos ecossistêmicos nos quais são aplicados.

Os modelos alométricos aqui desenvolvidos fornecem equações de calibração específicas para cada contexto, mas sua confiabilidade preditiva variou entre as tipologias. As equações devem ser utilizadas com cautela dentro da faixa estrutural observada e submetidas a uma avaliação independente futura, envolvendo árvores e locais adicionais, antes de qualquer extrapolação espacial. Ainda assim, as equações configuram-se como potenciais ferramentas operacionais para a estimativa de biomassa a partir de métricas estruturais deriváveis de LiDAR aerotransportado e podem fornecer subsídios para a tomada de decisão em cenários nos quais a vegetação arbórea desempenha papel central, tanto em fragmentos florestais de dossel fechado quanto em áreas urbanas com árvores isoladas e espaçadas.

A proposta desta pesquisa e de todo embasamento teórico construído até aqui se insere na discussão mais ampla sobre o papel das florestas urbanas como componentes estratégicos de soluções baseadas na natureza. Mais do que elementos paisagísticos isolados, árvores e fragmentos urbanos integram sistemas capazes de fornecer múltiplos serviços ecossistêmicos, incluindo regulação climática, sequestro de carbono e melhoria da qualidade ambiental. Para que esses serviços sejam efetivamente incorporados ao planejamento urbano, são necessários instrumentos que permitam quantificar, mapear e monitorar seus benefícios. Nesse sentido, a integração dessas ferramentas com políticas públicas de planejamento territorial e com instrumentos emergentes, como iniciativas de mercado de carbono, pode ampliar significativamente o impacto prático dos modelos, aproximando a produção científica da gestão sustentável de paisagens urbanas e periurbanas.

REFERÊNCIAS

- AKINDELE, S. O. Accuracy Assessment of Two Mobile Applications Used for Tree Diameter and Height Measurements. *In: CONFERENCE OF THE FORESTS & FOREST PRODUCTS SOCIETY. Proceedings of the 8th Biennial conference of the Forests & Forest Products Society*. Forestry Research Institute of Nigeria, Ibadan, Nigeria.: Forests and Forest Product Society, 2022.
- ALVARES, Clayton Alcarde *et al.* Koppen's climate classification map for Brazil. *Meteorologische Zeitschrift*, v. 22, p. 711–728, 2014.
- ANDERSON, Elsa C. *et al.* Just street trees? Street trees increase local biodiversity and biomass in higher income, denser neighborhoods. *Ecosphere*, v. 14, n. 2, p. e4389, fev. 2023.
- BALVANERA, Patricia *et al.* Ecosystem services research in Latin America: The state of the art. *Ecosystem Services*, v. 2, p. 56–70, dez. 2012.
- BARÓ, Francesc *et al.* Contribution of Ecosystem Services to Air Quality and Climate Change Mitigation Policies: The Case of Urban Forests in Barcelona, Spain. *AMBIO*, v. 43, n. 4, p. 466–479, maio 2014.
- BENNETT, Amy C. *et al.* Larger trees suffer most during drought in forests worldwide. *Nature Plants*, v. 1, n. 10, p. 15139, 28 set. 2015.
- BORSAH, Abraham Aidoo; NAZEER, Majid; WONG, Man Sing. LIDAR-Based Forest Biomass Remote Sensing: A Review of Metrics, Methods, and Assessment Criteria for the Selection of Allometric Equations. *Forests*, v. 14, n. 10, p. 2095, 19 out. 2023.
- CALDWELL, Aaron R. **Exploring equivalence testing with the updated TOSTER R package**. PsyArXiv, , 2022.
- CALVIN, Katherine *et al.* **IPCC, 2023: Climate Change 2023: Synthesis Report. Contribution of Working Groups I, II and III to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change [Core Writing Team, H. Lee and J. Romero (eds.)]. IPCC, Geneva, Switzerland.** (Paola Arias *et al.*, Orgs.). [S.l.]: Intergovernmental Panel on Climate Change (IPCC), 25 jul. 2023. Disponível em: <<https://www.ipcc.ch/report/ar6/syr/>>. Acesso em: 16 set. 2026.
- CANHAM, Charles D.; COLE, Jonathan J.; LAUENROTH, William K. **Models in Ecosystem Science**. Princeton: Princeton University Press, 2003.
- CARLETON, Tamma A.; HSIANG, Solomon M. Social and economic impacts of climate. *Science*, v. 353, n. 6304, p. aad9837, 9 set. 2016.
- CHAVE, J. *et al.* Tree allometry and improved estimation of carbon stocks and balance in tropical forests. *Oecologia*, v. 145, n. 1, p. 87–99, ago. 2005.
- CHAVE, Jerome *et al.* Towards a worldwide wood economics spectrum. *Ecology Letters*, v. 12, n. 4, p. 351–366, abr. 2009.

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

CHEN, Wendy Y.; JIM, C. Y. Assessment and Valuation of the Ecosystem Services Provided by Urban Forests. *In*: CARREIRO, Margaret M.; SONG, Yong-Chang; WU, Jianguo (Eds.). **Ecology, Planning, and Management of Urban Forests**. New York, NY: Springer New York, 2008. p. 53–83.

CRED, Centre for Research on the Epidemiology of Disasters. **2024 Disasters in numbers**. Brussels, Belgium: CRED, 8 abr. 2025. Disponível em: <https://files.emdat.be/reports/2024_EMDAT_report.pdf>.

DA SILVA, Wanda Karolina Karolina; ZENNI, Rafael Dudeque; ALVES, Marcelo de Carvalho. **Urbanization Increases Gross Primary Production and Biomass of Atlantic Forest Fragments**. SSRN, , 2025. Disponível em: <<https://www.ssrn.com/abstract=5185867>>. Acesso em: 14 set. 2026

DELPHIN, S. *et al.* Urbanization as a land use change driver of forest ecosystem services. **Land Use Policy**, v. 54, p. 188–199, jul. 2016.

ENDRENY, T. *et al.* Implementing and managing urban forests: A much needed conservation strategy to increase ecosystem services and urban wellbeing. **Ecological Modelling**, v. 360, p. 328–335, set. 2017.

ESPERON-RODRIGUEZ, Manuel *et al.* Urban Tree Growth and Drought Responses Show Evidence of Climate Resilience. **Global Change Biology**, v. 31, n. 6, p. e70281, jun. 2025.

EUROPEAN COMMISSION (ORG.). **GHSL data package 2023**. Luxembourg: Publications Office of the European Union, 2024.

FERREIRA, Matheus Pinheiro *et al.* Estimating aboveground biomass of tropical urban forests with UAV-borne hyperspectral and LiDAR data. **Urban Forestry & Urban Greening**, v. 96, p. 128362, jun. 2024.

FEYISA, Kenea *et al.* Allometric equations for predicting above-ground biomass of selected woody species to estimate carbon in East African rangelands. **Agroforestry Systems**, v. 92, n. 3, p. 599–621, jun. 2018.

FRANSSON, Peter; BRÄNNSTRÖM, Åke; FRANKLIN, Oskar. A tree's quest for light—optimal height and diameter growth under a shading canopy. **Tree Physiology**, v. 41, n. 1, p. 1–11, 9 jan. 2021.

GANAMÉ, Moussa *et al.* Allometric models for improving aboveground biomass estimates in West African savanna ecosystems. **Trees, Forests and People**, v. 4, p. 100077, jun. 2021.

GIAVARINA, Davide. Understanding Bland Altman analysis. **Biochemia Medica**, v. 25, n. 2, p. 141–151, 2015.

GOODMAN, Rosa C.; PHILLIPS, Oliver L.; BAKER, Timothy R. The importance of crown dimensions to improve tropical tree biomass estimates. **Ecological Applications**, v. 24, n. 4, p. 680–698, jun. 2014.

GRIMM, Nancy B. *et al.* Global Change and the Ecology of Cities. **Science**, v. 319, n. 5864, p. 756–760, 8 fev. 2008.

GUO, Jianhua; LIU, Zhiheng; ZHU, Xiao Xiang. Assessing the macro-scale patterns of urban tree canopy cover in Brazil using high-resolution remote sensing images. **Sustainable Cities and Society**, v. 100, p. 105003, jan. 2024.

HOUGHTON, R. A.; HALL, Forrest; GOETZ, Scott J. Importance of biomass in the global carbon cycle. **Journal of Geophysical Research: Biogeosciences**, v. 114, n. G2, p. 2009JG000935, jun. 2009.

HUNTER, M. O. *et al.* Tree height and tropical forest biomass estimation. **Biogeosciences**, v. 10, n. 12, p. 8385–8399, 20 dez. 2013.

IBGE. Mapa de vegetação do Brasil. In: **Mapas físicos e ambientais do Brasil**. Rio de Janeiro: Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística, 2004. 1 mapa, mapas interativos. Escala 1:5.000.000. Disponível em: < <https://mapasinterativos.ibge.gov.br/sigibge/> >. Acesso em: 14 set. 2026.

IBGE. **Bioma predominante por município para fins estatísticos**. Rio de Janeiro, Brazil: Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística, 2024. Disponível em: <<https://www.ibge.gov.br/biblioteca/visualizacao/livros/liv102097.pdf>>. Acesso em: 14 set. 2026.

KÜKENBRINK, Daniel *et al.* Above-ground biomass references for urban trees from terrestrial laser scanning data. **Annals of Botany**, v. 128, p. 709–724, 2021.

KUNSTLER, Georges *et al.* Plant functional traits have globally consistent effects on competition. **Nature**, v. 529, n. 7585, p. 204–207, 14 jan. 2016.

KURTZ, Bruno Coutinho *et al.* Quantifying the Carbon Stocks in Urban Trees: The Rio de Janeiro Botanical Garden as an Important Tropical Carbon Sink. **Journal of Zoological and Botanical Gardens**, v. 5, n. 4, p. 579–589, 4 out. 2024.

LAMB, William F. *et al.* A review of trends and drivers of greenhouse gas emissions by sector from 1990 to 2018. **Environmental Research Letters**, v. 16, n. 7, p. 073005, 1 jul. 2021.

LEFSKY, Michael A. *et al.* Lidar remote sensing of above-ground biomass in three biomes. **Global Ecology and Biogeography**, v. 11, n. 5, p. 393–399, set. 2002.

LI, Ruonan *et al.* Modeling LiDAR-Derived 3D Structural Metric Estimates of Individual Tree Aboveground Biomass in Urban Forests: A Systematic Review of Empirical Studies. **Forests**, v. 16, n. 3, p. 390, 22 fev. 2025.

LIN, Jiayuan *et al.* Estimating aboveground biomass of urban forest trees with dual-source UAV acquired point clouds. **Urban Forestry & Urban Greening**, v. 69, p. 127521, mar. 2022.

LIU, Siyu *et al.* The overlooked contribution of trees outside forests to tree cover and woody biomass across Europe. **SCIENCE ADVANCES**, v. 9, p. eadh4097, 2023.

MARTINI, Angeline; BIONDI, Daniela; BATISTA, Antonio Carlos. O EFEITO DA FLORESTA NO MICROCLIMA URBANO. **FLORESTA**, v. 52, n. 3, p. 478, 19 jul. 2022.

MASCARÓ, Lúcia; MASCARÓ, Juan. **Vegetação urbana**. Porto Alegre, RS: Mais Quatro Editora, 2005.

MCHALE, M. R. *et al.* Urban forest biomass estimates: is it important to use allometric relationships developed specifically for urban trees? **Urban Ecosystems**, v. 12, n. 1, p. 95–113, mar. 2009.

MCPHERSON, E. Gregory; VAN DOORN, Natalie S.; PEPPER, Paula J. **Urban tree database and allometric equations**. Albany, CA: U.S. Department of Agriculture, Forest Service, Pacific Southwest Research Station, 2016. Disponível em: <<https://research.fs.usda.gov/treesearch/52933>>. Acesso em: 16 set. 2026.

MEXIA, Teresa *et al.* Ecosystem services: Urban parks under a magnifying glass. **Environmental Research**, v. 160, p. 469–478, jan. 2018.

MOLOTOKS, Amy; SMITH, Pete; DAWSON, Terence P. Impacts of land use, population, and climate change on global food security. **Food and Energy Security**, v. 10, n. 1, p. e261, fev. 2021.

MORENO, Roberto *et al.* Contribution of urban trees to carbon sequestration and reduction of air pollutants in Lima, Peru. **Ecosystem Services**, v. 67, p. 101618, jun. 2024.

MUÑOZ-PACHECO, Catalina B.; VILLASEÑOR, Nélida R. Urban Ecosystem Services in South America: A Systematic Review. **Sustainability**, v. 14, n. 17, p. 10751, 29 ago. 2022.

MUSLIH, Ali Muhammad *et al.* The Role of Urban Forests as Carbon Sink: A Case Study in the Urban Forest of Banda Aceh, Indonesia. **Jurnal Sylva Lestari**, v. 10, n. 3, p. 417–425, 6 set. 2022.

NÆSSET, Erik. Determination of mean tree height of forest stands using airborne laser scanner data. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. 52, n. 2, p. 49–56, abr. 1997.

NÆSSET, Erik; JONMEISTER, Tobias. Assessing Point Accuracy of DGPS Under Forest Canopy Before Data Acquisition, in the Field and After Postprocessing. **Scandinavian Journal of Forest Research**, v. 17, n. 4, p. 351–358, jan. 2002.

NELSON, Bruce W. *et al.* Allometric regressions for improved estimate of secondary forest biomass in the central Amazon. **Forest Ecology and Management**, v. 117, n. 1–3, p. 149–167, maio 1999.

NOGUEIRA, Euler Melo *et al.* Estimates of forest biomass in the Brazilian Amazon: New allometric equations and adjustments to biomass from wood-volume inventories. **Forest Ecology and Management**, v. 256, n. 11, p. 1853–1867, nov. 2008.

NOWAK, David J. Institutionalizing urban forestry as a “biotechnology” to improve environmental quality. **Urban Forestry & Urban Greening**, v. 5, n. 2, p. 93–100, ago. 2006.

NOWAK, David J. *et al.* Carbon storage and sequestration by trees in urban and community areas of the United States. **Environmental Pollution**, v. 178, p. 229–236, jul. 2013.

NOWAK, David J.; CRANE, Daniel E. Carbon storage and sequestration by urban trees in the USA. **Environmental Pollution**, v. 116, p. 381–389, 2002.

NOWAK, David J.; GREENFIELD, Eric J. US Urban Forest Statistics, Values, and Projections. **Journal of Forestry**, v. 116, n. 2, p. 164–177, 12 mar. 2018.

PANDIT, Jyotsana; SHARMA, Anish Kumar. Urbanization's environmental imprint: A review. **Environment Conservation Journal**, v. 23, n. 3, p. 168–177, 26 jul. 2022.

PAUL, Keryn I. *et al.* Development and testing of allometric equations for estimating above-ground biomass of mixed-species environmental plantings. **Forest Ecology and Management**, v. 310, p. 483–494, dez. 2013.

PESARESI, Martino *et al.* Advances on the Global Human Settlement Layer by joint assessment of Earth Observation and population survey data. **International Journal of Digital Earth**, v. 17, n. 1, p. 2390454, 31 dez. 2024.

PICARD, Nicolas; BOYEMBA BOSELA, Faustin; ROSSI, Vivien. Reducing the error in biomass estimates strongly depends on model selection. **Annals of Forest Science**, v. 72, n. 6, p. 811–823, set. 2015.

PINHEIRO, Clebio Rodrigues; SOUZA, Danilo Diego De. A IMPORTÂNCIA DA ARBORIZAÇÃO NAS CIDADES E SUA INFLUÊNCIA NO MICROCLIMA. **Revista Gestão & Sustentabilidade Ambiental**, v. 6, n. 1, p. 67, 10 maio 2017.

PLOWRIGHT, Andrew A. *et al.* Assessing urban tree condition using airborne light detection and ranging. **Urban Forestry & Urban Greening**, v. 19, p. 140–150, set. 2016.

POORTER, L. *et al.* Diversity enhances carbon storage in tropical forests. **Global Ecology and Biogeography**, v. 24, n. 11, p. 1314–1328, nov. 2015.

POORTER, Lourens *et al.* Biomass resilience of Neotropical secondary forests. **Nature**, v. 530, n. 7589, p. 211–214, fev. 2016.

POORTER, Lourens *et al.* Biodiversity and climate determine the functioning of Neotropical forests. **Global Ecology and Biogeography**, v. 26, n. 12, p. 1423–1434, dez. 2017.

POURREZA, Morteza *et al.* GCPs-Free Photogrammetry for Estimating Tree Height and Crown Diameter in Arizona Cypress Plantation Using UAV-Mounted GNSS RTK. **Forests**, v. 13, n. 11, p. 1905, 12 nov. 2022.

PRETZSCH, Hans *et al.* Crown size and growing space requirement of common tree species in urban centres, parks, and forests. **Urban Forestry & Urban Greening**, v. 14, n. 3, p. 466–479, 2015.

PYLES, Marcela Venelli *et al.* Human impacts as the main driver of tropical forest carbon. **Science Advances**, v. 8, n. 24, p. eabl7968, 17 jun. 2022.

QIN, Haiming *et al.* Estimating Aboveground Carbon Stock at the Scale of Individual Trees in Subtropical Forests Using UAV LiDAR and Hyperspectral Data. **Remote Sensing**, v. 13, n. 24, p. 4969, 7 dez. 2021.

R CORE TEAM. **R: A Language and Environment for Statistical Computing**. Vienna, Austria R Foundation for Statistical Computing, , 2023. Disponível em: <<https://www.r-project.org/>>

RAIHAN, Asif. A review of the global climate change impacts, adaptation strategies, and mitigation options in the socio-economic and environmental sectors. **Journal of Environmental Science and Economics**, v. 2, n. 3, p. 36–58, 17 set. 2023.

RAMOS-VEINTIMILLA, Raúl *et al.* Allometric Models to Estimate Aboveground Biomass of Individual Trees of *Eucalyptus saligna* Sm in Young Plantations in Ecuador. **International Journal of Plant Biology**, v. 16, n. 2, p. 39, 24 mar. 2025.

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

RODDA, Suraj Reddy *et al.* LiDAR-based reference aboveground biomass maps for tropical forests of South Asia and Central Africa. **Scientific Data**, v. 11, n. 1, p. 334, 4 abr. 2024.

RÜGER, Nadja *et al.* Functional traits explain light and size response of growth rates in tropical tree species. **Ecology**, v. 93, n. 12, p. 2626–2636, dez. 2012.

SCHICK, Maggi *et al.* Utilizing LiDAR to quantify aboveground tree biomass within an urban university. **Urban Forestry & Urban Greening**, v. 89, p. 128098, nov. 2023.

SCHIMEL, David S. Terrestrial ecosystems and the carbon cycle. **Global Change Biology**, v. 1, n. 1, p. 77–91, fev. 1995.

SCOLFORO, José Roberto *et al.* EQUAÇÕES PARA QUANTIDADE DE CARBONO DAS FISIONOMIAS, EM MINAS GERAIS. In: SCOLFORO, José Roberto; DE OLIVEIRA, Antônio Donizette; JÚNIOR, Fausto Weimar Acerbi (Eds.). **Inventário Florestal de Minas Gerais: Equações de Volume, Peso de Matéria Seca e Carbono para Diferentes Fisionomias da Flora Nativa**. 1. ed. Lavras, MG: [S.n.]. p. 103–114.

SHIVANNA, K. R. Climate change and its impact on biodiversity and human welfare. **Proceedings of the Indian National Science Academy**, v. 88, n. 2, p. 160–171, jun. 2022.

SILESHI, Gudeta W. A critical review of forest biomass estimation models, common mistakes and corrective measures. **Forest Ecology and Management**, v. 329, p. 237–254, out. 2014.

SILVA, Carlos Alberto *et al.* Mapping aboveground carbon stocks using LiDAR data in *Eucalyptus* spp. plantations in the state of Sao Paulo, Brazil. **Sci. For.**, v. 42, n. 104, 2014.

SINGH, Prafull; KIKON, Noyingbeni; VERMA, Pradiipika. Impact of land use change and urbanization on urban heat island in Lucknow city, Central India. A remote sensing based estimate. **Sustainable Cities and Society**, v. 32, p. 100–114, jul. 2017.

THAPA, Nisham; NARINE, Lana L.; WILSON, Alan E. Forest Aboveground Biomass Estimation Using Airborne LiDAR: A Systematic Review and Meta-Analysis. **Journal of Forestry**, v. 123, n. 4, p. 389–412, jul. 2025.

VAN DER SANDE, Masha T.; ZUIDEMA, Pieter A.; STERCK, Frank. Explaining biomass growth of tropical canopy trees: the importance of sapwood. **Oecologia**, v. 177, n. 4, p. 1145–1155, abr. 2015.

VANCINE, Maurício H. *et al.* **The Atlantic Forest of South America: spatiotemporal dynamic of remaining vegetation and implications for conservation**. bioRxiv, , 2023.

VELASQUEZ-CAMACHO, Luisa *et al.* Remotely Sensed Tree Characterization in Urban Areas: A Review. **Remote Sensing**, v. 13, n. 23, p. 4889, 2 dez. 2021.

VOGT, Melissa. Refined Wilding and Urban Forests: Conceptual Guidance for a More Significant Urban Green Space Type. **Forests**, v. 16, n. 7, p. 1087, 30 jun. 2025.

VORSTER, Anthony G. *et al.* Variability and uncertainty in forest biomass estimates from the tree to landscape scale: the role of allometric equations. **Carbon Balance and Management**, v. 15, n. 1, p. 8, dez. 2020.

WAGNER, Fabien *et al.* Pan-Tropical Analysis of Climate Effects on Seasonal Tree Growth. **PLoS ONE**, v. 9, n. 3, p. e92337, 26 mar. 2014.

WATZLAWICK, Luciano F. *et al.* Modeling of biomass and stored carbon in a seasonal semideciduous forest in Brazil. **Anais da Academia Brasileira de Ciências**, v. 95, n. 4, p. e20200656, 2023.

WHITE, Joanne C. *et al.* Remote Sensing Technologies for Enhancing Forest Inventories: A Review. **Canadian Journal of Remote Sensing**, v. 42, n. 5, p. 619–641, 2 set. 2016.

WILKES, Phil *et al.* Estimating urban above ground biomass with multi-scale LiDAR. **Carbon Balance and Management**, v. 13, n. 1, p. 10, dez. 2018.

YAN, Yan; LEI, Jingjing; HUANG, Yuqing. Forest Aboveground Biomass Estimation Based on Unmanned Aerial Vehicle–Light Detection and Ranging and Machine Learning. **Sensors**, v. 24, n. 21, p. 7071, 2 nov. 2024.

YANG, Mingxia *et al.* A Review of General Methods for Quantifying and Estimating Urban Trees and Biomass. **Forests**, v. 13, n. 4, p. 616, 15 abr. 2022.

YOON, Tae Kyung *et al.* Allometric equations for estimating the aboveground volume of five common urban street tree species in Daegu, Korea. **Urban Forestry & Urban Greening**, v. 12, n. 3, p. 344–349, jan. 2013.

ZANNE, Amy E. *et al.* **Global wood density database**. DRYAD, , 2009.

ZHAI, Yalin *et al.* Spatially continuous estimation of urban forest aboveground biomass with UAV-LiDAR and multispectral scanning: An allometric model of forest structural diversity. **Agricultural and Forest Meteorology**, v. 360, p. 110301, 2025.

ZHANG, Ning; YU, Keren; CHEN, Zhongfei. How does urbanization affect carbon dioxide emissions? A cross-country panel data analysis. **Energy Policy**, v. 107, p. 678–687, ago. 2017.

ZHANG, Yuzhen; ZOU, Yiming; WANG, Yiwen. Remote Sensing of Forest Above-Ground Biomass Dynamics: A Review. **Forests**, v. 16, n. 5, p. 821, 15 maio 2025.

APÊNDICE A – DADOS DENDROMÉTRICOS DAS ÁRVORES AMOSTRADAS EM INVENTÁRIO DE CAMPO PARA TREINAMENTO DOS MODELOS ALOMÉTRICOS

Local	Espécie	DM	DAP (cm)	H_total (m)	Área_copa (m²)	BAS_ref (t)
campus_urb	Pterocarpus violaceus	0,55	29,76	10	79,35	0,2674
campus_urb	Mangifera indica	0,553	42,02	10	76,20	0,5270
campus_urb	Pterocarpus violaceus	0,55	30,40	10,5	77,84	0,2923
campus_urb	Handroanthus heptaphyllus	0,872	28,49	10,8	51,72	0,4151
campus_urb	Machaerium villosum	0,78	38,99	12,5	108,43	0,7923
campus_urb	Lagerstroemia speciosa	0,595	21,80	5,4	38,36	0,0862
campus_urb	Lagerstroemia speciosa	0,595	17,57	4,5	21,52	0,0473
campus_urb	Cenostigma pluviosum var. peltophoroides	0,978	55,39	11,4	127,44	1,7916
campus_urb	Cenostigma pluviosum var. peltophoroides	0,978	28,90	6,1	50,29	0,2734
campus_urb	Cenostigma pluviosum var. peltophoroides	0,978	45,52	12,4	93,73	1,3260
campus_urb	Araucaria angustifolia	0,48	37,62	15	75,12	0,5496
campus_urb	Libidibia leiostachya	1,145	35,33	12	109,50	0,9135
campus_urb	Libidibia leiostachya	1,145	26,74	11,2	81,61	0,4957
campus_urb	Cenostigma pluviosum var. peltophoroides	0,978	43,61	10	97,05	0,9886
campus_urb	Tabebuia rosea	0,531	10,76	5,2	10,03	0,0187
campus_urb	Lagerstroemia indica	0,603	17,17	4,6	18,37	0,0469
campus_urb	Mangifera indica	0,553	55,07	10	98,82	0,8936
campus_urb	Handroanthus serratifolius	0,924	23,24	6,3	39,02	0,1744
campus_urb	Inga edulis	0,587	28,01	9,8	14,08	0,2482
campus_urb	Inga edulis	0,587	31,35	12,7	143,33	0,3984
campus_urb	Inga vera subsp. affinis	0,598	27,34	7,2	72,87	0,1785

campus_urb	Inga vera subsp. affinis	0,598	28,17	8,3	88,36	0,2173
campus_urb	Tabebuia rosea	0,531	19,61	8,6	43,20	0,0988
campus_urb	Tabebuia rosea	0,531	22,70	9,5	41,67	0,1448
campus_urb	Cordia superba	0,51	14,64	3,4	7,87	0,0217
campus_urb	Cordia superba	0,51	20,21	4,5	12,57	0,0535
campus_urb	Cordia superba	0,51	21,33	4,8	7,47	0,0633
campus_urb	Tabebuia rosea	0,531	42,65	14,2	92,21	0,7345
campus_urb	Azadirachta indica	0,64	35,33	11,5	45,42	0,4967
campus_urb	Lagerstroemia speciosa	0,595	26,04	9,5	40,32	0,2116
campus_urb	Cedrela fissilis	0,467	50,93	11,4	71,97	0,7393
campus_urb	Machaerium villosum	0,78	47,11	14	106,13	1,2801
campus_urb	Anadenanthera peregrina	0,883	91,35	21,5	227,32	7,9998
campus_urb	Machaerium villosum	0,78	29,00	11	54,53	0,3923
campus_urb	Paubrasilia echinata	0,89	15,23	5,5	25,15	0,0645
campus_urb	Moquilea tomentosa	0,98	41,38	10,3	71,93	0,9204
campus_urb	Lecythis pisonis	0,857	29,92	7,4	40,31	0,3105
campus_urb	Peltophorum dubium	0,744	71,62	15	233,26	2,9618
campus_urb	Lecythis pisonis	0,857	50,29	11	85,75	1,2599
campus_urb	Anadenanthera peregrina	0,883	52,84	15	184,43	1,9335
campus_urb	Hymenaea courbaril	0,792	29,28	10,3	88,11	0,3807
campus_urb	Peltophorum dobium	0,744	49,97	14,2	125,69	1,3908
campus_urb	Tabebuia roseoalba	0,55	18,30	6	17,34	0,0629
campus_urb	Tabebuia roseoalba	0,55	20,37	7,2	20,78	0,0926
campus_urb	Copaifera langsdorffii	0,65	54,75	14,3	141,28	1,4667
campus_urb	Pterocarpus violaceus	0,55	21,33	9,5	55,75	0,1327
campus_urb	Jacaranda mimosifolia	0,49	34,38	12,5	104,54	0,3936
campus_urb	Jacaranda mimosifolia	0,49	41,54	13	110,20	0,5917
campus_urb	Handroanthus impetiginosus	0,907	42,56	13,2	105,22	1,1484
campus_urb	Handroanthus impetiginosus	0,907	36,03	11,2	94,73	0,7069

fragmento	Xylopia brasiliensis	0,7	31,67	19,6	52,54	0,7369
fragmento	Duguetia lanceolata	0,87	26,10	19,7	16,91	0,6276
fragmento	Copaifera langsdorffii	0,65	25,31	17,7	59,21	0,4004
fragmento	Ocotea corymbosa	0,523	23,40	16,8	11,30	0,2641
fragmento	Xylopia brasiliensis	0,7	24,19	18,4	33,06	0,4095
fragmento	Xylopia brasiliensis	0,7	21,26	17,8	23,29	0,3082
fragmento	Ocotea corymbosa	0,523	35,01	21,5	43,48	0,7381
fragmento	Copaifera langsdorffii	0,65	38,07	19,2	52,86	0,9621
fragmento	Copaifera langsdorffii	0,65	33,26	18,9	42,25	0,7280
fragmento	Hymenaea courbaril	0,792	34,70	18,2	83,20	0,9239
fragmento	Xylopia brasiliensis	0,7	48,38	19,3	57,46	1,6598
fragmento	Xylopia brasiliensis	0,7	22,60	17,3	27,02	0,3376
fragmento	Ocotea corymbosa	0,523	33,58	19,7	56,50	0,6246
fragmento	Xylopia brasiliensis	0,7	35,65	19,2	77,76	0,9098
fragmento	Xylopia brasiliensis	0,7	16,71	13,5	16,68	0,1470
fragmento	Ocotea corymbosa	0,523	34,28	19,1	64,73	0,6310
fragmento	Xylopia brasiliensis	0,7	17,19	16,6	11,65	0,1900
fragmento	Xylopia brasiliensis	0,7	18,40	15,7	22,49	0,2055
fragmento	Xylopia brasiliensis	0,7	20,85	16,3	33,62	0,2721
fragmento	Cryptocarya aschersoniana	0,57	26,10	18,9	33,25	0,3989
fragmento	Ocotea corymbosa	0,523	52,20	20,5	71,68	1,5363
fragmento	Ocotea corymbosa	0,523	45,42	19,8	48,16	1,1319
fragmento	Blepharocalyx salicifolius	0,708	19,74	15,1	23,93	0,2294
fragmento	Xylopia brasiliensis	0,7	45,84	18,5	105,77	1,4331
fragmento	Miconia willdenowii	0,623	22,28	16	22,05	0,2716
fragmento	Xylopia brasiliensis	0,7	17,00	14,9	17,78	0,1673
fragmento	Xylopia brasiliensis	0,7	15,47	14,8	13,67	0,1383
fragmento	Xylopia brasiliensis	0,7	17,51	15	18,02	0,1784
fragmento	Xylopia brasiliensis	0,7	48,54	20,5	80,76	1,7718
fragmento	Annona cacans	0,628	38,83	17,2	105,39	0,8686
fragmento	Xylopia brasiliensis	0,7	18,97	16,8	22,11	0,2331

fragmento	Xylopias brasiliensis	0,7	25,15	17,8	40,40	0,4275
fragmento	Xylopias brasiliensis	0,7	21,55	16,7	40,94	0,2972
fragmento	Xylopias brasiliensis	0,7	28,49	17,4	43,72	0,5335
fragmento	Ocotea corymbosa	0,523	39,47	18,3	81,62	0,7968
fragmento	Copaifera langsdorffii	0,65	31,83	18	50,83	0,6370
fragmento	Copaifera langsdorffii	0,65	33,49	18,3	53,52	0,7147
fragmento	Xylopias brasiliensis	0,7	31,83	18,6	71,27	0,7070
fragmento	Xylopias brasiliensis	0,7	33,74	18,2	75,07	0,7756
fragmento	Copaifera langsdorffii	0,65	27,69	18	37,71	0,4854
fragmento	Xylopias brasiliensis	0,7	32,59	19,3	81,66	0,7677
fragmento	Xylopias brasiliensis	0,7	40,17	19,1	88,67	1,1427
fragmento	Xylopias brasiliensis	0,7	39,95	21,6	84,56	1,2746
fragmento	Xylopias brasiliensis	0,7	34,85	20,3	65,26	0,9193
fragmento	Duguetia lanceolata	0,87	35,75	18,9	39,77	1,1136

APÊNDICE B – DESCRIÇÃO EM NOTAÇÃO MATEMÁTICA DOS 27 MODELOS ALOMÉTRICOS TESTADOS PARA BIOMASSA ARBÓREA ACIMA DO SOLO (BAAS)

Código	Modelo	Fórmula
M1	Linear1	$BAAS = \beta_0 + \beta_1 H + \beta_2 Ac + \varepsilon$
M2	Inter1	$BAAS = \beta_0 + \beta_1 H + \beta_2 Ac + \beta_3 H * Ac + \varepsilon$
M3	Inter2	$BAAS = \beta_0 + \beta_1 (H * Ac) + \varepsilon$
M4	Quad1	$BAAS = \beta_0 + \beta_1 H^2 + \beta_2 Ac^2 + \varepsilon$
M5	Quad2	$BAAS = \beta_0 + \beta_1 H^2 + \beta_2 Ac + \beta_3 H * Ac + \varepsilon$
M6	Quad3	$BAAS = \beta_0 + \beta_1 H + \beta_2 Ac^2 + \beta_3 H * Ac + \varepsilon$
M7	Expo1	$BAAS = \beta_0 + \beta_1 \exp(0.01H + 0.01Ac) + \varepsilon$
M8	Hybrid	$BAAS = \beta_0 + \beta_1 (H * Ac * 1/3) + \beta_2 H + \beta_3 Ac + \varepsilon$
M9	Log1	$\ln(BAAS) = \beta_0 + \beta_1 \ln(H + 1) + \beta_2 \ln(Ac + 1) + \varepsilon$
M10	Log2	$\ln(BAAS) = \beta_0 + \beta_1 \ln(H + Ac) + \varepsilon$
M11	Log3	$\ln(BAAS) = \beta_0 + \beta_1 \ln(H * Ac) + \varepsilon$
M12	Log4	$\ln(BAAS) = \beta_0 + \beta_1 H + \beta_2 \ln(Ac + 1) + \varepsilon$
M13	Log5	$\ln(BAAS) = \beta_0 + \beta_1 \ln(H + 1) + \beta_2 Ac + \varepsilon$
M14	Log6	$\ln(BAAS) = \beta_0 + \beta_1 \ln(H + 1) + \beta_2 \ln(Ac + 1) + \beta_3 (\ln(H + 1))^2 + \beta_4 (\ln(Ac + 1))^2 + \beta_5 (\ln(H + 1) * \ln(Ac + 1)) + \varepsilon$
M15	Log7	$\ln(BAAS) = \beta_0 + \beta_1 \ln(H * Ac * 2/3) + \varepsilon$
M16	Log8	$\ln(BAAS) = \beta_0 + \beta_1 \ln((H * Ac * 2/3)^{2/3}) + \varepsilon$
M17	Logpoly3	$\ln(BAAS) = \beta_0 + \beta_1 \ln(H + 1) + \beta_2 \ln(Ac + 1) + \beta_3 (\ln(H + 1))^2 + \beta_4 (\ln(Ac + 1))^2 + \beta_5 (\ln(H + 1))^3 + \beta_6 (\ln(Ac + 1))^3 + \varepsilon$
M18	Mult1	$BAAS = \beta_0 + \beta_1 (H^{0.5} * Ac^{0.5}) + \varepsilon$
M19	Mult2	$BAAS = \beta_0 + \beta_1 (H + Ac)^{0.8} + \varepsilon$
M20	Mult3	$BAAS = \beta_0 + \beta_1 (H * Ac)^{0.8} + \varepsilon$
M21	Ratio1	$BAAS = \beta_0 + \beta_1 (H/Ac) + \beta_2 Ac + \varepsilon$
M22	Ratio2	$BAAS = \beta_0 + \beta_1 (Ac/H) + \beta_2 H + \varepsilon$
M23	Root1	$BAAS = \beta_0 + \beta_1 \sqrt{H} + \beta_2 \sqrt{Ac} + \beta_3 (\sqrt{H} * \sqrt{Ac}) + \varepsilon$

M24	Pow1/3	$\log(BAAS) = \beta_0 + \beta_1 \log(pmax(H^{1/3})),$ $10^{-8} + \beta_2 \log(pmax(A^{1/3}), 10^{-8} + \varepsilon$
M25	Poly1	$BAAS = \beta_0 + \beta_1 H + \beta_2 (H)^2 + \beta_3 Ac + \beta_4 (Ac)^2 + \varepsilon$
M26	Poly2	$BAAS = \beta_0 + \beta_1 H + \beta_2 Ac + \beta_3 (H)^2 + \beta_4 (Ac)^2 + \beta_5 (H * Ac) + \varepsilon$
M27	Sumprod	$BAAS = \beta_0 + \beta_1 (H + Ac) + \beta_2 (H * Ac) + \varepsilon$

APÊNDICE C – LISTA DE EQUAÇÕES ALOMÉTRICAS DE BAAS DA LITERATURA

ID	Equações	Referência
Lit01.	$BAS = 0,0673 * (DM * (DAP^2) * H)^{(0,976)}$	Chave et al. (2014)
lit02	$BAS = 0,033430 * (DAP^2,397902) * (H^{0,426536})$	Pyles et al. (2014)
lit03	$BAS = \exp(-2,289 + 2,649 * \ln(DAP) - 0,021 * (\ln(DAP))^2)$	Pyles et al. (2014)
lit04	$BAS = \exp(-2,187 + 0,916 * \ln(DM * (DAP^2) * H))$	Chave et al. (2005)
lit05	$BAS = \exp(-2,977 + \ln(DM * (DAP^2) * H))$	Chave et al. (2005)
lit06	$BAS = \exp(-2,557 + 0,940 * \ln(DM * (DAP^2) * H))$	Chave et al. (2005)
lit07	$BAS = 0,04821 * (DAP^{1,34374}) * (H^{1,26829})$	Pyles et al. (2014)
lit08	$\ln(BAS) = -4,15190 + 1,06068 * \ln((DAP^2) * H)$	Pyles et al. (2014)
lit09	$BAS = 0,317 * (DAP^2) + 0,009 * ((DAP^2) * H)$	Pyles et al. (2014)
lit10	$BAS = -3,025 * DAP + 0,425 * (DAP^2) + 0,006 * ((DAP^2) * H)$	Pyles et al. (2014)
lit11	$BAS = \exp(-10,8771683824 + 2,6359736325 * \ln(DAP) + 0,0878059946 * \ln(H)) / (0,4802)$	Scolforo et al. (2008) - Cerradão
lit12	$BAS = \exp(-10,7501678493 + 2,0580637328 * \ln(DAP) + 0,8604515609 * \ln(H)) / (0,4860)$	Scolforo et al. (2008) - FED
lit13	$BAS = \exp(-10,9520199234 + 2,0898526615 * \ln(DAP) + 0,8096162241 * \ln(H)) / (0,4839)$	Scolforo et al. (2008) - FES
lit14	$BAS = \exp(-11,319842099 + 2,1415723631 * \ln(DAP) + 0,8134282561 * \ln(H)) / (0,4833)$	Scolforo et al. (2008) - FO
lit15	$BAS = 25,87071 + 0,02909 * (DAP^2) - 0,21382 * (H^2) + 0,03189 * (DAP^2) * H$	Pyles et al. (2014)
lit16	$BAS = 0,024530 * (DAP^{2,443356}) * (H^{0,423602}) + 0,2596 * (0,024530 * (DAP^{2,443356}) * (H^{0,423602})) + 0,0445 * (0,024530 * (DAP^{2,443356}) * (H^{0,423602}))$	Pyles et al. (2014)
lit17	$BAS = (-4,8639) + 0,3981 * DAP + 0,2625 * (DAP^2)$	Pyles et al. (2014)
lit18	$\log_{10}(BAS) = -0,88239023 + 2,40959057 * \log_{10}(DAP)$	Pyles et al. (2014)

Nota: BAS = biomassa acima do solo; DAP = diâmetro à altura do peito; H = altura total; DM = densidade da madeira; FED = Floresta Estacional Decidual; FES = Floresta Estacional Semidecidual; FO = Floresta Ombrófila. Equação de Chave et al. (2014) usada apenas para cálculo de BAAS de referência.

APÊNDICE D – RESULTADOS DOS MODELOS ALOMÉTRICOS DE BAAS TESTADOS COM DADOS DA ÁREA DO FRAGMENTO UFLA

O modelo alométrico selecionado para BAS arbórea de árvores de fragmento de floresta tropical em ambiente urbano e rural está destacado em negrito.

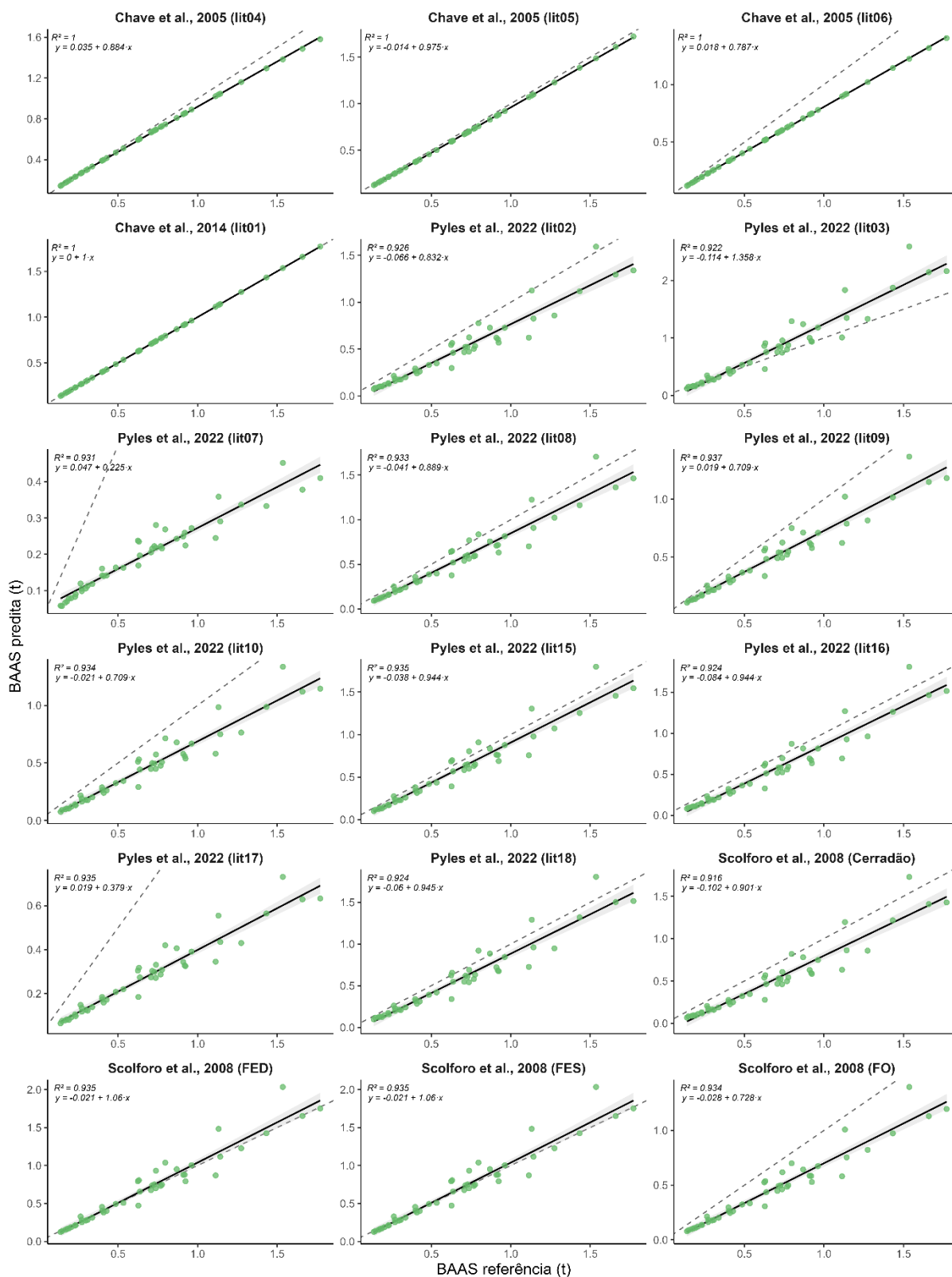
Código	Modelo	R ²	R ² ajustado	AIC	Delta_AIC	RSE	p_valor
M2	inter1	0,738	0,719	-0,514	0,000	0,226	5,34E-06
M8	hybrid	0,738	0,719	-0,514	0,000	0,226	5,34E-06
M5	quad2	0,738	0,719	-0,496	0,018	0,226	5,38E-06
M23	root1	0,734	0,714	0,195	0,708	0,227	7,35E-06
M4	quad1	0,720	0,706	0,534	1,047	0,231	2,51E-06
M27	sumprod	0,709	0,695	2,229	2,742	0,235	5,54E-06
M1	linear1	0,709	0,695	2,284	2,798	0,235	5,69E-06
M6	quad3	0,721	0,700	2,392	2,906	0,233	1,98E-05
M26	poly2	0,740	0,707	3,151	3,664	0,230	1,81E-04
M25	poly1	0,727	0,700	3,336	3,850	0,233	8,18E-05
M22	ratio2	0,697	0,682	4,081	4,594	0,240	1,32E-05
M13	log5	0,879	0,873	7,960	8,474	0,250	5,75E-14
M20	mult3	0,640	0,631	9,823	10,336	0,258	4,37E-05
M12	log4	0,873	0,867	10,008	10,522	0,256	1,50E-13
M9	log1	0,873	0,867	10,165	10,679	0,257	1,61E-13
M3	inter2	0,637	0,628	10,224	10,738	0,259	5,31E-05
M18	mult1	0,637	0,628	10,227	10,741	0,259	5,32E-05
M17	logpoly3	0,893	0,876	10,284	10,797	0,247	6,03E-11
M24	pow13	0,872	0,866	10,470	10,983	0,257	1,86E-13
M14	log6	0,881	0,865	13,202	13,715	0,258	5,82E-11
M19	mult2	0,598	0,588	14,790	15,303	0,273	4,84E-04
M7	expo1	0,558	0,548	18,981	19,494	0,286	3,70E-03
M21	ratio1	0,563	0,542	20,515	21,028	0,288	2,82E-02
M15	log7	0,781	0,776	32,626	33,140	0,333	9,30E-10
M11	log3	0,781	0,776	32,262	33,140	0,333	9,30E-10
M16	log8	0,781	0,776	32,626	33,140	0,333	9,30E-10
M10	log2	0,754	0,748	37,763	38,276	0,352	1,10E-08

APÊNDICE E – RESULTADOS DOS 27 MODELOS ALOMÉTRICOS DE BAAS TESTADOS COM DADOS DA ÁREA URBANA DO CAMPUS DA UFLA

O modelo alométrico selecionado para BAS arbórea de árvores espaçadas e isoladas em área urbana está destacado em negrito.

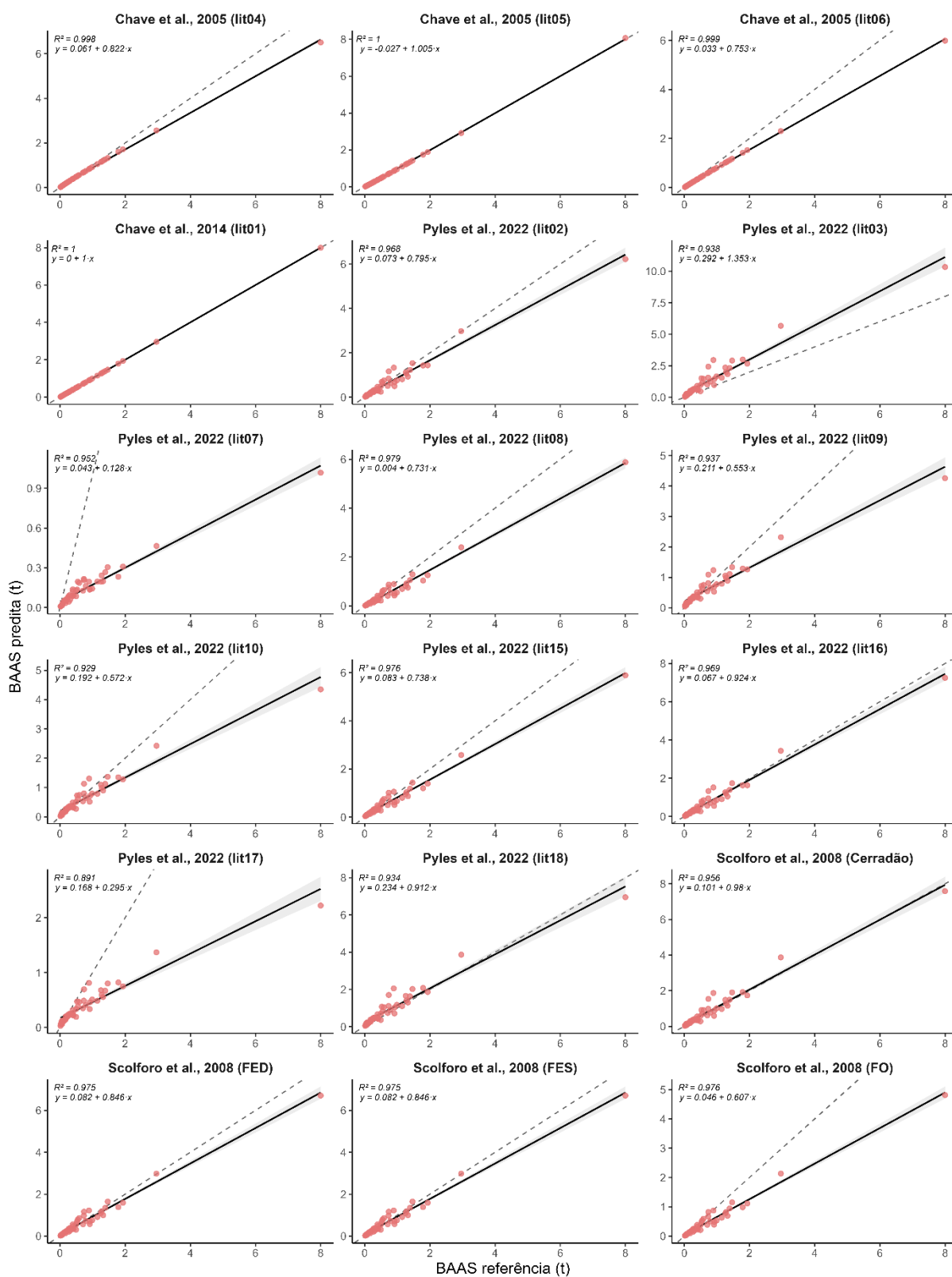
Código	Modelo	R ²	R ² ajustado	AIC	Delta_AIC	RSE	p_valor
M27	sumprod	0,891	0,887	56,633	0,000	0,406	2,24E-17
M26	poly2	0,901	0,889	58,186	1,553	0,401	6,42E-15
M2	inter1	0,892	0,885	58,231	1,598	0,409	2,94E-16
M8	hybrid	0,892	0,885	58,231	1,598	0,409	2,94E-16
M5	quad2	0,891	0,884	58,939	2,306	0,412	4,07E-16
M25	poly1	0,886	0,876	62,959	6,326	0,425	1,23E-14
M12	log4	0,867	0,861	74,234	17,601	0,484	2,54E-15
M13	log5	0,863	0,857	75,793	19,160	0,492	5,29E-15
M9	log1	0,861	0,855	76,598	19,965	0,496	7,72E-15
M14	log6	0,875	0,861	77,082	20,449	0,485	9,13E-13
M24	pow1/3	0,857	0,851	77,817	21,185	0,502	1,37E-14
M6	quad3	0,840	0,829	78,097	21,464	0,498	2,66E-12
M15	log7	0,844	0,841	80,123	23,490	0,518	5,08E-15
M11	log3	0,844	0,841	80,123	23,490	0,518	5,08E-15
M16	log8	0,844	0,841	80,123	23,490	0,518	5,08E-15
M17	logpoly3	0,872	0,855	80,214	23,581	0,496	1,23E-11
M23	root1	0,809	0,797	86,801	30,168	0,544	1,43E-10
M10	log2	0,817	0,813	88,204	31,571	0,562	2,50E-13
M3	inter2	0,786	0,781	88,588	31,955	0,564	1,14E-11
M4	quad1	0,779	0,769	92,146	35,513	0,579	3,98E-10
M7	expo1	0,747	0,742	96,847	40,214	0,613	6,14E-10
M20	mult3	0,714	0,708	103,066	46,433	0,652	1,24E-08
M21	ratio1	0,629	0,613	118,057	61,424	0,750	7,74E-05
M18	mult1	0,575	0,566	122,828	66,195	0,794	1,81E-04
M1	linear1	0,590	0,572	123,051	66,418	0,789	8,09E-04
M19	mult2	0,529	0,520	127,907	71,274	0,836	2,15E-03
M22	ratio2	0,519	0,49803	131,050	74,41733	0,85428	3,47E-02

APÊNDICE F – REGRESSÃO ENTRE BAAS PREDITA PELOS MODELOS DA LITERATURA E BAAS DE REFERÊNCIA PARA FRAGMENTO FLORESTAL



Fonte: da autora

APÊNDICE G – REGRESSÃO ENTRE BAAS PREDITA PELOS MODELOS DA LITERATURA E BAAS DE REFERÊNCIA PARA ÁRVORES ISOLADAS

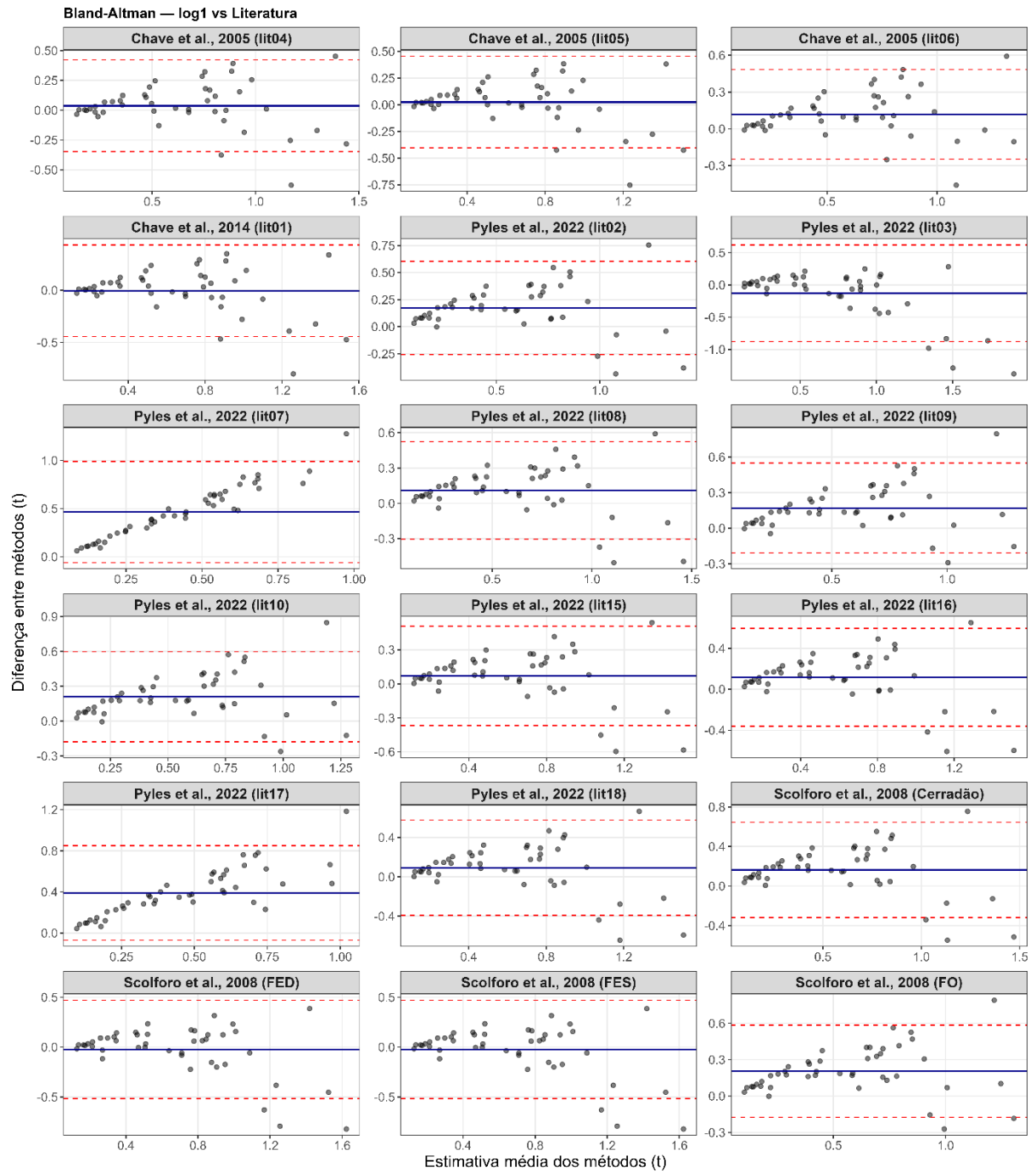


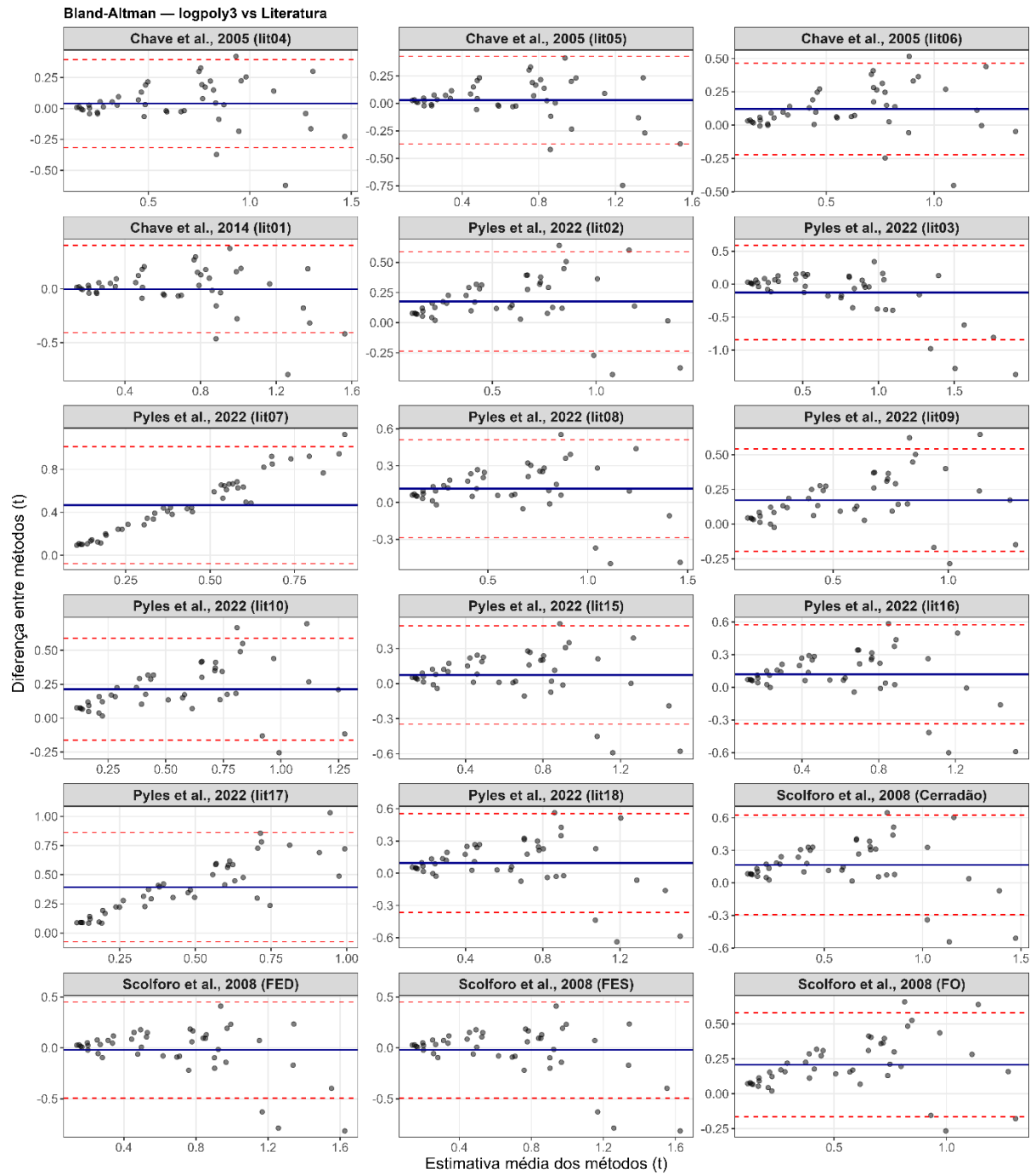
Fonte: da autora

APÊNDICE H – GRÁFICOS DAS ANÁLISES DE BLAND-ALTMAN PARA OS DEMAIS MODELOS CANDIDATOS DESTE ESTUDO EM RELAÇÃO AOS MODELOS DA LITERATURA

O eixo Y representa a diferença entre a estimativa de BAAS do modelo do estudo e a estimativa da equação da literatura (modelo – literatura), e o eixo X representa a média aritmética das duas estimativas para cada árvore. A linha sólida azul indica o viés médio; as linhas tracejadas vermelhas delimitam os limites de concordância de 95%, definidos como o viés $\pm 1,96$ desvios-padrão das diferenças.

Modelos para fragmento florestal: log4, log1 e logpoly 3.





Modelos para árvores isoladas: sumprod, inter1 e hybrid.

