

**JHONATHAN GOMES DOS SANTOS**

**MAPEAMENTO DE ESTÁGIOS SUCESSIONAIS E DE MEGA ÁRVORES EM UMA  
PAISAGEM DE MATA ATLÂNTICA POR MEIO DE SENSORIAMENTO REMOTO**

**RECIFE  
PERNAMBUCO - BRASIL  
JUNHO – 2023**

**JHONATHAN GOMES DOS SANTOS**

**MAPEAMENTO DE ESTÁGIOS SUCESSIONAIS E DE MEGA ÁRVORES EM UMA  
PAISAGEM DE MATA ATLÂNTICA POR MEIO DE SENSORIAMENTO REMOTO**

Tese apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Ciências Florestais (PPGCF) da Universidade Federal Rural de Pernambuco (UFRPE), para obtenção do título de Doutor em Ciências Florestais.

**Orientador:**

Prof. Dr. Emanuel Araújo Silva

**Coorientadores:**

Prof.<sup>a</sup> Dr.<sup>a</sup> Ana Carolina Borges Lins e Silva

Prof. Dr. Rinaldo Luiz Caraciolo Ferreira

**RECIFE  
PERNAMBUCO - BRASIL  
JUNHO - 2023**

**JHONATHAN GOMES DOS SANTOS**

**MAPEAMENTO DE ESTÁGIOS SUCESSIONAIS E DE MEGA ÁRVORES EM UMA  
PAISAGEM DE MATA ATLÂNTICA POR MEIO DE SENSORIAMENTO REMOTO**

**Banca examinadora**

---

Dr.<sup>a</sup> Camila Linhares de Rezende  
Fundação Brasileira para o Desenvolvimento Sustentável – FBDS/Rio de Janeiro - RJ

---

Prof. Dr. Jerônimo Boelsums Barreto Sansevero  
Instituto de Florestas – UFRRJ/ Rio de Janeiro - RJ

---

Prof. Dr. Veraldo Liesenberg  
Departamento de Engenharia Florestal – UDESC/Lages – SC

---

Prof. Dr. Eric Bastos Gorgens  
Departamento de Engenharia Florestal – UFVJM/Diamantina - MG

**Orientador:**

---

Prof. Dr. Emanuel Araújo Silva  
Departamento de Ciências Florestais – UFRPE/Recife - PE

**RECIFE  
PERNAMBUCO - BRASIL**

**JUNHO - 2023**

À minha família, a plataforma sólida a partir da qual alcei todos os meus, altos ou baixos,  
voos, cuja presença ilumina os caminhos incertos da vida,  
Ofereço.

À memória de Rafael José da Silva Navas, cuja brevidade da vida não o impediu de  
transformar a realidade daqueles ao seu redor,  
Dedico.

## AGRADECIMENTOS

Esta tese é o resultado de uma, no mínimo não-linear, convergência de fatores e eventos (Ah! O Caos!) que culminaram no encerramento desta etapa, na qual, dentre tantos sentimentos e sensações a gratidão predomina.

Agradeço à UFAL, querida universidade da qual sou orgulhosamente egresso, e desde 2014, atuo no corpo docente. Em especial, agradeço ao CECA – Campus de Engenharia e Ciências Agrárias, dessa universidade, na pessoa do diretor o Prof. Dr. Gaus Andrade, por manter às portas abertas e boa vontade sempre! Agradeço aos colegas pelo apoio, pelas conversas e cafés, sobretudo aos meus queridos colegas dos cursos de Engenharia de Agrimensura, cursos no qual me graduei, em especial as queridas Juciela Santos e Michele Adelino, companheiras desde a graduação e hoje colegas docentes, por tudo que compartilhamos.

Agradeço também ao querido Prof. Dr. Gabriel Marangon, hoje na UNIPAMPA, um cara incrível, culpado de ter me apresentado ao fascinante mundo das Ciências Florestais. Aos colegas da UFAL, queridos professores e amigos que a Floresta me deu: Rafa Vasconcelos, Mari Breda, Pati Muniz, e tantos outros.

Agradeço à UFRPE, em especial ao DCFL e ao PPGCF, por receber tão acolhedoramente um forasteiro com uma formação tão ‘inorgânica’ nos seus quadros de pós-graduandos. A todos os docentes com quem tive a honrosa oportunidade de ter sido aluno. Em especial aos Professores Aleixo e Marangon, monstros acadêmicos, aos quais estendo meus agradecimentos. Aos colegas de turma (2018.1) que dividiram comigo tantos momentos de estudo e risadas, especialmente ao recém-doutor Anderson Francisco Silva, o Mago, que, apesar do nome de lutador de MMA, é uma das pessoas mais pacatas com quem tive a chance de conviver. À Dra. Mayara Pessoa, pela doçura, paciência e troca de ideias. Agradeço ainda, a todos os demais que fazem parte do PPGCF-UFRPE, coordenação, docentes, discentes e técnicos, por apoiar cada passo dado para conclusão desta Tese. Agradeço a Juliana Ferreira, a querida Ju, pela presteza e boa vontade.

À CAPES (Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior), pela bolsa concedida.

À gestão e ao Conselho Gestor da APA Aldeia Beberibe, em especial à gestora Cinthia Lima por todo apoio prestado. À CPRH (Agência Estadual de Meio Ambiente) e APAC (Agência Estadual de Meio Ambiente) por acesso aos dados que originaram a ideia desta tese.

Agradeço às bancas intermediárias, cujas contribuições me trouxeram a este ponto.

Agradeço com destaque aos “Levinhos”, parceiros que o LEVE (Laboratório de Ecologia Vegetal) me deu, com destaque para Jéssica e Nathan, mais que colegas, grandes amigos, pelas imensuráveis contribuições e tão agradáveis momentos de descontração. Vocês são surreais!

Ao meu orientador, o Prof. Dr. Emanuel Araújo Silva, por todo o companheirismo, amizade, paciência e compreensão, dispensados a mim ao longo desses anos, e por ter me “catapultado” a experiências incríveis ao longo desses anos!

Ao Prof. Rinaldo Luiz Caraciolo Ferreira, coorientador, cujo apoio foi indispensável pra que tudo isso acontecesse.

À minha coorientadora Prof.<sup>a</sup> Dr.<sup>a</sup> Ana Carolina Borges Lins e Silva, ou simplesmente Carol, um verdadeiro achado! Ela que pela falta de idade não poderia ser minha mãe, mas que sempre conduziu o LEVE com espírito maternal. Pesquisadora, professora e pessoa inspiradora, com a qual aprendi e evolui como pesquisador, professor e pessoa. Muito obrigado pelo carinho e pela paciência “Leveza”, Prof!<sup>a</sup>

Agradeço ao Prof. Dr. Eric Gorgens, um verdadeiro oráculo, um cara transformador cuja convivência tanto me acrescentou, pessoalmente e profissionalmente. O Eric simplesmente proporcionou a maior aventura que eu, um Ex mergulhador de resgate do CBMAL (Corpo de Bombeiros Militar de Alagoas), amante de natureza e esportes radicais poderia viver, uma expedição de dez dias no coração da Floresta Amazônica em busca da maior árvore já documentada no Brasil. Serei eternamente grato, Eric! Aproveito para agradecer o apoio da turma do TreeLab da UFVJM, pessoas que trago no coração, em especial à Alline Zagnolli, Luiza Esteves e Raquel Pereira, e Cristiano Reis.

À turma do “Covil”, Riés, Roos, TT e Caio (*in memorian*), pela jovialidade e alegria que transformaram a minha temporada na linda cidade de Diamantina em uma experiência fantástica.

Agradeço em especial ao Dr. Cícero Pacheco, o Cição, o melhor neurocirurgião de mundo! Que consertou meu *hardware* e sem o qual essa tese e nada mais existiria. Valeu, Cição!

Ao Dr. Orlando Lins, por consertar meu *software*, e me mostrar direcionar e gerir esforços e energia para o desenvolvimento em todas as esferas da minha vida ao longo desses anos.

Especialissimamente, agradeço ao meu núcleo íntimo, os meus! Meus pais Edson e Zezinha, meus irmãos Liu e Thony, minha filhota Mel, e minha amada Fabi. Vocês têm vital participação nos tijolos do edifício que forma a mim. Amo vocês!!

Agradeço ao irmão que a vida deu, o Higão, cujo companheirismo ressaltou a máxima que diz que “família é sintonia”.

Por fim, agradeço a todos que, direta ou indiretamente, contribuíram para o desenvolvimento desta tese, aos quais direciono o verso: “Pela lei natural dos encontros eu deixo e recebo um tanto”

Muito obrigado!

*“I never saw a wild thing sorry for itself. A small bird will drop frozen dead from a bough  
without ever having felt sorry for itself.”*

David Herbert Lawrance

*The Complete Poems*, 1928

SANTOS, J. G dos. **MAPEAMENTO DE ESTÁGIOS SUCESSIONAIS E DE MEGA ÁRVORES EM UMA PAISAGEM DE MATA ATLÂNTICA POR MEIO DE SENSORIAMENTO REMOTO**. 2023. Orientador: Emanuel Araújo Silva. Coorientadores: Ana Carolina Borges Lins e Silva, Rinaldo Luiz Caraciolo Ferreira

### RESUMO

O monitoramento dos padrões espaciais das florestas tropicais por meio de dados de sensoriamento remoto permite avaliar sua condição e desenvolvimento, compreender a diversidade biológica e os processos de ciclagem de nutrientes, além de analisar seu papel no sequestro e estoque de carbono e embasar estratégias de conservação e manejo sustentável. A estrutura do dossel desempenha um papel fundamental nos ecossistemas florestais, influenciando a produtividade e a dinâmica da floresta, além de fornecer serviços ecossistêmicos valiosos. Neste estudo, nosso objetivo foi caracterizar e mensurar a influência do ambiente na estrutura vertical da floresta, usando dois métodos: a) classificação do estágio sucessional de uma paisagem fragmentada da Mata Atlântica, considerando dados de campo e idades florestais; e b) modelagem dos habitats das maiores árvores da paisagem, conhecidas como mega-árvores. Para isso, utilizamos duas abordagens de sensoriamento remoto: escaneamento a laser aerotransportado (ALS) por meio da tecnologia LiDAR, que fornece informações sobre a altura do dossel florestal (projeto Pernambuco Tridimensional - PE3D), e uma série temporal de cobertura do solo fornecida pela Iniciativa MapBiomias, entre os anos de 1985 e 2015. Nossos resultados demonstraram que a altura e a textura do dossel, juntamente com a distância à borda do fragmento, desempenham um papel crucial na classificação dos estágios sucessionais. A topografia não teve uma influência significativa na classificação. Utilizando o algoritmo classificador Random Forest, alcançamos uma acurácia global de 89% na classificação em três estágios sucessionais (floresta inicial, tardia e madura). A separação entre os estágios de sucessão *Inicial* e *Tardia* obteve uma acurácia global de 87%, enquanto a distinção entre floresta madura e secundária apresentou a maior acurácia registrada, com 97%. É importante destacar que esses resultados foram obtidos com dados de campo para rotulagem dos estágios sucessionais. No entanto, mesmo na ausência desses dados, foi possível separar florestas maduras, ou em estágio sucessional avançado, de secundárias com uma acurácia de 79% usando a idade da floresta. Ainda que a influência da topografia na classificação de estágios sucessionais tenha sido ínfima, a modelagem de habitats das Mega-árvores pelo algoritmo de *Máxima Entropia* revelou que, independentemente da escala utilizada, o relevo desempenha um papel crucial na sobrevivência das grandes árvores, proporcionando condições favoráveis de água, luz e nutrientes. Em particular, o Índice Posição Topográfica (TPI) foi a variável ambiental mais relevante em todos os casos, indicando que a forma côncava do relevo oferece um abrigo conveniente para as grandes árvores, contribuindo para sua presença e conservação. A modelagem de habitat com uma resolução espacial de 10m obteve o melhor desempenho (AUC - Área Sob a Curva) de 0,906. No entanto, recomendamos o uso de escalas intermediárias (30m ou 50m) devido ao desempenho semelhante (AUC = 0,867 e 0,853, respectivamente) e à capacidade de representar adequadamente a área adjacente às grandes árvores, reduzindo erros de omissão causados pelo aumento do tamanho do pixel no modelo de 100m. Por fim, os resultados sugerem que, devido ao intenso histórico de perturbações, as grandes árvores existentes na paisagem resistem em manchas florestais com mais de 30 anos de idade. Essas descobertas destacam o potencial das técnicas de sensoriamento remoto para a classificação dos estágios sucessionais em florestas tropicais com base em dados tridimensionais, contribuindo para uma melhor compreensão e fornecendo informações úteis para a gestão desses ecossistemas.

**Palavras-chave:** Floresta Tropical, sucessão ecológica, modelo de altura do dossel, séries temporais, Mega-árvores, Random Forest, Máxima Entropia.

SANTOS, J. G dos. **MAPPING OF SUCCESSIONAL STAGES AND MEGA TREES IN AN ATLANTIC FOREST LANDSCAPE USING REMOTE SENSING**. 2023. Advisor: Emanuel Araújo Silva. Co-Advisors: Ana Carolina Borges Lins e Silva, Rinaldo Luiz Caraciolo Ferreira

## ABSTRACT

The monitoring of spatial patterns in tropical forests through remote sensing data allows for the assessment of their condition and development, understanding of biological diversity and nutrient cycling processes, as well as analysis of their role in carbon sequestration and storage, and the basis for conservation and sustainable management strategies. The canopy structure plays a crucial role in forest ecosystems, influencing productivity, forest dynamics, and providing valuable ecosystem services. In this study, our objective was to characterize and measure the influence of the environment on the vertical structure of the forest using two methods: a) classification of successional stages in a fragmented landscape of the Atlantic Forest, considering field data and forest ages; and b) modeling of habitats for the largest trees in the landscape, known as mega-trees. For this purpose, we employed two remote sensing approaches: airborne laser scanning (ALS) using LiDAR technology, which provides information on canopy height (Pernambuco Tridimensional project - PE3D), and a temporal series of land cover provided by the MapBiomass Initiative, spanning the years 1985 to 2015. Our results demonstrated that canopy height and texture, along with distance to the fragment edge, play a crucial role in the classification of successional stages. Topography did not have a significant influence on the classification. Using the Random Forest classifier algorithm, we achieved an overall accuracy of 89% in classifying the three successional stages (early, intermediate, and mature forest). The separation between early and intermediate stages obtained an overall accuracy of 87%, while the distinction between mature and secondary forest showed the highest recorded accuracy at 97%. It is important to note that these results were obtained using field data for labeling successional stages. However, even in the absence of such data, it was possible to separate mature forests or advanced successional stages from secondary forests with an accuracy of 79% using forest age. Although the influence of topography on successional stage classification was minimal, habitat modeling of mega-trees using the Maximum Entropy algorithm revealed that, regardless of the scale used, terrain relief plays a crucial role in the survival of large trees, providing favorable conditions of water, light, and nutrients. In particular, the Topographic Position Index (TPI) was the most relevant environmental variable in all cases, indicating that the concave shape of the terrain offers convenient shelter for large trees, contributing to their presence and conservation. Habitat modeling with a spatial resolution of 10m yielded the best performance (Area Under the Curve - AUC = 0.906). However, we recommend the use of intermediate scales (30m or 50m) due to similar performance (AUC = 0.867 and 0.853, respectively) and the ability to adequately represent the area adjacent to large trees, reducing omission errors caused by the increase in pixel size in the 100m model. Lastly, the results suggest that, due to a history of intense disturbances, the large trees in the landscape persist in forest patches older than 30 years. These findings highlight the potential of remote sensing techniques for classifying successional stages in tropical forests based on three-dimensional data, contributing to a better understanding and providing valuable information for the management of these ecosystems.

**Keywords:** Tropical Forest, Ecological Succession, Canopy Height Model, Temporal Series, Mega-trees, Random Forest, Maximum Entropy.

## SUMÁRIO

<b>RESUMO</b> .....	<b>8</b>
<b>ABSTRACT</b> .....	<b>9</b>
<b>LISTA DE FIGURAS</b> .....	<b>12</b>
<b>LISTA DE TABELAS</b> .....	<b>17</b>
<b>1 INTRODUÇÃO GERAL</b> .....	<b>18</b>
<b>2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA</b> .....	<b>21</b>
2.1 O AMBIENTE E A ESTRUTURA DAS FLORESTAS .....	21
2.2 O TOPO DO DOSEL E AS MEGA-ÁRVORES .....	24
2.3 MAPEANDO A ESTRUTURA FLORESTAL .....	25
2.4 MODELAGEM ESPACIAL DE HABITATS .....	26
<b>3 AREA DE ESTUDO, BASE DE DADOS E METODOLOGIA GERAL</b> .....	<b>29</b>
3.1 AREA DE ESTUDO .....	29
3.2 BASE DE DADOS .....	32
3.2.1 Projeto Pernambuco Tridimensional (PE3D) .....	32
3.2.3 Série Temporal da Coleção 6.0 da Iniciativa MapBiomas .....	34
3.3 METODOLOGIA GERAL .....	35
3.3.1 Rótulos de Estágios sucessionais .....	36
3.3.3 Cobertura Florestal .....	36
<b>CAPÍTULO I</b> .....	<b>38</b>
<b>CLASSIFICAÇÃO DE ESTÁGIOS SUCESSIONAIS EM PAISAGEM FRAGMENTADA DE MATA ATLÂNTICA VIA SENSORIAMENTO REMOTO</b> .....	<b>38</b>
<b>RESUMO</b> .....	<b>39</b>
<b>ABSTRACT</b> .....	<b>39</b>
<b>1 INTRODUÇÃO</b> .....	<b>40</b>
<b>2 MATERIAL E MÉTODOS</b> .....	<b>43</b>
2.1 ÁREA DE ESTUDO .....	43
2.2 MÉTODOS .....	44
2.2.1 Base de dados espaciais .....	45
2.2.2 <i>Idade sucessional</i> a partir da série temporal da cobertura florestal .....	45
2.2.3 Modelo Digital de Altura do Dossel (MDAD) .....	47
2.2.4 Rótulos de Estágios sucessionais .....	47
2.2.5 Variáveis ambientais .....	47
2.2.6 Classificação dos estágios sucessionais utilizando Random Forest .....	50
2.3 ANÁLISES DOS DADOS .....	52
<b>3 RESULTADOS</b> .....	<b>52</b>
3.1 SÉRIE TEMPORAL, RÓTULOS E IDADE SUCESSIONAL A PARTIR DOS DADOS DO <i>MAPBIOMAS</i> .....	52
3.2 ESTÁGIOS SUCESSIONAIS DO MAPBIOMAS (ESMB) .....	54

3.3 MODELO DIGITAL DE ALTURA DO DOSSEL (MDAD) .....	55
3.4 CLASSIFICAÇÃO DOS ESTÁGIOS SUCESSIONAIS UTILIZANDO RANDOM FOREST .....	58
<b>4 DISCUSSÃO.....</b>	<b>71</b>
<b>5 CONCLUSÃO.....</b>	<b>74</b>
<b>CAPÍTULO II.....</b>	<b>76</b>
<b>GRANDES ÁRVORES DE PAISAGEM FRAGMENTADA DE MATA ATLÂNTICA: ONDE ESTÃO E POR QUE ESTÃO LÁ? .....</b>	<b>76</b>
<b>RESUMO .....</b>	<b>77</b>
<b>ABSTRACT .....</b>	<b>77</b>
<b>1 INTRODUÇÃO.....</b>	<b>78</b>
<b>2 MATERIAL E MÉTODOS .....</b>	<b>80</b>
2.1. ÁREA DE ESTUDO .....	80
2.2 MÉTODOS .....	81
2.2.1 Base de dados espaciais .....	82
2.2.2. Modelo Digital de Altura do Dossel (MDAD).....	82
2.2.3. Detecção de grandes árvores da paisagem .....	83
2.2.4 Variáveis ambientais.....	84
2.2.5 Modelagem do habitat das grandes árvores utilizando <i>Máxima Entropia</i> .....	87
2.3. ANÁLISES DOS DADOS.....	88
<b>3 RESULTADOS .....</b>	<b>88</b>
3.1 MODELO DIGITAL DE ALTURA DO DOSSEL (MDAD) .....	88
3.2 DISTRIBUIÇÃO DAS GRANDES ÁRVORES NA PAISAGEM .....	90
3.3 CARACTERIZAÇÃO DO HABITAT DAS GRANDES ÁRVORES NA PAISAGEM .....	96
<b>4 DISCUSSÃO .....</b>	<b>103</b>
<b>5 CONCLUSÃO.....</b>	<b>106</b>
<b>CONCLUSÃO GERAL .....</b>	<b>107</b>
<b>REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....</b>	<b>108</b>

## LISTA DE FIGURAS

### FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

<b>Figura</b>	<b>Página</b>
Figura 1. Diagrama de representação de um complexo ambiental (Billings, 1952).....	22

### CAPÍTULO I

<b>Figura</b>	<b>Página</b>
Figura 2. Dados climatológicos de precipitação (Barras Azuis) em mm; e temperatura em °C. Os valores correspondem às médias mensais (janeiro a dezembro) no período de 1981 a 2010, coletados no Estação Meteorológica de Curado, Recife, Pernambuco. Disponível em: portal.inmet.gov.br/normais. ....	29
Figura 3.a) Vista geral da paisagem na Zona da Mata Norte de Pernambuco, com fragmentos florestais dispersos em meio ao canavial; b) Em detalhe, encosta íngreme revestida por floresta; e, c) e recorte de um fragmento. (Fonte: LINS-E-SILVA, 2010) .....	30
Figura 4. Localização da área de estudo, inserida na Mata Atlântica do estado de Pernambuco, Brasil. ....	31
Figura 5. Mosaico de Ortoimagens e Modelos Digitais de Superfície e Terreno. No detalhe, a heterogeneidade da paisagem em duas distintas áreas.....	33
Figura 6. Cobertura florestal vetorizada manualmente a partir de duas Ortoimagens (PE3D), da área de estudo, inserida na Mata Atlântica Pernambucana. ....	33
Figura 7. Cobertura florestal vetorizada a partir da classe <i>Floresta</i> , ano 2015 (MapBiomias), da área de estudo, inserida na Mata Atlântica Pernambucana. ....	34
Figura 8. Etapas metodológicas para a investigação da estrutura vertical de uma paisagem fragmentada de Mata Atlântica pernambucana por meio de classificação dos estágios sucessionais e modelagem do habitat de Mega-árvores desta paisagem. Os destaques, em vermelho, referem-se às etapas metodológicas específicas dos Capítulos I e II, respectivamente. As demais etapas se referem a ambos os Capítulos. ....	35
Figura 9.a) Fragmentos VET próximos aparentavam se unir em FLO; b) Fragmentos VET delgados aparentavam se separar em FLO; e, por fim, c) fragmentos de geometria complexa, aparentavam erro de omissão e comissão simultaneamente. A distância ortogonal entre dois pontos pretos adjacentes é de 30m, correspondente à resolução espacial do MapBiomias. ....	37
Figura 10. Localização da área de estudo, inserida na Mata Atlântica do estado de Pernambuco, Brasil. ....	43

Figura 11. Etapas metodológicas para a classificação dos estágios (idades) sucessionais em fragmentos de Mata Atlântica, Pernambuco, Brasil. ....	44
Figura 12. Modelo conceitual do método utilizado para o cálculo do <i>raster Histórico/Idade sucessional</i> .....	46
Figura 13. Correlograma entre as variáveis analisadas.....	50
Figura 14. Distribuição espacial das amostras utilizadas nos rótulos: A) em vermelho, amostras de referência de campo utilizadas nos rótulos <i>ESREF1</i> , <i>ESREF2</i> e <i>ESMB1</i> ; B) em preto, amostras aleatórias de campo utilizada nos rótulos <i>ESMB2</i> .....	51
Figura 15. Mudanças na cobertura florestal em uma paisagem de Mata Atlântica em Pernambuco, Brasil, entre os anos de 1985 e 2015. A) Dinâmica da cobertura florestal (em hectares) e B) Quantificação de perda (desmatamento) e ganho florestal (regeneração), em hectares da paisagem estudada. Os pontos pretos indicam o valor da área em hectares. A linha preta representa a tendência observada nos dados. A região cinza indica o erro padrão; as barras verticais indicam a área, em hectares, de perda (marrom) e ganho (verde). As linhas escuras marrom e verde representam as tendências de perda e ganho, respectivamente. ....	53
Figura 16. Cobertura florestal em uma paisagem de Mata Atlântica em Pernambuco, Brasil. A) <i>Idade sucessional</i> , com intervalo de classes de cinco anos; B) Estágios sucessionais a partir do <i>MapBiomass (ESMB)</i> em três classes sucessionais na paisagem: <i>Inicial</i> (até 15 anos), <i>Tardia</i> (idade > 15 ≤ 30 anos), <i>Madura</i> (idade > 30 anos).....	55
Figura 17. Modelo Digital de Altura de Dossel ( <i>MDAD</i> ), com resolução espacial de 30m, gerado pela subtração entre o Modelo Digital de Superfície ( <i>MDS</i> ) e o Modelo Digital do Terreno ( <i>MDT</i> ) em uma paisagem de Mata Atlântica, Pernambuco, Brasil. O <i>MDAD</i> apresenta além da escala de altura média do dossel, a curva densidade de altura registradas nos pixels. A altura média do dossel, em metros, é apresentada pela linha tracejada. ....	57
Figura 18. Classificação do grupo <i>ESBMI</i> em três classes de estágio sucessional ( <i>Inicial</i> , <i>Tardia</i> e <i>Madura</i> ), em uma paisagem de Mata Atlântica, Pernambuco, Brasil. A) Mapa de classificação <i>ESMB1</i> ; B) Mapa de classificação em <i>ESMB2</i> .....	62
Figura 19. Classificação do grupo <i>ESREF</i> em três classes de estágio sucessional ( <i>Inicial</i> , <i>Tardia</i> e <i>Madura</i> ), em uma paisagem de Mata Atlântica, Pernambuco, Brasil. A) Mapa de classificação <i>ESREF1</i> ; B) Mapa de classificação em <i>ESREF2</i> . ....	63
Figura 20. Classificação do grupo <i>ESBMI</i> em duas classes de estágio sucessional ( <i>Inicial</i> e <i>Tardia</i> ) da área de estudo, em uma paisagem de Mata Atlântica, Pernambuco, Brasil. A) Mapa de classificação <i>ESMB1</i> ; B) Mapa de classificação em <i>ESMB2</i> . ....	65
Figura 21. Classificação do grupo <i>ESREF</i> em duas classes de estágio sucessional ( <i>Inicial</i> e	

<i>Tardia</i> ) da área de estudo, em uma paisagem de Mata Atlântica, Pernambuco, Brasil. A) Mapa de classificação <i>ESREF1</i> ; B) Mapa de classificação em <i>ESREF2</i> . .....	65
Figura 22. Classificação do grupo <i>ESBM</i> em duas classes de estágio sucessional ( <i>Secundária e Madura</i> ) da área de estudo, em uma paisagem de Mata Atlântica, Pernambuco, Brasil. A) Mapa de classificação <i>ESMB1</i> ; B) Mapa de classificação em <i>ESMB2</i> . .....	67
Figura 23. Classificação do grupo <i>ESREF</i> em duas classes de estágio sucessional ( <i>Secundária e Madura</i> ), em uma paisagem de Mata Atlântica, Pernambuco, Brasil. A) Mapa de classificação <i>ESREF1</i> ; B) Mapa de classificação em <i>ESREF2</i> . .....	68
Figura 24. Diagramas de Pareto apresentando a importância relativa individual (barras) e acumuladas (linhas e pontos vermelhos). As barras em cinza claro representam as cinco variáveis mais frequentes no alto da importância; as barras em cinza escuro representam a variável idade ( <i>YRS</i> ); e, as barras em branco representam as demais variáveis selecionadas. A.1), B.1), C.1) e D.1) mostram a importância das variáveis selecionadas na classificação em três estágios sucessionais: <i>Inicial, Tardia e Madura</i> . A coluna central apresenta a classificação em dois estágios sucessionais: <i>Inicial e Tardia</i> . A.2), B.2), C.2) e D.2) apresentam a classificação em dois estágios sucessionais: <i>Secundária (Inicial e Tardia) e Madura</i> . A linha A) apresenta os resultados da classificação a partir dos rótulos <i>ESMB1</i> . A linha B) apresentam os resultados da classificação a partir dos rótulos <i>ESMB2</i> . A linha C) apresenta a classificação a partir dos rótulos <i>ESREF1</i> . E, A linha C) apresenta a classificação a partir dos rótulos <i>ESREF2</i> . .....	70

## CAPÍTULO II

<b>Figura</b>	<b>Página</b>
Figura 25. Localização da área de estudo, inserida na Mata Atlântica do estado de Pernambuco, Brasil. ....	81
Figura 26. Etapas metodológicas para a modelagem de habitat de grades árvores em paisagem fragmentada da Mata Atlântica, Pernambuco, Brasil. ....	82
Figura 27. Representação da obtenção do Modelo Digital da altura do Dossel ( <i>MDAD</i> ) pela subtração entre o Modelo Digital de Superfície ( <i>MDS</i> ) e o Modelo Digital do Terreno ( <i>MDT</i> ). ....	83
Figura 28. Representação da varredura da janela móvel de 7x7 pixels (grade vermelha) comparando o pixel central da janela (quadrado vermelho) com os demais dentro da extensão da janela.....	84
Figura 29. Correlograma das variáveis ambientais.....	87

Figura 30. Modelo Digital de Altura de Dossel ( <i>MDAD</i> ), com resolução espacial de 30 m, gerado pela subtração entre o Modelo Digital de Superfície ( <i>MDS</i> ) e o Modelo Digital do Terreno ( <i>MDT</i> ) em uma paisagem de Mata Atlântica, Pernambuco, Brasil. O <i>MDAD</i> apresenta, além da escala de altura média do dossel, a curva densidade de altura registradas nos pixels. A altura média do dossel, em metros, é apresentada pela linha tracejada. ....	89
Figura 31. Distribuição das árvores maiores que 30 m de altura (pontos pretos), em cinco classes de altura, com intervalo de 5 m. Classes a) 10091 árvores $\geq 30$ m e $< 35$ m; b) 2300 árvores entre $\geq 35$ m e $< 40$ m; c) 380 árvores entre $\geq 40$ m e $< 45$ m; d) 51 árvores entre $\geq 45$ m e $< 50$ m; e) 1 árvore $\geq 50$ m. A cobertura florestal aparece em cor verde. ....	91
Figura 32. Disposição espacial das grandes árvores na paisagem de estudo (pontos vermelhos) na Mata Atlântica, Pernambuco, Brasil. Em cor azul, as Unidades de Conservação de proteção integral (Refúgios de Vida Silvestre, RVS, e Estação Ecológica, ESEC) e a Reserva Particular do Patrimônio Natural (RPPN); em cor-de-rosa, o fragmento Mata da Pitanga. O polígono de contorno preto delimita a Área de Proteção Ambiental (APA) Aldeia-Beberibe. As setas indicam a localização na paisagem dos detalhes exibidos em 8a, 8b e 8c. ....	92
Figura 33. Vista em perspectiva do dossel de a) PEDI1 = Parque Estadual de Dois Irmãos; b) USJ = RVS Mata da Usina São José; c) PTG = Mata da Pitanga. Os respectivos perfis apresentam no eixo y a altura do dossel, em metros, e no eixo x, a distância horizontal da linha preta, também em metros. ....	93
Figura 34. a) Localização do ponto visitado na Mata da Pitanga, Pernambuco, Brasil; b) Imagem aérea (fonte: APA Aldeia-Beberibe/CPRH); c) Perspectiva do dossel da área. ....	94
Figura 35. a) Localização das cinco árvores mais altas em uma paisagem fragmentada de Mata Atlântica, Pernambuco, Brasil; em b) vê-se a primeira e quarta maiores árvores c) a segunda e terceira maiores árvores, e em d) vê-se a quinta maior árvore da paisagem. ....	95
Figura 36. Diagramas de Pareto apresentando a importância relativa individual (barras) e acumuladas (linhas e pontos vermelhos). As barras representam as variáveis ambientais utilizadas na modelagem de habitats de grandes árvores em paisagem da Mata Atlântica, Pernambuco, Brasil. ....	96
Figura 37. Gráfico de densidades marginais de cada variável ambiental utilizada (linha vermelhas), em que o eixo vertical traz o valor da probabilidade dada pelo modelo MaxEnt, variando de zero a um; o eixo horizontal mostra os valores da registrados pelas próprias variáveis ambientais em suas respectivas unidades de medida, como segue: TPI = <i>Topographic Position Index</i> , índice posição topográfica; IST = <i>Insolation Time</i> , tempo de insolação (horas/dia); SLP = <i>Slope</i> , declividade (%); WEI = <i>Wind Exposition Index</i> , índice de exposição ao vento; HDI =	

distância horizontal até cursos d'água (m); <i>ELE</i> = elevação (m); <i>NRT</i> = <i>Northernness</i> , índice de exposição ao norte (°); <i>TCI</i> = <i>Topographic Convergence Index</i> , índice topográfico de convergência.....	98
Figura 38. Mapa da probabilidade da ocorrência de grandes árvores em uma paisagem da Mata Atlântica, Pernambuco, Brasil. No retângulo preto, tem-se os detalhes da Mata da Usina São José (USJ), resultantes dos modelos de máxima entropia: a) 10 m; b) 20 m; c) 50 m; e, d) 100m. ....	99
Figura 39. <i>TPI</i> – <i>Topographic Position Index</i> , Índice Topográfico de Posição (adimensional) para todos os modelos: 10 m, 30 m 50 m e 100 m de resolução espacial. TOP = percentil 95, os 5% de árvores mais altas da paisagem; BKG = <i>Background</i> , amostras aleatórias na cobertura florestal.....	100
Figura 40. <i>SLP</i> – <i>Slope</i> , Declividade (%), para todos os modelos: 10 m, 30 m 50 m e 100 m de resolução espacial. TOP = percentil 95, os 5% de árvores mais altas da paisagem; BKG = <i>Background</i> , amostras aleatórias na cobertura florestal.....	100
Figura 41. <i>IST</i> – <i>Insolation Time</i> , Tempo de insolação (h/dia), para todos os modelos: 10 m, 30 m 50 m e 100 m de resolução espacial. TOP = percentil 95, os 5% de árvores mais altas da paisagem; BKG = <i>Background</i> , amostras aleatórias na cobertura florestal.....	101
Figura 42. Configuração espacial do entorno de: a) a maior árvore (48,63 m); e, b) a quarta maior árvore de toda a paisagem estudada, ambas Mata da Usina São José (USJ). A esquerda, tem-se vista em perspectiva da Ortoimagem sobre posto ao MDS, o MDS e o MDT, respectivamente. As setas vermelhas indicam estas árvores em seus respectivos perfis. O perfil em verde é reativo ao MDS, o perfil de cor marrom diz respeito ao MDT, e o perfil de cor preta corresponde ao CHM. ....	102

## LISTA DE TABELAS

### CAPÍTULO I

<b>Tabela</b>	<b>Página</b>
Tabela 1. Variáveis ambientais, separadas em dois grupos: dossel (descritivas, percentis, textura) e terreno.....	49
Tabela 2. Interpretação índice de concordância Kappa (LANDIS; KOCH, 1977) .....	52
Tabela 3. Intervalos de Idade sucessional e cobertura florestal e sua porcentagem em cada idade, na paisagem analisada, em Pernambuco, Brasil. ....	54
Tabela 4. Número de manchas (n.º, %), área das manchas (Área, %) e área média (Média, ha), na paisagem analisada, Pernambuco, Brasil.....	55
Tabela 5. Classes, limite superior e altura média do dossel medida em cada intervalo de classe de Idade Sucessional, em uma paisagem de Mata Atlântica em Pernambuco, Brasil. ....	56
Tabela 6. Assinatura de classe para os estágios <i>Inicial</i> , <i>Tardia</i> e <i>Madura</i> , a partir das amostras de Estágios Sucessionais do <i>MapBiomias</i> ( <i>ESMB</i> ) e de Referência ( <i>ESREF</i> ) em uma paisagem de Mata Atlântica, Pernambuco, Brasil.....	58
Tabela 7. Importância das variáveis estudadas na classificação em três estágios sucessionais: <i>Inicial</i> , <i>Tardia</i> e <i>Madura</i> , em uma paisagem de Mata Atlântica, Pernambuco, Brasil. ....	59
Tabela 8. Importância das variáveis estudadas na classificação em dois estágios sucessionais: <i>Inicial</i> e <i>Tardia</i> , em uma paisagem de Mata Atlântica, Pernambuco, Brasil.....	59
Tabela 9. Importância das variáveis estudadas na classificação em dois estágios sucessionais: <i>Madura</i> e <i>Secundária</i> , em uma paisagem de Mata Atlântica, Pernambuco, Brasil. ....	60
Tabela 10. Matriz de confusão (%) para a classificação sucessional em três estágios: <i>Inicial</i> , <i>Tardia</i> e <i>Madura</i> , em uma paisagem de Mata Atlântica, Pernambuco, Brasil. ....	61
Tabela 11. Matriz de confusão (%) e validação cruzada para a classificação sucessional em dois estágios: <i>Inicial</i> e <i>Tardia</i> , em uma paisagem de Mata Atlântica, Pernambuco, Brasil. ....	64
Tabela 12. Matriz de confusão (%) e validação cruzada para a classificação sucessional em dois estágios: <i>Secundária</i> e <i>Madura</i> , em uma paisagem de Mata Atlântica, Pernambuco, Brasil. ....	66

## 1 INTRODUÇÃO GERAL

A Mata Atlântica, desde o descobrimento do Brasil, tem sido alvo de pressões antrópicas (MORELLATO; HADDAD, 2000) decorrentes da colonização portuguesa nesse bioma (DEAN, 1996). A conversão das florestas nativas em agricultura e assentamentos urbanos continua a impactar negativamente a Mata Atlântica até os dias atuais. É importante destacar que cerca de 70% do PIB do país é gerado no bioma e mais de 60% da população brasileira reside nessa região (SCARANO, 2015). Em decorrência disto, a Mata Atlântica é composta principalmente por pequenos fragmentos florestais inseridos em uma matriz de áreas degradadas, pastagens, agricultura e áreas urbanas (JOLY *et al.*, 2014). Mesmo diante dos desafios enfrentados, a Mata Atlântica abriga uma impressionante diversidade biológica, com aproximadamente 2420 espécies de vertebrados e 20 mil espécies de plantas, muitas das quais são endêmicas (MITTERMEIER *et al.*, 2011). Devido à alta riqueza, ao alto endemismo e ao alto índice de fragmentação a Mata Atlântica é considerada um *hotspot* de biodiversidade (LAURANCE, 2009). Estudos baseados em imagens de sensores remotos, estimaram que a cobertura florestal da Mata Atlântica varia de 11% a 16% (RIBEIRO *et al.*, 2009) a 28% (REZENDE *et al.*, 2015). Apesar dessas variações, é consenso que a maioria do bioma é composta por vegetação secundária ou pequenos fragmentos, altamente suscetíveis aos efeitos de borda e desconectados de grandes áreas florestais.

Diversos componentes estruturais são utilizados para quantificar a estrutura florestal, incluindo o índice de área foliar (CLARK *et al.*, 2008), biomassa acima do solo (LONGO *et al.*, 2016), área basal (SAATCHI *et al.*, 2007), diâmetro à altura do peito, idade da floresta e altura do dossel (LU *et al.*, 2003). Dentre os atributos geométricos empregados no entendimento da estrutura da floresta, a altura do dossel é um atributo chave (MOLTO *et al.*, 2013), podendo ser associada a diversos processos ecológicos com base na dinâmica do desenvolvimento florestal (O'HARA *et al.*, 1996), como o estágio sucessional (BISPO *et al.*, 2019), bem como a distribuição da biomassa na floresta (SIST *et al.*, 2014).

A análise da geometria do dossel pode fornecer maior compreensão sobre a configuração espacial das florestas e auxiliar na avaliação do grau de degradação, por meio de atributos como a textura do dossel (BOURGOIN *et al.*, 2020). O topo do dossel correspondente às árvores mais altas da floresta, desempenha influência em uma ampla gama de funções ecológicas (LINDENMAYER; LAURANCE, 2016), atuando na ciclagem de nutrientes (LUDWIG *et al.*, 2004), no fluxo de CO<sub>2</sub> (KATAYAMA *et al.*, 2014) e Nitrogênio (LINDO; WHITELEY, 2011), no regime hídrico (POPPENBORG; HOLSCHER, 2009) e microclima

(JUCKER *et al.*, 2018), dentre outros. Diversos métodos têm sido empregados para expandir a compreensão da estrutura florestal bem como de sua dinâmica (SAATCHI *et al.*, 2007; NOGUEIRA *et al.*, 2008; BACCINI *et al.*, 2012; MITCHARD *et al.*, 2014; LONGO *et al.*, 2016).

Contudo, abordagens convencionais de campo são limitadas em sua capacidade de caracterizar a estrutura vertical das florestas em vastas paisagens (BATISTA *et al.*, 2016), com diferentes condições ambientais e composição florística (ZHU *et al.*, 2018), fazendo com que métricas de mais fácil aquisição, como diâmetro à altura do peito (DAP) sejam largamente utilizadas, por exemplo, na modelagem de biomassa (COOPS *et al.*, 2007).

Neste contexto, o uso de dados oriundos de Sensoriamento Remoto (SR) tem sido utilizados para mapear a estrutura vertical das florestas (ALMEIDA *et al.*, 2019). Porém, imagens multiespectrais de SR possuem restrita penetração no dossel florestal (PINAGÉ; MATRICARDI, 2015) e nas nuvens (PRUDENTE *et al.*, 2020), fazendo com que as alterações na estrutura da floresta sejam pouco perceptíveis. Assim, a representação bidimensional do espaço contida em uma imagem limita a detecção de mudanças sucessionais (HICKEY *et al.*, 2019), uma vez que a sucessão florestal é um processo tridimensional (FALKOWSKY *et al.*, 2009). Como alternativa ao sensoriamento remoto multiespectral, o escaneamento a laser aerotransportado (*Airborne Laser Scanning - ALS*) tem sido amplamente utilizado na caracterização da estrutura das florestas (ALMEIDA *et al.*, 2019). Essa tecnologia, baseada na tecnologia *LiDAR* (*Light Detection And Ranging*), permite a geração de uma nuvem de pontos georreferenciada que captura informações tanto na dimensão horizontal quanto vertical. Ao registrar os pulsos laser que interagem com a superfície dos objetos, é possível obter dados detalhados sobre a estrutura física da floresta, incluindo elementos abaixo da copa, como o sub-bosque e a superfície do terreno. A utilização de dados *LiDAR* tem sido amplamente empregada na caracterização vertical do dossel em diferentes tipos de florestas.

Estudos realizados no Brasil (GORGENS *et al.*, 2016) e nos Estados Unidos (FALKOWSKI *et al.*, 2009) demonstraram o sucesso do uso de dados *LiDAR* na caracterização de diferentes tipologias florestais e estágios sucessionais. Além disso, pesquisas recentes têm explorado a integração de dados *LiDAR* com outras fontes, como dados de radar e imagens hiperespectrais, para obter informações mais abrangentes sobre as florestas, incluindo perfis de altura do dossel e monitoramento de áreas restauradas (ZHU *et al.*, 2018; ALMEIDA *et al.*, 2020). As limitações dos sensores multiespectrais (passivos) acarretaram na diminuição dos estudos envolvendo essas imagens de sensores passivos (BERGEN; DRONOVA, 2007) e aumentaram com o uso de sensores ativos (BISPO *et al.*, 2019), por exemplo, na classificação

de estágios sucessionais.

Assim, o uso de dados tridimensionais em área de floresta permite distinguir o relevo da floresta sobre ele, por meio dos Modelos Digital de Terreno e de Altura do Dossel (GUTH *et al.*, 2021). Como importante atributo geométrico do ambiente florestal, a topografia influencia fortemente na estrutura (MUSCARELLA *et al.*, 2019), distribuição de espécies (KUBLER *et al.*, 2016) e composição florestal (BALDEK *et al.*, 2013). A topografia contribui significativamente para o crescimento da floresta (CHAMECKI *et al.*, 2020) moldando sua estrutura (JUCKER *et al.*, 2018) e os padrões da vegetação na paisagem (ALEXANDER *et al.*, 2016).

Diante do exposto, este trabalho propõe caracterizar e mensurar a relação o ambiente com a estrutura vertical da floresta, por meio de variáveis ambientais subjacentes à topografia e à altura do dossel florestal oriundas de sensoriamento remoto, buscando responder às seguintes perguntas:

- i. Como a estrutura espacial do dossel e do ambiente florestal afetam classificação da sucessão ecológica em uma paisagem fragmentada da Mata Atlântica?
- ii. Qual a influência que o ambiente, por meio da topografia exercem na ocorrência de grandes árvores, máxima expressão da altura do dossel, na paisagem?

Portanto, são apresentadas as seguintes hipóteses:

- i. Em uma paisagem cujo padrão de desmatamento é direcionado pela topografia, a da configuração espacial do relevo e da estrutura espacial do dossel refletem na classificação de distintos estágios sucessionais; e,
- ii. Em uma paisagem altamente fragmentada de Mata Atlântica, as mega árvores de se mantêm em áreas protegidas pelo relevo e pela disponibilidade de recursos e nutrientes.

Para responder às questões propostas, esta tese foi estruturada em dois capítulos: **Capítulo I** - Classificação de estágios sucessionais em paisagem fragmentada de Mata Atlântica via sensoriamento remoto; e, **Capítulo II** - Grandes árvores de paisagem fragmentada de Mata Atlântica: onde estão e por que estão lá?

Assim, o objetivo geral desta pesquisa é compreender e mensurar a influência que as variáveis ambientais derivadas da topografia, tais como: declividade, aspecto, índices topográficos de posição rugosidade, dentre outros, combinadas à estrutura vertical do dossel, exercem na dinâmica florestal de uma paisagem de Mata Atlântica, utilizando dados de

Sensoriamento Remoto. Especificamente, por meio da modelagem de algoritmos de Aprendizado de Máquina: determinar as variáveis mais influentes na classificação de estágios sucessionais da floresta (estrutura do dossel, configuração do terreno e idade da floresta); quantificar as respectivas importâncias; selecionar o modelo de classificação sucessional mais acurado; mapear de classificação do estágio sucessional na paisagem estudada; Modelar o habitat das grandes árvores da paisagem por meio do algoritmo de *Máxima Entropia*; determinar as variáveis derivadas do relevo que exercem maior importância na explicação da ocorrência de grandes árvores; quantificar suas influencia; selecionar a melhor configuração de escala espacial e o modelo de habitats; e, por fim, produzir mapas de probabilidade de ocorrência de grandes árvores na paisagem estudada.

## 2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

### 2.1 O AMBIENTE E A ESTRUTURA DAS FLORESTAS

Há muito se sabe que o ambiente desempenha um papel fundamental na determinação da estrutura e da composição das florestas, influenciando a diversidade biológica, os processos ecológicos e os serviços ecossistêmicos (JUCKER *et al.*, 2018). Além da visão edafoclimática pioneiramente introduzida por Alexander Von Humboldt no século XVIII, que moldou nossa compreensão da relação entre vegetação e ambiente, outros fatores, como a presença da megafauna e a ocorrência de incêndios, também passaram a desempenhar papéis significativos nessa dinâmica (PAUSAS *et al.*, 2019). Major (1951) propôs um modelo conceitual que estabeleceu que o ambiente interage com a vegetação por meio de cinco fatores ou variáveis: clima, material de origem, relevo, organismos e tempo. O mesmo autor, entendendo o ambiente como um sistema altamente complexo, relatou que tais variáveis ambientais são dependentes entre si e apontou a dificuldade em se atribuir a toda uma comunidade vegetal um valor único que a descreva. No ano seguinte, Billings (1952) estendeu o modelo de Major (1951) a um grupo de 15 fatores ambientais que contribuem para o crescimento vegetal: irradiação, temperatura, água, gases atmosféricos, material de origem, solo, gravidade, efeitos rotacionais, posição geográfica, vulcanismo, diastrofismo, erosão e deposição, topografia, fogo, outras plantas, animais e humanos (Figura 1).

Em florestas tropicais, a taxa de crescimento é limitada pela variação de temperatura, disponibilidade de água no solo, irradiação e nutrientes, tanto nas florestas africanas (BAKER; BURSLE; SWAIN, 2003), quanto na floresta tropical atlântica (NETTESHEIM *et al.*, 2018).



A topografia influencia significativamente na estrutura das florestas (MUSCARELLA *et al.*, 2019) e é o principal determinante para a distribuição da maioria das espécies de árvores (KUBLER *et al.*, 2016), desempenhando papel tão decisivo quanto o do solo na composição florestal (BALDEK *et al.*, 2013). Assim, a topografia tem uma função crítica no crescimento da floresta tropical e deve ser considerada no manejo florestal e na conservação, pois exerce uma influência significativa sobre o dossel florestal (CHAMECKI *et al.*, 2020). A topografia molda a estrutura, a composição e as funções das paisagens tropicais florestais (JUCKER *et al.*, 2018) e orienta os padrões de vegetação em mosaicos de manchas florestais na paisagem (ALEXANDER; DEÁK; HEILMEIER, 2016).

Sabendo-se que a estrutura florestal está intimamente relacionada a processos ecológicos, sua quantificação deve se basear na dinâmica de desenvolvimento da floresta (OHARA *et al.*, 1996). Técnicas tradicionais de inventário florestal permitem avaliar em campo a estrutura da floresta. Diferentes métricas podem ser usadas para avaliar variações na estrutura e dinâmica florestais, dentre as quais se destaca a quantificação da biomassa florestal acima do solo, que fornece informações acerca do carbono estocado pela floresta (DE LIMA *et al.*, 2020). Para isso, a análise da altura das árvores é fundamental (MOLTO *et al.*, 2013), uma vez que a biomassa acima do solo de florestas tropicais pode ser estimada em função da altura do topo do dossel (LONGO *et al.*, 2016). Contudo, a medição da altura de árvores em campo por métodos diretos ou indiretos é dificultada pela densidade de dossel e pela própria altura das árvores (BATISTA *et al.*, 2014). Por isso, métricas de mais fácil aquisição, como diâmetro à altura do peito (DAP), são historicamente mais utilizadas (CLARK; CLARK, 1996), sendo possível associá-las a descrição da biomassa de árvores individuais à estimativa da biomassa florestal (HUNTER *et al.*, 2013).

Abordagens convencionais em campo possuem limitações em sua capacidade de caracterizar a estrutura vertical das florestas em vastas paisagens com diferentes condições ambientais e composição florística (ZHU *et al.*, 2018). Como uma abordagem complementar, dados provenientes de Sensoriamento Remoto (SR) têm sido utilizados para mapear a estrutura florestal horizontal (GYAMFI-AMPADU; GEBRESLASIE, 2021) e a regeneração florestal (ALMEIDA *et al.*, 2019), por apresentarem informações espectrais das espécies florestais e da sanidade das mesmas. Imagens multiespectrais do SR, no entanto, possuem capacidade limitada de penetração no dossel florestal (PINAGÉ; MATRICARDI, 2015) e nas nuvens (PRUDENTE *et al.*, 2020), tornando as alterações na estrutura da floresta pouco perceptíveis.

## 2.2 O TOPO DO DOSSEL E AS MEGA-ÁRVORES

As grandes árvores ou Mega-árvores, são indivíduos adultos que alcançam estaturas excepcionais, com copas amplas que se projetam acima do dossel florestal, representando os 5% mais altos de todas as árvores da floresta. Devido ao seu tamanho imponente, essas árvores desempenham um papel significativo na produtividade florestal (LINDENMAYER *et al.*, 2012). Embora constituam uma pequena fração do número total de indivíduos, as Mega-árvores contribuem significativamente para a biomassa acima do solo e o estoque de carbono (ALI *et al.*, 2020). Em paisagens fragmentadas, essas árvores podem reter mais de 50% da biomassa florestal (DE PAULA *et al.*, 2011).

As grandes árvores desempenham uma ampla gama de funções ecológicas, como destacado por Lindenmayer e Laurance (2016), fundamentais no desenvolvimento e na manutenção da biodiversidade florestal, conforme evidenciado por Voight *ET AL.*(2015). Essas árvores têm a capacidade de redistribuir nutrientes verticalmente no solo por meio de suas raízes profundas (LUDWIG *et al.*, 2004), alterando a fertilidade local do solo (ALI *et al.*, 2020) respiração do solo, pois o fluxo de CO<sub>2</sub> varia espacialmente em torno delas (KATAYAMA *et al.*, 2014). Elas também afetam o balanço de nitrogênio devido à presença de briófitas e cianobactérias em seus troncos e galhos, contribuindo para a produtividade a longo prazo (LINDO; WHITELEY, 2011). Além disso, essas árvores influenciam o regime hidrológico local (STIRZAKER; VERTESSEY; SARRE, 2002) e podem afetar o fluxo de água e a infiltração da chuva no solo (POPPENBORG; HOLSCHER, 2009). Promovem, assim, alterações microclimáticas, que resultam em aumento da umidade e diminuição da temperatura no sub-bosque, conforme mencionado por Jucker *ET AL.*(2018).

A proeminência das árvores emergentes as torna vulneráveis a várias ameaças, como tempestades (LUGO, 2008), incêndios (LINDENMAYER; LAURANCE; FRANKLIN *et al.*, 2012), secas (BENNET *et al.*, 2015), desmatamento (CROWTHER *et al.*, 2015), exploração desordenada e fragmentação da paisagem, sendo esta última a ameaça mais significativa às grandes árvores (LEWIS, 2015). Apesar da relevância, os mecanismos que descrevem a distribuição e a função das árvores tropicais emergentes ainda são pouco conhecidos (BALZOTTI *et al.*, 2017).

Fatores relacionados à topografia, como a distância até a rede de drenagem e a fertilidade do solo, estão associados à estrutura vertical da floresta e à presença de árvores emergentes (BALZOTTI *et al.*, 2017). A topografia pode fornecer proteção às árvores emergentes contra ventos, uma de suas maiores ameaças (RIFAI *et al.*, 2016), especialmente

em áreas abertas (JACKSON *et al.*, 2021). Thomas *ET AL.*(2013), destacando a importância de estender os estudos ecológicos, sugerem investigar o papel da altura das árvores na dinâmica florestal. Pinho *ET AL.*(2020) apontaram a produtividade em paisagens florestais como estratégia de proteção às grandes árvores e suas conexões com o desenvolvimento sustentável. Porém, não há registros de mapeamento das alturas de grandes árvores na Mata Atlântica, sobretudo ao norte do Rio São Francisco.

### 2.3 MAPEANDO A ESTRUTURA FLORESTAL

As abordagens convencionais de campo são limitadas em sua capacidade de caracterizar padrões estruturais e de dossel em vastas paisagens com diferentes condições ambientais e composição florística (LAURIN *et al.*, 2019). Nesse aspecto, o uso de sensores remotos orbitais tem se consolidado ao longo dos anos, por apresentarem informações espectrais das espécies florestais e da sanidade das mesmas, bem como de sua estrutura horizontal (GYAMFI-AMPADU; GEBRESLASIE, 2021). Entretanto, sensores remotos imageadores são limitados por sua incapacidade de penetração no dossel florestal, fazendo com que as alterações na estrutura da floresta sejam pouco perceptíveis em imagens multiespectrais (COOPS *et al.*, 2007).

Dado que a sucessão florestal é um processo tridimensional (FALKOWSKY *et al.*, 2009), a representação bidimensional contida em uma imagem limita a detecção de mudanças sucessivas (HICKEY *et al.*, 2019). As limitações dos sensores multiespectrais passivos resultaram em uma diminuição nos estudos que utilizam imagens ópticas desses sensores (BERGEN; DRONOVA, 2007), ao passo que a utilização de sensores remotos ativos ganhou maior expressão (BISPO *et al.*, 2019). Uma alternativa aos sensores multiespectrais é o escaneamento a laser aerotransportado (*Airborne Laser Scanning - ALS*), baseado na tecnologia *LiDAR (Light Detection And Ranging)*, que utiliza pulsos laser para registrar a interação com a superfície dos objetos e gerar uma nuvem de pontos georreferenciada (ROȘCA *et al.*, 2018). Essa nuvem de pontos é processada por meio de classificação e interpolação para gerar um Modelo Digital de Superfície (*MDS*) e um Modelo Digital de Terreno (*MDT*). A partir da subtração desses modelos, é possível obter um Modelo Digital de Altura do Dossel (*MDAD*), que contém informações precisas sobre a altura real do dossel.

O *MDAD* é posteriormente filtrado, geralmente com o uso de algoritmos de máximos locais, para identificar métricas de árvores individuais. Ao realizar levantamentos aéreos, a detecção do topo do dossel não é afetada por problemas de oclusão, no entanto, a precisão em

atingir com exatidão o topo das árvores e mapear o nível do solo pode ser influenciada por diversos fatores, incluindo a estrutura da floresta, densidade dos pulsos de lidar, ângulo de varredura, altitude da plataforma e tamanho do feixe, entre outros (LAURIN *et al.*, 2019).

Os dados *LiDAR* têm sido utilizados com sucesso em várias aplicações, como a caracterização de diferentes tipos de florestas no Brasil (GORGENS *et al.*, 2016) e a avaliação do estágio sucessional em florestas do nordeste dos Estados Unidos (FALKOWSKI *et al.*, 2009). Estudos recentes têm explorado a integração de dados *LiDAR* com informações de radar para extrair perfis de altura do dossel (ZHU *et al.*, 2018), combinados com imagens hiperespectrais para o monitoramento de florestas restauradas (ALMEIDA *et al.*, 2021). Os elementos texturais do dossel florestal em diferentes estágios de sucessão podem refletir parte da sua configuração espacial, permitindo a inferência do grau de degradação de uma floresta (BOUGOIN *et al.*, 2020) e o estudo da influência do ambiente no dossel florestal em paisagens boreais (MAO *et al.*, 2019).

O escaneamento a laser aerotransportado oferece uma abordagem eficaz para a estimativa da altura do dossel, superando algumas das limitações dos sensores multiespectrais. A precisão e resolução obtidas por meio do LiDAR permitem uma caracterização mais detalhada da estrutura vertical da vegetação, fornecendo informações valiosas para estudos florestais e monitoramento de ecossistemas. Porém a detecção de árvores individuais a partir de levantamento LIDAR ainda consiste em um grande desafio (GORGENS *et al.*, 2015), apesar da existência de estudos direcionados a preencher essa lacuna (MILLIKAN *et al.*, 2019).

## 2.4 MODELAGEM ESPACIAL DE HABITATS

A modelagem de processos ecológicos enfrenta desafios devido à grande heterogeneidade presente nas florestas (HALL *et al.*, 2006). A modelagem espacial de habitats é uma abordagem utilizada para entender e prever a distribuição espacial de espécies ou fenômenos, bem como as condições ambientais que influenciam sua ocorrência. Envolve a criação de modelos que relacionam a presença, ausência ou abundância de uma espécie com variáveis ambientais, como características do habitat, topografia, clima, disponibilidade de recursos e interações biológicas (BARRY; ELITH, 2006). Modelos de habitats podem ser estatísticos, baseados em algoritmos de aprendizado de máquina ou em abordagens mais simplificadas. Utilizam dados de campo, observações de ocorrência de espécies e dados geoespaciais para identificar os fatores que influenciam a distribuição das espécies e para mapear as áreas onde as condições ambientais são mais propícias para sua sobrevivência e

reprodução.

Os modelos de habitats também são utilizados para calcular a probabilidade da ocorrência de uma determinada espécie ou fenômeno com base nas condições ambientais da área de interesse. Tais modelos avaliam a similaridade entre os atributos extraídos nos locais onde há ocorrência do fenômeno ou espécie alvo e de quaisquer outras áreas que possuam registros de tais atributos (PECCHI *et al.*, 2019). Os modelos de habitats podem ser encontrados na literatura sob variadas denominações, destacando-se os modelos de distribuição de espécie (ELITH; LEATHWICK, 2009) e os modelos de nicho potencial (GUISAN *et al.*, 2017). As técnicas envolvidas nestes modelos foram desenvolvidas na década de 1980 e desde então, tais técnicas tornaram-se um importante instrumento de suporte às ciências florestais, fornecendo para pesquisadores um meio para explorar diversas questões em ecologia, evolução e conservação (PECCHI *et al.*, 2019).

Os modelos de habitats são construídos por meio da combinação de dois tipos de dados: atributos de ocorrência de espécies (por exemplo latitude e longitude); e atributos ambientais (associados à distribuição de dada espécie). Não raro, os pesquisadores precisam lidar com dados ruidosos e em grande quantidade, que comumente podem não se apresentar de forma linear e, portanto, não atenderem aos pressupostos de métodos estatísticos convencionais (RECKNAGEL, 2001). Ademais, dados de natureza ecológica e ambiental no geral podem apresentar desbalanceamento de classes e ruídos (ELITH *et al.*, 2006). Os algoritmos utilizados na modelagem e distribuição de espécies podem ser classificados em três categorias: métodos de perfil (ou baseados em distância); baseados em regressão e métodos de Aprendizado de Máquina (ML). O primeiro grupo utiliza dados somente de presença, enquanto os outros dois utilizam dados de presença e ausência (ou pseudoausência, também conhecido por dados de *background*) (PECCHI *et al.*, 2019). Os métodos de Aprendizado de Máquina (do inglês, *Machine Learning - ML*) têm sido ferramentas promissoras na modelagem e previsão da distribuição de espécies (ELITH *et al.*, 2006). Modelos de habitats baseados em *ML* exploraram a distribuição de espécies vegetais com sucesso em diferentes cenários, tais como: a distribuição de uma única espécie ao longo de uma região em uma dada época (LAHSSINI *et al.*, 2015); a distribuição de uma espécie em diferentes épocas e cenários climáticos (DEL RIO *et al.*, 2018); e a distribuição de várias espécies em diferentes épocas e climas (ANTÚNEZ *et al.*, 2018).

O método de Aprendizado de Máquina conhecido como *Random Forest* tem se mostrado altamente vantajoso no mapeamento da altura do dossel (AHMED *et al.*, 2015). Esse algoritmo é robusto e não é afetado por ruídos, não requer a suposição de normalidade na

distribuição dos dados, pode lidar com dados de múltiplos atributos (VENIER *et al.*, 2019) e é adequado para diferentes escalas espaciais (JIN *et al.*, 2018).

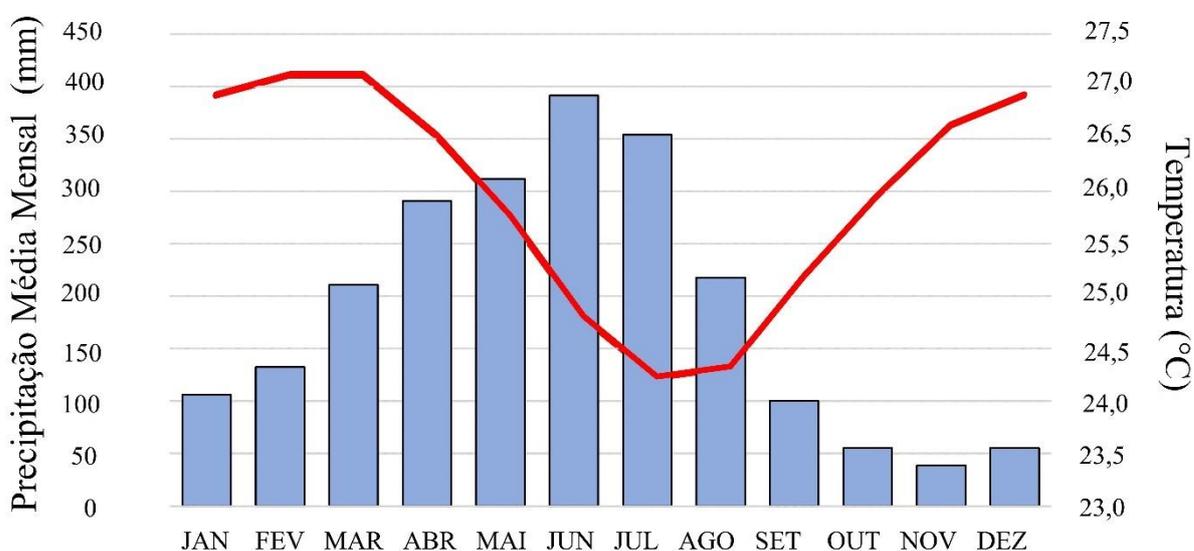
Uma das vantagens do *Random Forest* é sua capacidade de selecionar as variáveis mais relevantes para o modelo de classificação desejado (MILTADOU *et al.*, 2020). Em estudos anteriores, Martin e Valeria (2022) aplicaram esse algoritmo na classificação sucessional estágios de florestas de coníferas utilizando dados de *LiDAR* e dados de campo. Além disso, o *Random Forest* demonstrou ótimo desempenho na classificação de nove classes de sucessão e degradação florestal utilizando dados de RADAR na Amazônia brasileira (WIEDERKEHR *et al.*, 2020). Ainda, o *Random Forest* fornece a contribuição de cada variável para os modelos pretendidos, através da métrica de importância de Gini, em que avalia o quanto cada variável envolvida do processo contribui para a redução de impurezas (BREIMAN, 2001).

No âmbito da floresta amazônica, o *MaxEnt*, modelagem de Habitats por *Máxima Entropia*, tem sido utilizado na modelagem e nos efeitos de mudanças climáticas e antropogênicas na probabilidade de incêndios (FONSECA *et al.*, 2019). Além disso, tem sido usado para estudo da distribuição de espécies arbóreas em relação a mudanças climáticas em longos períodos de tempo (GOMES *et al.*, 2020), com destaque para o trabalho em que o *MaxEnt* foi usado para modelar o habitat de árvores gigantes da Amazônia (GORGENS *et al.*, 2020). O sucesso na modelagem de habitats por *Máxima Entropia*, somada à capacidade do algoritmo *Random Forest* em atribuir a importância de cada variável ambiental analisada (BREIMAN, 2001; JIN *et al.*, 2018), permite não somente modelar o habitat das grandes árvores da paisagem, como identificar a influência dos principais fatores ou variáveis ambientais na caracterização desse habitat.

### 3 ÁREA DE ESTUDO, BASE DE DADOS E METODOLOGIA GERAL

#### 3.1 ÁREA DE ESTUDO

A paisagem estudada ocupa 54.818,16 hectares (ha) com 46% de cobertura florestal, abrangendo 11 municípios da região metropolitana do Recife e adjacências, em Pernambuco, Nordeste do Brasil (LINS-E-SILVA, 2010, CPRH, 2017). O clima predominante na região é quente e úmido (As') de acordo com a classificação climática de Köppen, com chuvas no outono-inverno, entre março e agosto. A média histórica total anual de precipitação é de 2460 mm e as temperaturas médias mensais são superiores a 23°C (INMET, 2023) (Figura 2).



**Figura 2.** Dados climatológicos de precipitação (Barras Azuis) em mm; e temperatura em °C (linha contínua vermelha). Os valores correspondem às médias mensais (janeiro a dezembro) no período de 1981 a 2010, coletados na Estação Meteorológica de Curado, Recife, Pernambuco. Disponível em: [portal.inmet.gov.br/normais](http://portal.inmet.gov.br/normais).

O relevo na paisagem tem a complexidade definida pela composição de morros com encostas suaves bem como de tabuleiros permeados por estreitos e profundos vales cujas encostas apresentam declividades superior a 30%, ainda havendo a presença de planícies aluviais (CPRH, 2003). Os solos predominantes na região são: Neossolo quartzarênico, Gleissolo, Espodossolo, Argissolo Vermelho-Amarelo, Argissolo Amarelo, Latossolo Amarelo, segundo o Levantamento de Solos do Nordeste (EMBRAPA Solos UEP, [solos.uep.cnps.embrapa.br](http://solos.uep.cnps.embrapa.br)). A fitofisionomia dominante é a Floresta Ombrófila Densa (IBGE, 2012), altamente fragmentada e reduzida devido à pressão sofrida desde a chegada dos colonizadores no século XVI para exploração de madeira, pastagem e agricultura, com destaque para a cana-de-açúcar, bem como a contínua pressão antrópica dada pela proximidade de um

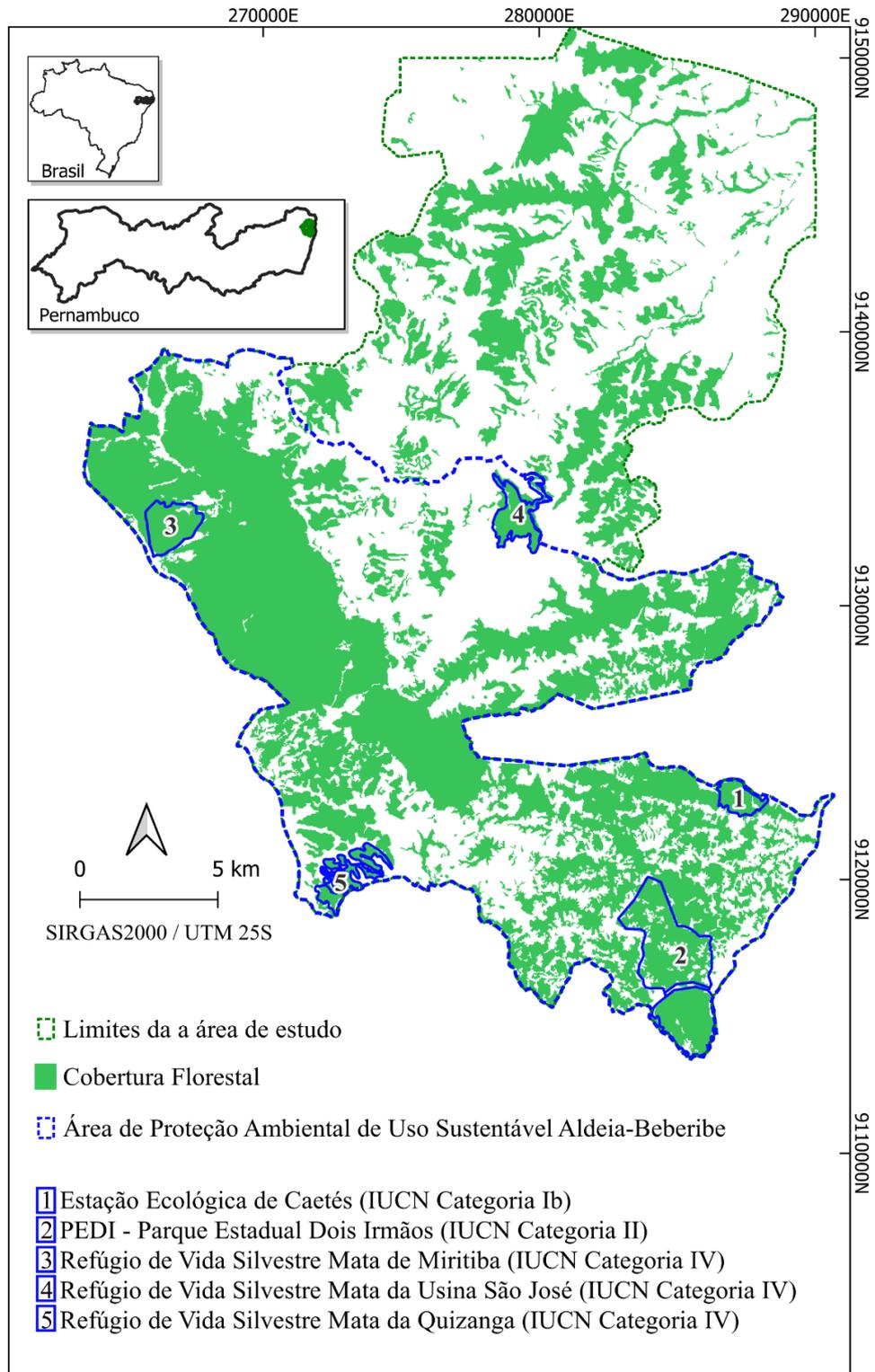
grande centro urbano (KIMMEL *et al.*, 2008) (Figura 3).



**Figura 3.a)** Vista geral da paisagem na Zona da Mata Norte de Pernambuco, com fragmentos florestais dispersos em meio ao canavial; **b)** Em detalhe, encosta íngreme revestida por floresta; e, **c)** e recorte de um fragmento. (Fonte: LINS-E-SILVA, 2010)

A paisagem em questão inclui o maior fragmento de Mata Atlântica ao norte do rio São Francisco, abrangendo uma área superior a 8.000 ha (TABARELLI *et al.*, 2006). Ainda, abrange uma Unidade de Conservação de Uso Sustentável, a Área de Proteção Ambiental (APA) Aldeia-Beberibe, área protegida (IUCN Categoria VI), cobre uma área de 31.634 hectares, contabilizando 20% da Floresta Atlântica remanescente no Estado de Pernambuco, com fitofisionomia dominante de Floresta Ombrófila Densa e Floresta Ombrófila Aberta (IBGE, 2012). A APA Aldeia-Beberibe se estende por oito municípios em diferentes proporções: Abreu e Lima (27%), Igarassu (22%), Recife (16%), Araçoiaba (9%), Paudalho (9%), Camaragibe (8%), Paulista (7%) e São Lourenço da Mata (2%). O território da APA Aldeia-Beberibe abarca outras cinco Unidades de Conservação (UC): Estação Ecológica de Caetés (IUCN Categoria Ib) no município de Paulista; o Parque Estadual de Dois Irmãos (PEDI) (IUCN Categoria II) em Recife; bem como os Refúgios de Vida Silvestre (IUCN Categoria IV) Mata de Miritiba em Abreu e Lima, Mata da Usina São José em Igarassu; e, por fim, a Mata de Quizanga em São Lourenço da Mata, Refúgios de Vida Silvestre (IUCN Categoria IV) em

processo de conversão para RPPN (Reserva Particular do Patrimônio Natural) (Figura 4).



**Figura 4.** Localização da área de estudo, inserida na Mata Atlântica do estado de Pernambuco, Brasil.

A área pesquisada representa uma paisagem típica da região costeira do Nordeste ao norte do Rio São Francisco, caracterizada majoritariamente por agropecuária, com

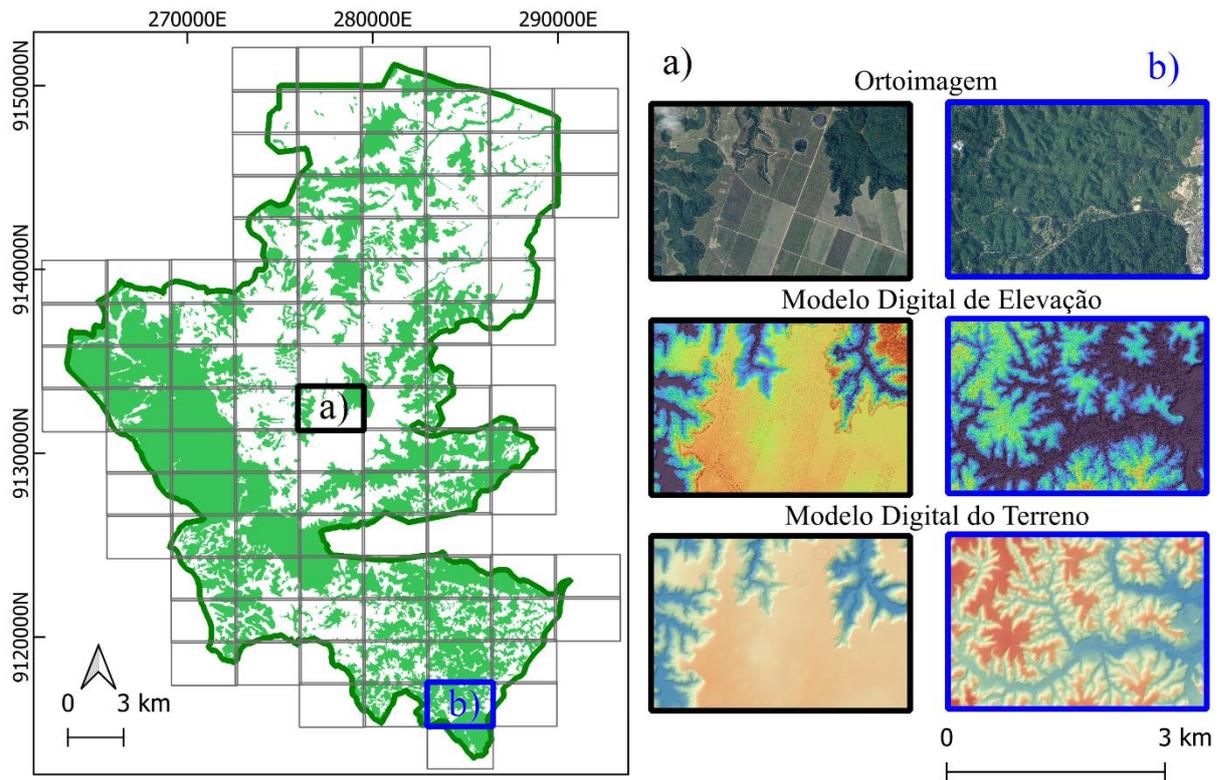
predominância da cultura de cana-de-açúcar, áreas urbanas e fragmentos de Mata Atlântica (Floresta Ombrófila Densa de Terras Baixas) (RANTA *et al.*, 1998; TRINDADE *et al.*, 2008).

## 3.2 BASE DE DADOS

### 3.2.1 Projeto Pernambuco Tridimensional (PE3D)

Eventos hidrometeorológicos extremos no ano de 2010 assolaram as bacias hidrográficas da região, motivando o governo do Estado de Pernambuco a realizar o recobrimento aerofotogramétrico e escaneamento a laser aerotransportado (*ALS - Airborne Laser Scanning*) para o mapeamento da calha e leito de inundação dos rios e sedes dos municípios atingidos. Posteriormente, a área de mapeamento foi estendida para todo o estado, dando origem ao projeto Pernambuco Tridimensional - PE3D. O levantamento a laser foi realizado com o sensor OPTECH AIRBORNE LASER TERRAIN MAPPER modelo ALTM Gemini, acoplado a uma aeronave CESSNA modelo T206H, em uma altitude de voo de aproximadamente 600 metros (m), produzindo uma densidade de pontos superior à 10 pontos.m<sup>-1</sup>. Dentre os produtos gerados pelo projeto PE3D, destacam-se: as Ortoimagens com resolução espacial de 0,5 m; os Modelos Digitais de Superfície (MDS) e de Terreno MDT, com resolução espacial de 1 m, relativos ao ano de 2015 (CIRILO *et al.*, 2015) (Figura 5).

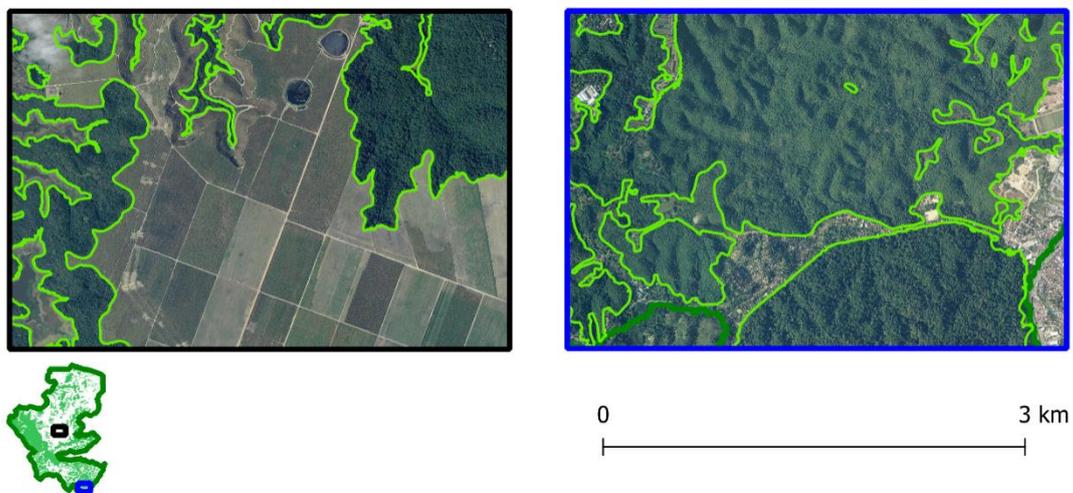
As ortoimagens e o Modelos Digital de Superfície e Terreno são disponibilizados em blocos, retângulos de 3559m x 2422 m (862 ha) (Dados do Pernambuco Tridimensional – PE3D) e estão disponíveis em <http://www.pe3d.pe.gov.br/mapa.php#>. Para a área de estudo foi necessário o *download* de 103 blocos.



**Figura 5.** Mosaico de Ortoimagens e Modelos Digitais de Superfície e Terreno. No detalhe, a heterogeneidade da paisagem em duas distintas áreas. No detalhe são exibidas as áreas a) e b).

### 3.2.2 Cobertura Florestal vetorizada

A partir das ortoimagens com resolução espacial de 0,5 m, a cobertura florestal foi vetorizada manualmente totalizou uma área de 24211,005 há, em escala 1:1000 (Figura 6).



**Figura 6.** Cobertura florestal vetorizada manualmente a partir de duas Ortoimagens (PE3D),

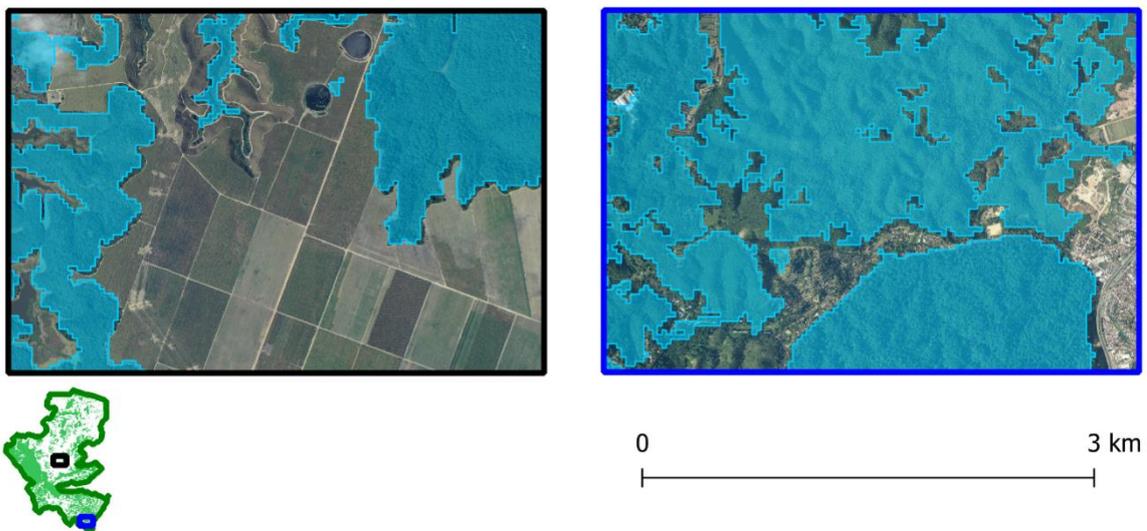
da área de estudo, inserida na Mata Atlântica Pernambucana.

### 3.2.3 Série Temporal da Coleção 6.0 da Iniciativa MapBiomas

Para suprir a componente temporal neste estudo, foram utilizados os dados de uso e cobertura da terra (LULC) da coleção 6.0 da iniciativa MapBiomas, trata-se de um mapeamento anual do uso e cobertura da terra (MAPBIOMAS, 2020). Esse projeto gera séries temporais de uso da terra, abrangendo o período de 1985 a 2020, com base em imagens dos satélites Landsat (5 - TM, 7 - ETM+ e 8 - OLI), com resolução de 30 metros. O processo de classificação foi realizado automaticamente, por meio de um classificador *Random Forest*, pixel a pixel, resultado em um mapa nacional (em escala 1:100.000) com resolução espacial de 30 m (GANEM *et al.*, 2017; SOUZA *et al.*, 2020). As análises de acurácia do MapBiomas revelaram uma precisão de 85,5% para a Floresta Atlântica, permitindo a realização. Com base nos dados de análises em um longo intervalo temporal da dinâmica florestal (ROSA *et al.*, 2021).

Dentre as classes de uso e cobertura do solo disponíveis na Coleção 6.0 para a área de estudo estão: *Floresta*, *Formação Natural não Florestal*, *Agropecuária*, *Área não vegetada* (contém infraestrutura urbana), e *Corpos d'água*.

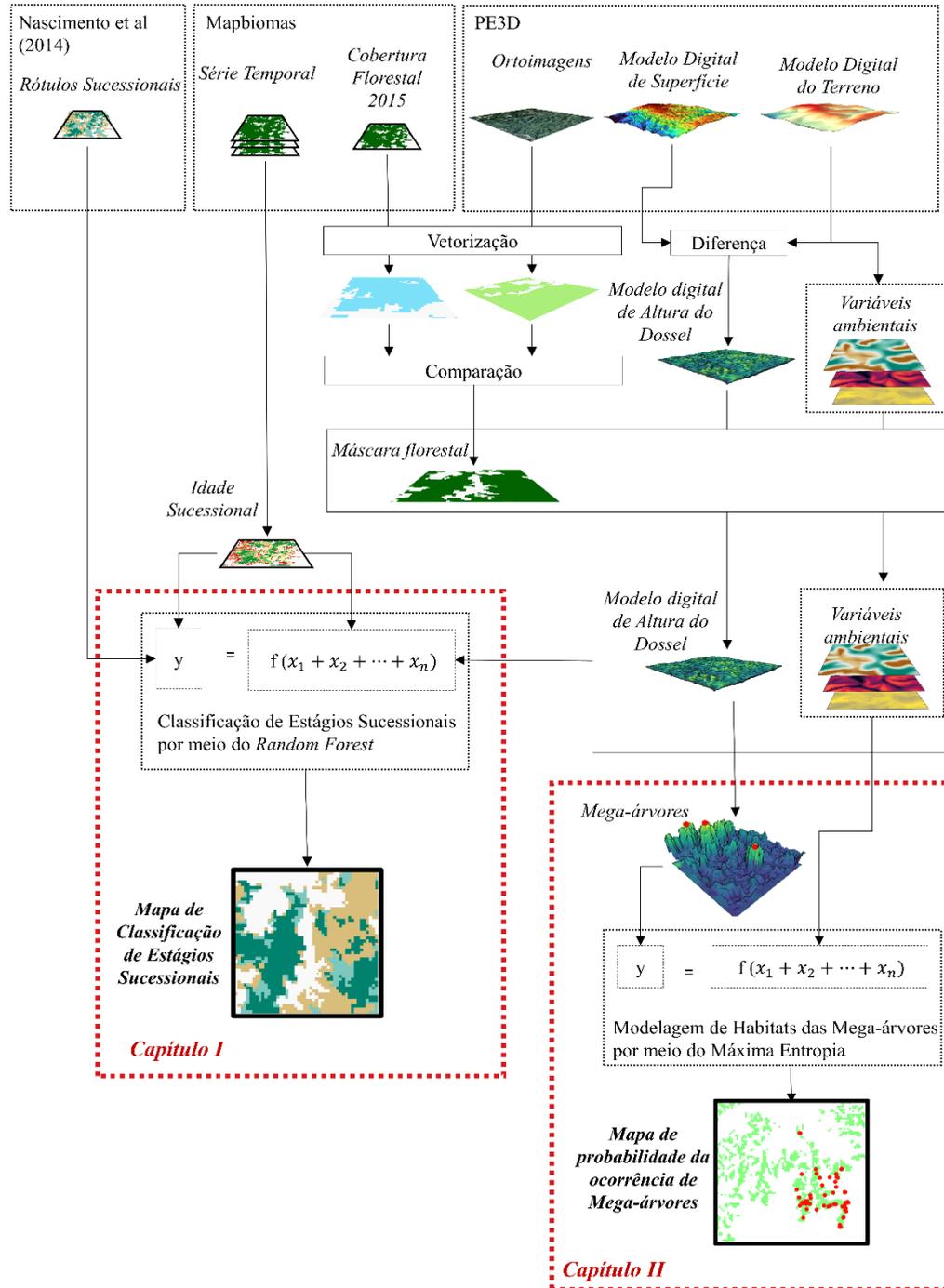
Isoladas apenas a classe de *Floresta*, objeto de interesse desta pesquisa, utilizou-se como referência o ano de 2015 (ano de aquisição dos dados PE3D). Então, o *raster* da cobertura Florestal (classe *Floresta*) do ano de 2015 foi vetorizado (Figura 7).



**Figura 7.** Cobertura florestal vetorizada a partir da classe *Floresta*, ano 2015 (MapBiomas), da área de estudo, inserida na Mata Atlântica Pernambucana.

### 3.3 METODOLOGIA GERAL

O método geral proposto nesta tese segue as etapas ilustradas na Figura 8, e descritas nas seções que seguem.



**Figura 8.** Etapas metodológicas para a investigação da estrutura vertical de uma paisagem fragmentada de Mata Atlântica pernambucana por meio de classificação dos estágios sucessionais e modelagem do habitat de Mega-árvores desta paisagem. Os destaques, em vermelho, referem-se às etapas metodológicas específicas dos Capítulos I e II, respectivamente. As demais etapas se referem a ambos os Capítulos.

### 3.3.1 Rótulos de Estágios sucessionais

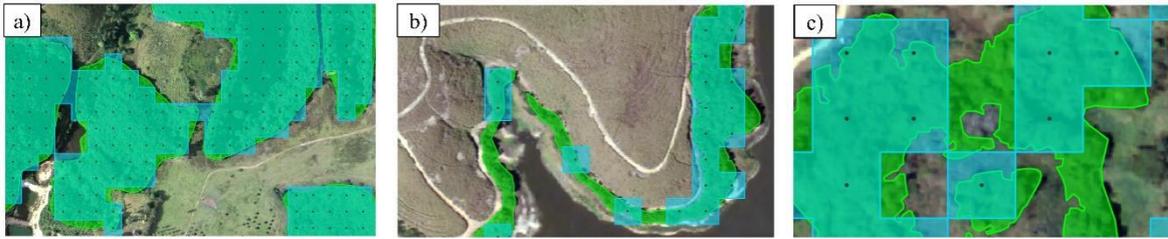
Os rótulos utilizados como referência de campo foram oriundos dos trabalhos de Nascimento *et al* (2012; 2014). Trata-se de dados vetoriais (polígonos) de referência para o estágio sucessional, obtidos em campo em pesquisas realizadas na área de estudo que fornecem o primeiro conjunto de dados de Estágios Sucessionais de Referência (*ESREF*), em três classes: *Inicial*, *Tardia* e *Madura*. Os autores realizaram a classificação dos estágios sucessionais utilizando uma abordagem que envolveu a digitalização de fotografias aéreas dos anos 1960, 1970 e 1980 (escala 1:30.000), imagens Ikonos de 2005 (escala 1:50.000) e entrevistas com moradores locais. Esse processo foi complementado pela análise da fitofisionomia, composição, estrutura, mecanismos de dispersão do dossel e subdossel de comunidades vegetais em uma cronossequência de três idades distintas: 12, 20 e 50 (ou mais) anos.

### 3.3.2 Idade sucessional

A série temporal dos dados *Mapbiomas* permitiu medir o tempo, em anos, em que determinado pixel permaneceu representando uma área florestal até o ano de 2015. Assim, estabeleceu-se a área florestal anual (entre 1985 e 2015) da área de estudo, a partir de uma variação do método proposto por Silva Jr. *ET AL.*(2021) (Ver Seção 2.2.2, Capítulo I).

### 3.3.3 Cobertura Florestal

A definição da cobertura florestal se deu a partir da comparação estatística entre a cobertura florestal vetorizada a partir das Ortoimagens (VET, PE3D) e a cobertura florestal relativo ao ano 2015 (FLO, MapBiomias). As coberturas florestais forma consideradas 88,89% coincidentes (Wilcoxon/Mann-Whitney, p-valor: 0,6995), apesar de algumas discrepâncias espaciais: (Figura 9.a) Fragmentos próximos se ‘uniram’ diminuindo o número de fragmentos; fragmentos delgados se ‘separaram’, aumentando o número de fragmentos (Figura 9.b); e, fragmentos de geometria complexa foram apresentaram erros de omissão e comissão simultaneamente (Figura 9.c).



**Figura 9.** a) Fragmentos VET próximos aparentavam se unir em FLO; b) Fragmentos VET delgados aparentavam se separar em FLO; e, por fim, c) fragmentos de geometria complexa, aparentavam erro de omissão e comissão simultaneamente. A distância ortogonal entre dois pontos pretos adjacente é de 30m, correspondente à resolução espacial do MapBiomias.

Uma vez que os vetores de cobertura florestal (PE3D e MapBiomias) se mostraram estatisticamente equivalentes se considerou, nos capítulos que sequeem, a cobertura florestal do MapBiomias como referência de cobertura florestal, usada como máscara espacial em todos os outros dados espaciais, ignorando as regiões fora de área de floresta considerada.

Os capítulos seguintes apresentam em detalhes o desenvolvimento de duas linhas: o **Capítulo I** trata da classificação de estágios sucessionais por meio do algoritmo de classificação *Random Forest* em uma paisagem afragmentada de Mata Atlântica pernambucana; e o **Capítulo II** trata sobre a modelagem do habitat das Mega-árvore por meio do algoritmo de *Máxima Entropia* na mesma paisagem.

**CAPÍTULO I**

**CLASSIFICAÇÃO DE ESTÁGIOS SUCESSIONAIS EM PAISAGEM  
FRAGMENTADA DE MATA ATLÂNTICA VIA SENSORIAMENTO  
REMOTO**

**RESUMO:** O mapeamento dos padrões espaciais dos estágios sucessionais em florestas tropicais possibilita monitorar sua condição e evolução, compreender a diversidade biológica presente e os processos de ciclagem de nutrientes, além de avaliar seu papel no sequestro e estoque de carbono e embasar estratégias de conservação e manejo sustentável. Neste estudo, focamos na distinção acurada dos estágios sucessionais em uma paisagem fragmentada do bioma Mata Atlântica em Pernambuco, Nordeste do Brasil. Para isso, utilizamos duas abordagens de sensoriamento remoto: o escaneamento a laser aerotransportado (ALS) através da tecnologia LiDAR, que permite a extração de informações sobre a altura do dossel florestal (projeto Pernambuco Tridimensional – PE3D), e uma série temporal de cobertura do solo fornecida pela Iniciativa MapBiomias. Os resultados mostraram que a altura e a textura do dossel, juntamente com a distância à borda do fragmento, desempenham um papel crucial na classificação dos estágios sucessionais. A topografia não apresentou influência significativa na classificação. O algoritmo classificador Random Forest alcançou acurácia global de 89% na classificação em três estágios sucessionais (floresta inicial, tardia e madura). A separação entre dois estágios secundários (inicial e tardia) obteve uma acurácia global de 87%, enquanto a separação entre floresta madura e secundária apresentou a maior acurácia registrada, com 97%. É importante ressaltar que esses resultados foram obtidos mediante a disponibilidade de dados de campo para rótulos sucessionais. No entanto, mesmo na ausência desses dados, recorrendo-se à idade da floresta, foi possível separar florestas maduras, ou em estágio sucessional avançado, de secundárias com uma acurácia de 79%. Esses achados destacam o potencial das técnicas de sensoriamento remoto para a classificação dos estágios sucessionais em florestas tropicais, contribuindo para uma melhor compreensão e gestão desses ecossistemas.

**Palavras-chave:** Pernambuco Tridimensional; LiDAR, MapBiomias, Sucessão Ecológica, Floresta Tropical, *Random Forest*.

**ABSTRACT:** Mapping the spatial patterns of successional stages in tropical forests allows for monitoring their condition and evolution, understanding the present biological diversity and nutrient cycling processes, as well as evaluating their role in carbon sequestration and supporting strategies for conservation and sustainable management. In this study, we focused on the accurate distinction of successional stages in a fragmented landscape of the Atlantic Forest biome in Pernambuco, Northeast Brazil. To accomplish this, we employed two remote sensing approaches: airborne laser scanning (ALS) using LiDAR technology, enabling the extraction of information on forest canopy height (Pernambuco Tridimensional Project - PE3D), and a temporal series of land cover provided by the MapBiomias Initiative. The results demonstrated that canopy height and texture, along with the distance to the fragment edge, play a crucial role in the classification of successional stages. Topography did not show significant influence on the classification. The Random Forest classifier algorithm achieved an overall accuracy of 89% in classifying the three successional stages (early, intermediate, and mature forest). The separation between the two secondary stages (early and intermediate) achieved an overall accuracy of 87%, while the separation between mature and secondary forest exhibited the highest recorded accuracy, with 97%. It is important to note that these results were obtained with the availability of field data for successional labeling. However, even in the absence of such data, relying on forest age information allowed for the separation of mature or advanced successional stage forests from secondary ones with an accuracy of 79%. These findings highlight the potential of remote sensing techniques for the classification of successional stages in tropical forests, contributing to a better understanding and management of these ecosystems.

**Keywords:** Pernambuco Tridimensional; LiDAR, MapBiomias, Ecologic Succession, Tropical Forest, *Random Forest*.

## 1 INTRODUÇÃO

Muitas das paisagens de florestas tropicais são constituídas por mosaicos de áreas de floresta primária, manchas de floresta degradadas pela exploração ou extração madeireira e por incêndios florestais (BISPO *et al.*, 2019) e áreas de florestas nativas convertidas em agropecuária e assentamentos urbanos (SCARANO, 2015). No bioma Mata Atlântica, a conversão da paisagem florestal tem suas origens na época do descobrimento, quando a colonização portuguesa aportou no Brasil (DEAN, 1996; MORELLATO; HADDAD, 2000;). Assim, os mosaicos florestais na Mata Atlântica são consequência de mais de cinco séculos de conversão das florestas contínuas em áreas fragmentadas, degradadas e de florestas regeneradas (JOLY *et al.*, 2014). Mesmo submetido a tamanho impacto, o bioma Mata Atlântica abriga cerca de 2420 vertebrados e 20 mil espécies de plantas, com alto grau de endemismo (MITTERMEIER *et al.*, 2011). Os altos graus endemismo e percentual de redução tornam este bioma um *hotspot* de biodiversidade (LAURANCE, 2009).

As paisagens florestais modificadas podem apresentar gradientes sucessionais com florestas em diferentes estágios de regeneração (NYIRAMBANGUTSE *et al.*, 2017). As florestas tropicais primárias podem ser definidas pela preservação de sua condição original (CHOKKALINGAM; DE JONG, 2001) e alta biodiversidade, caracterizada por um dossel denso e estratificado com várias camadas de sub-bosque (BISPO *et al.*, 2019), o que restringe a entrada de luz impedindo a existência de vegetação densa próxima ao solo. Já as florestas formadas por crescimento florestal secundário posterior ao abandono de áreas de agropecuária são conhecidas como florestas secundárias (ARROYO-RODRÍGUEZ *et al.*, 2017). Nessas, pela falta de um dossel denso, mais luz atinge o solo permitindo o desenvolvimento de vegetação densa próximas ao terreno (BISPO *et al.*, 2019). Nestes casos, a cobertura florestal secundária constitui um mosaico heterogêneo de biomassa, diversidade e composição de espécies (ROZENDAAL *et al.*, 2019). Com o passar do tempo, a maior parte do dossel de florestas secundárias é ocupada predominantemente por árvores de sucessão tardia, o que aumenta a complexidade da estrutura vertical da floresta (RUIZ-JAEN; POTVIN, 2011).

A estrutura florestal está relacionada a uma ampla variedade de processos e serviços ecossistêmicos particularmente influenciados pela estrutura vertical do dossel (FALKOWSKY *et al.*, 2009), e pode ser quantificada pelas estimativas de componentes estruturais, tais como índice de área foliar (CLARK *et al.*, 2008), biomassa acima do solo (COOPS *et al.*, 2007), área basal (SAATCHI *et al.*, 2007), DAP (Diâmetro à Altura do Peito), idade e altura do dossel (LU *et al.*, 2003). Destaca-se a altura do dossel por estabelecer alta correlação com biomassa acima

do solo (FELDPAUSCH *et al.*, 2011), DAP (FELDPAUSCH *et al.*, 2012) e área basal (BANIN *et al.*, 2012).

Para quantificar os processos ecológicos, a classificação de estágios sucessionais deve estar embasada na dinâmica do desenvolvimento florestal (O'HARA *et al.*, 1996). Técnicas tradicionais de inventário florestal permitem avaliar em campo o estágio sucessional da floresta. Contudo, abordagens convencionais de campo são limitadas em sua capacidade de caracterizar a estrutura vertical das florestas em vastas paisagens com diferentes condições ambientais e composição florística (ZHU *et al.*, 2018). De forma complementar, dados oriundos de Sensoriamento Remoto (SR) têm sido utilizados para mapear a regeneração florestal (ALMEIDA *et al.*, 2019). Porém, imagens multiespectrais de SR possuem capacidade limitada de penetração no dossel florestal (PINAGÉ; MATRICARDI, 2015) e nas nuvens (PRUDENTE *et al.*, 2020), fazendo com que as alterações na estrutura da floresta sejam pouco perceptíveis.

Uma vez que a sucessão florestal é um processo tridimensional (FALKOWSKY *et al.*, 2009), a representação bidimensional do espaço contida em uma imagem limita a detecção de mudanças sucessionais (HICKEY *et al.*, 2019). As limitações dos sensores multiespectrais (passivos) acarretaram na diminuição dos estudos envolvendo essas imagens de sensores passivos (ópticas) (BERGEN; DRONOVA, 2007) e aumentaram com o uso de sensores ativos (BISPO *et al.*, 2019) na classificação de estágios sucessionais.

Uma alternativa aos sensores multiespectrais é o escaneamento a *laser* aerotransportado (*Airborne Laser Scanning - ALS*), baseado na tecnologia *LiDAR (Light Detection And Ranging)*, na qual uma nuvem de pontos georreferenciada (latitude, longitude e altitude) é gerada a partir do registro dos pulsos *laser* que, ao interagir com a superfície de objetos, retornam ao sensor. Desta forma, os múltiplos retornos registrados permitem a obtenção de dados da estrutura física da floresta (horizontal e vertical) identificando feições que estão abaixo da copa, como os elementos do sub-bosque e a superfície do terreno (ALMEIDA *et al.*, 2019). A caracterização vertical do dossel em diferentes tipos de florestas tem se apoiado na utilização de dados oriundos de sensores remotos. Estudos recentes realizaram a integração LiDAR com dados de radar para extração de perfis de altura de dossel (ZHU *et al.*, 2018) com imagens hiperespectrais para o monitoramento de florestas restauradas (ALMEIDA *et al.*, 2021). Os elementos texturais do dossel florestal em diferentes estágios sucessionais podem refletir parte da configuração espacial do dossel de uma floresta, permitindo que seja inferido o grau de degradação desta floresta (BOURGOIN *et al.*, 2020) e estudada a influência do ambiente no dossel florestal em paisagens boreais (MAO *et al.*, 2019).

Para além do dossel florestal, a topografia influencia fortemente a floresta (CHAMECKI

*et al.*, 2020), pois molda a estrutura, a composição e a função de paisagens florestais tropicais (JUKER e *et al.*, 2018), e direciona o padrão vegetal em mosaicos de manchas florestais na paisagem (ALEXADER; DEÁK; HEILMEIER, 2016). Os Modelos digitais de superfícies a partir de nuvens de pontos vêm sendo utilizados para caracterização de estágios sucessionais em florestas tropicais (BERVEGLIERI *et al.*, 2018).

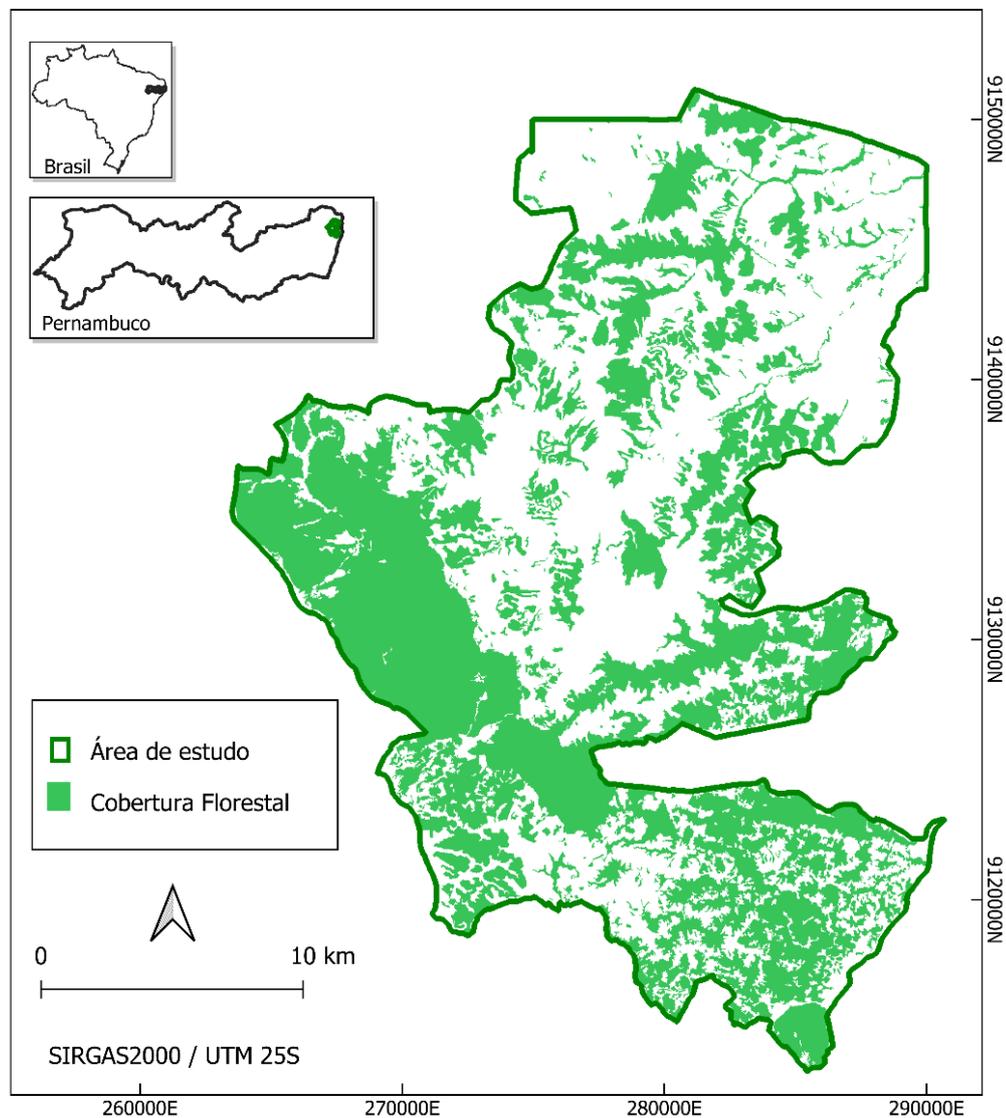
A modelagem de processos ecológicos tem sua precisão afetada diretamente pela heterogeneidade das florestas (HALL *et al.*, 2006). Neste contexto, o *Random Forest* é um método de Aprendizado de Máquina (BREIMAN, 2001) comprovadamente vantajoso no mapeamento da altura do dossel (AHMED *et al.*, 2015), insensível a ruídos, não requer presunção de normalidade na distribuição dos dados (DA SILVA *et al.*, 2020), capaz de lidar com dados de múltiplos atributos (VENIER *et al.*, 2019) e em diferentes escalas espaciais (JIN *et al.*, 2018). O algoritmo *Random Forest* ainda é capaz de selecionar as variáveis mais importantes para o modelo de classificação pretendido (MILTIADOU *et al.*, 2020). Esse algoritmo foi aplicado por Falkowsky *ET AL.*(2009) na classificação sucessional de seis estágios sucessionais de florestas coníferas a partir de dados *LiDAR* e dados de campo, com acurácia > 95%. Martin e Valeria (2022) classificaram com taxa de acerto > 95% entre florestas boreais madura e secundária. O *Random Forest* obteve acurácia superior a 83% na classificação de nove classes de sucessão e degradação florestais a partir de dados de *RADAR (Radio Detection And Ranging)* na Amazônia brasileira (WIEDERKEHR *et al.*, 2020).

Diante do exposto, este trabalho teve como objetivo classificar os estágios sucessionais em uma paisagem florestal fragmentada de Mata Atlântica, por meio do algoritmo de aprendizado de máquina *Random Forest*, considerando a presença e ausência de dados de campo. Assim, buscou-se: i) determinar as variáveis mais influentes na classificação de estágios sucessionais da floresta (estrutura do dossel, configuração do terreno e idade da floresta) e quantificar as respectivas importâncias; ii) selecionar o modelo de classificação sucessional mais acurado; e, por fim, iii) gerar mapas de classificação do estágio sucessional na paisagem estudada.

## 2 MATERIAL E MÉTODOS

### 2.1 ÁREA DE ESTUDO

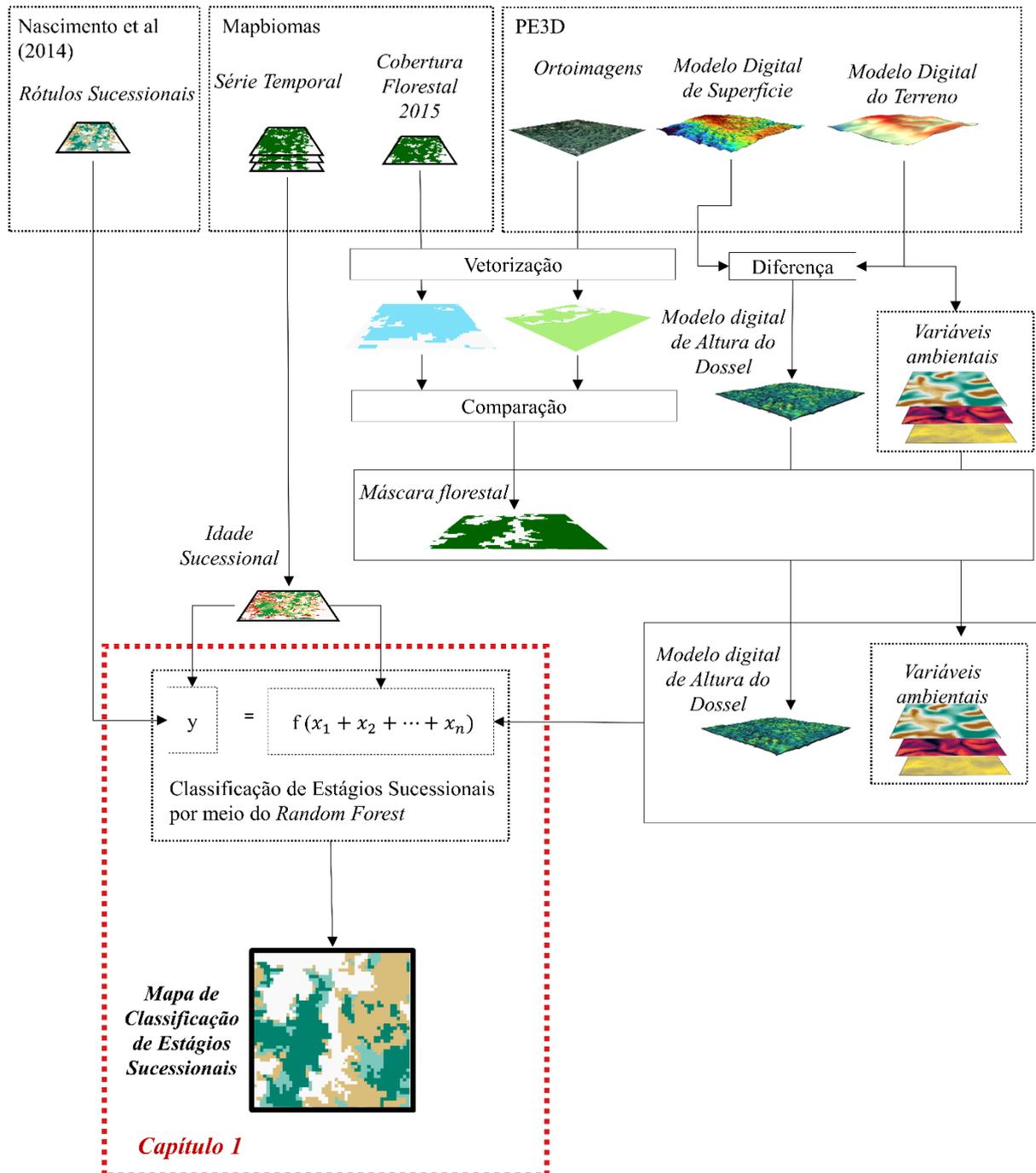
A paisagem estudada ocupa 54.818,16 hectares (ha) com 46% de cobertura florestal (Figura 10), abrangendo municípios da região metropolitana do Recife e adjacências, em Pernambuco, Nordeste do Brasil. A descrição de geologia, relevo clima e histórico é detalhada no item “Área de Estudo”, p. 30. A área pesquisada representa uma paisagem típica da região costeira do Nordeste ao norte do Rio São Francisco, caracterizada majoritariamente por agropecuária, com predominância da cultura de cana-de-açúcar, áreas urbanas e fragmentos de Mata Atlântica (Floresta Ombrófila Densa de Terras Baixas) (RANTA *et al.*, 1998; TRINDADE *et al.*, 2008).



**Figura 10.** Localização da área de estudo, inserida na Mata Atlântica do estado de Pernambuco, Brasil.

## 2.2 MÉTODOS

O método aqui proposto segue as etapas ilustradas na Figura 11, e descritas nas seções que seguem.



**Figura 11.** Etapas metodológicas para a classificação dos estágios (idades) sucessionais em fragmentos de Mata Atlântica, Pernambuco, Brasil.

### 2.2.1 Base de dados espaciais

A base de dados espaciais utilizados nesta pesquisa deriva de três diferentes fontes:

- i) Dados matriciais (*rasters*) da série temporal anual da cobertura florestal da paisagem entre os anos de 1985 a 2015, com resolução espacial de 30 m, oriundos da iniciativa *MapBiomass* (ROSA *et al.*, 2021);
- ii) Modelo Digital de Superfície e Modelo Digital de Terreno, com resolução espacial de 1 m, oriundo do Projeto Pernambuco Tridimensional (PE3D; CIRILO *et al.*, 2015), reamostrados para 30 m; e
- iii) Dados vetoriais (polígonos) de referência para o estágio sucessional, obtidos em campo em trabalhos realizado na área de estudo (NASCIMENTO *et al.*, 2012; 2014) que fornecem o primeiro conjunto de dados de Estágios Sucessionais de Referência (*ESREF*), em três classes: *Inicial*, *Tardia* e *Madura*.

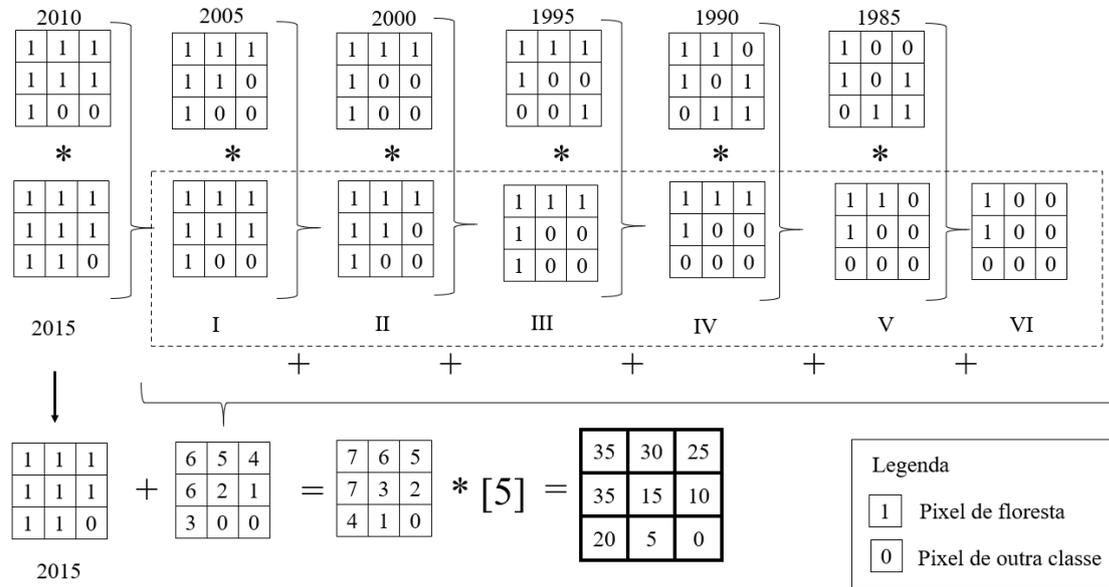
### 2.2.2 Idade sucessional a partir da série temporal da cobertura florestal

A série temporal dos dados *Mapbiomas* permitiu medir o tempo, em anos, em que determinado pixel permaneceu representando uma área florestal até o ano de 2015. Assim, estabeleceu-se a área florestal anual (entre 1985 e 2015) da área de estudo. Estes dados contemplam informações de cinco classes de cobertura de solo: Floresta, Formação Natural não Florestal, Agropecuária, Área não vegetada (contém infraestrutura urbana), e Corpos d'água. A classe Floresta foi separada das demais uma vez que esse trabalho se restringe à cobertura florestal. Sendo assim, 31 *rasters* da cobertura florestal entre os anos de 1985 e 2015 foram utilizados para o cálculo da *Idade sucessional*.

O processo de geração dos rótulos de Estágio Sucessional a partir do *MapBiomass* (*ESMB*), e proposto por Silva Júnior *ET AL.*(2020), permitiu alterar o intervalo entre anos considerados. Foi então detectada a intersecção de cada *raster* com o anterior, desde o ano mais recente (2015) até o mais antigo (1985). As intersecções foram combinadas (somadas) resultando em um único *raster*, que, multiplicados por um determinado valor de intervalo entre *rasters*, resultou em um *raster* em no qual cada pixel registra o tempo, em anos, em que foi ocupado continuamente por floresta.

Para atenuar o efeito de oscilação da área anual em relação à tendência geral registrada nos dados de cobertura florestal, foram definidas sete classes de Idades sucessionais com intervalo de cinco anos: menor ou igual a cinco anos, ( $\text{idade} \leq 5$ ); maior que cinco e menor ou igual a 10 anos, ( $\text{idade} > 5 \leq 10$ ); maior que 10 e menor ou igual a 15 anos, ( $\text{idade} > 10 \leq 15$ ); maior

que 15 e menor ou igual a 20 anos, (idade  $>15 \leq 20$ ); maior que 20 e menor ou igual a 25 anos, (idade  $>20 \leq 25$ ); maior que 25 e menor ou igual a 30 anos, (idade  $>25 \leq 30$ ); e, por fim, maior que 30 anos (idade  $>30$ ). O processo iterativo da geração dos rótulos *ESMB* a partir do raster de *Idade sucessional* é ilustrado na Figura 12.



**Figura 12.** Modelo conceitual do método utilizado para o cálculo do *raster Histórico/Idade sucessional*.

O processo de geração do histórico florestal a partir de dados históricos de cobertura do solo pode ser definido matematicamente pela equação 1.

$$\text{Histórico} = (f_1 * f_2 (1 + f_3 * (1 + f_4 * (1 + f_5 * (1 + f_6 * (1 + f_7)))))) + f_1) * 5 \quad (\text{eq. 1})$$

O modelo matemático generalizado deste processo é descrito formalmente pelas equações 2 e 3.

$$P(x) = \prod_{k=1}^{x+1} f_k \quad (\text{eq. 2})$$

$$S(n) = [f_1 + \sum_{j=1}^n P(x)] * i \quad (\text{eq. 3})$$

Em que:

$f_k$  é cada uma das épocas consideradas;

$P(x)$  é a função que define os produtos (interseções) entre  $x + 1$  épocas consecutivas;

$S(n)$  é a função que define o histórico em anos de cada pixel da floresta;

$n$  é o número de anos considerados; e,  
 $i$  é o intervalo em anos entre duas épocas consecutivas.

### 2.2.3 Modelo Digital de Altura do Dossel (MDAD)

O Modelo Digital de Altura do Dossel (MDAD) foi obtido pela subtração entre o Modelo Digital de Superfície (MDS) e o Modelo Digital do Terreno (MDT), oriundos do projeto Pernambuco Tridimensional, de maneira a retirar o efeito do relevo, isolando-se as métricas do dossel florestal. Assim, variáveis relativas às estatísticas descritivas, bem como descritores de textura do dossel florestal foram extraídas do MDAD.

### 2.2.4 Rótulos de Estágios sucessionais

Os rótulos que definiram as classes alvo de uma classificação de estágios sucessionais neste estudo foram derivados de duas fontes:

- i) O *raster* de *Idade Sucessional* das florestas da região foi reclassificado em três classes de acordo com a proposta apresentada por Souza Jr. *ET AL.* (2020), na forma que segue: *Inicial*, pixels com até 15 anos de Floresta; *Tardia*, pixels entre 15 e 30 anos de floresta; e, *Madura*, acima de 30 anos de floresta. A esse conjunto de dados derivados dos *raster MapBiomias* deu-se o nome de *ESMB*.
- ii) Os rótulos de estágios sucessionais de referência (*ESREF*), no qual os vetores de referência (seção 2.2.1.i) foram convertidos para o formato matricial (*raster*) forneceram o primeiro conjunto de dados classes de estágios sucessionais separados em três classes: *Inicial*, *Tardia* e *Madura*.

### 2.2.5 Variáveis ambientais

Para investigar os fatores que influenciam na classificação do estágio sucessional de floresta na paisagem em estudo, inicialmente foram considerados dois grupos de variáveis: grupo *Terreno* e grupo *Dossel*, derivados respectivamente de *MDT* e *MDAD*. Uma vez que a topografia influencia fortemente a estrutura florestal (CHAMECKI *et al.*, 2020), foram definidas três variáveis derivadas do MDT, o grupo *terreno*: *Tempo de Insolação* (*IST*; horas.dia<sup>-1</sup>), *Declividade* (*SLP*, %) e *Índice Topográfico de Posição* (*TPI*; adimensional). Esses índices, e outros, são descritos e referenciados na seção 2.2.4 do Capítulo II. Diante de uma indefinição da distância de influência dos efeitos de borda em uma paisagem fragmentada de

Mata Atlântica (RANTA *et al.*, 1998), foi gerado um *raster* de distância até a borda, para cada fragmento considerado, no qual cada pixel registra a própria distância até a borda mais próxima do fragmento ao qual pertence.

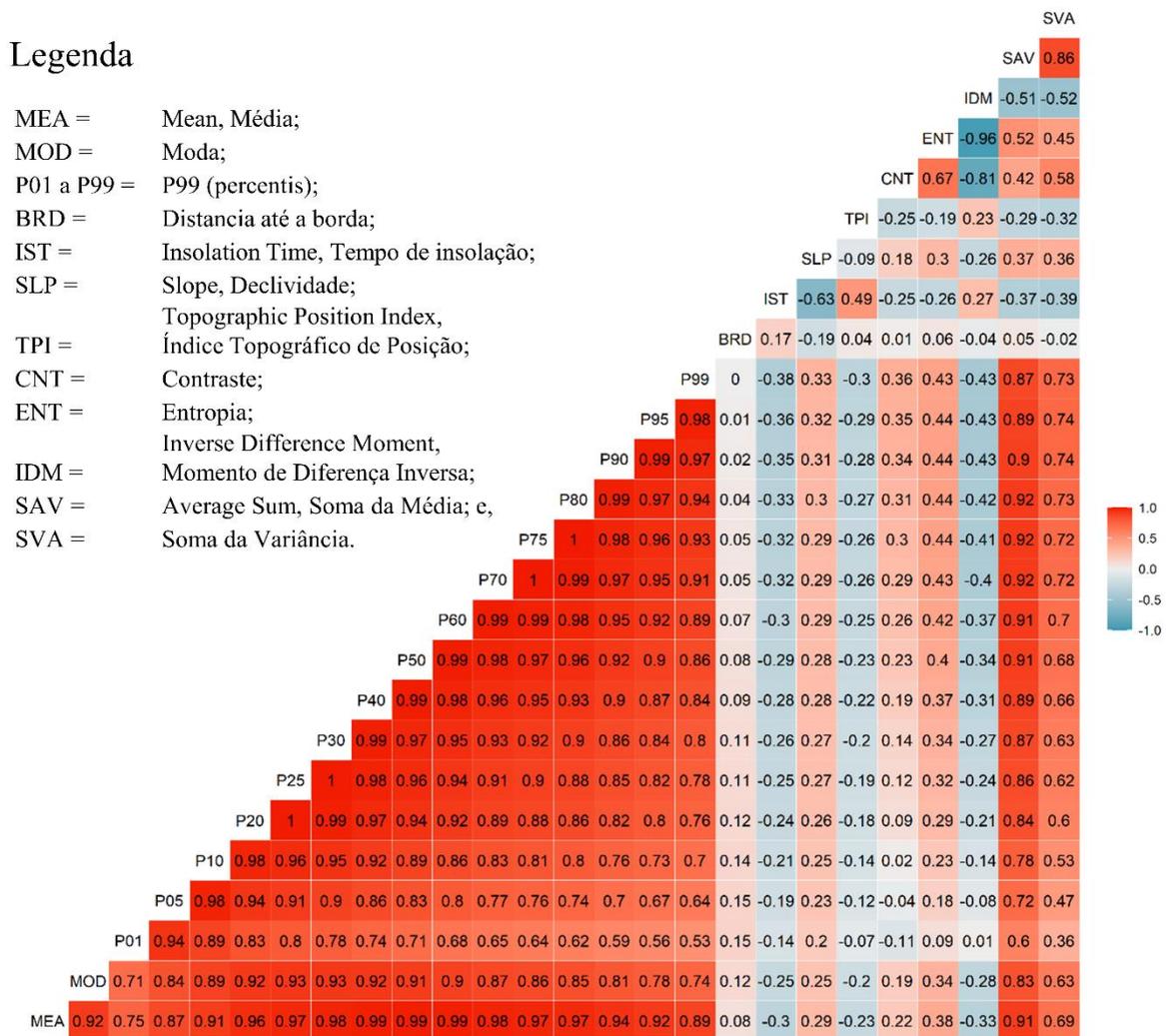
O grupo dossel se decompõe em três subgrupos: *Descritivas*, *Percentis* e *Textura*. O subgrupo *Descritivas* é composto pelas seguintes estatísticas descritivas: *Desvio médio absoluto*, *Coefficiente de Variação*, *Intervalo interquartil*, *Média* e *Moda*. O subgrupo dos *Percentis* é composto pelos percentis: 1,5;10; 20; 25; 30; 40; 50; 60; 70; 75; 80; 90; 95 e 99. Assim, foram extraídas 19 variáveis que têm se provado úteis na caracterização da estrutura florestal (HUDAK *et al.*, 2008; FALKOWSKI *et al.*, 2009), das quais cinco são descritivas básicas e 15 são percentis. As métricas de textura são calculadas a partir da Matriz de coocorrência de níveis de cinza (GLCM - *Grey Level Co-occurrence Matrix*) do MDAD (HARALICK *et al.*, 1973). Foram então extraídos seis descritores de textura de segunda ordem relativas ao dossel florestal (HALL-BEYER, 2017) para compor o grupo *Textura*: *Energia* (Uniformidade), *Contraste* (Dissimilaridade), *Entropia*, *Momento Inverso da Diferença inversa* (Homogeneidade), *Média* e *Variância* da GLCM. São ditas descritores de textura de segunda ordem aquelas variáveis calculadas considerando as relações espaciais com os pixels adjacentes (OZDEMIR; DONOGHUE, 2013).

Cada variável ambiental é representada por um *raster* de resolução espacial 30 metros (900 m<sup>2</sup>), de maneira compatível com os dados de cobertura do solo dos *rasters* *MapBiomass*. A Tabela 1 apresenta as variáveis analisadas, separadas por grupos e subgrupos. Em seguida foram analisadas as correlações entre as variáveis analisadas, visando excluir aquelas variáveis com correlação maior que 0.80 com outras. Foram excluídas 18 variáveis por alta correlação: *MEA*, *MOD*, *P05*, *P10*, *P20*, *P25*, *P30*, *P40*, *P50*, *P60*, *P70*, *P75*, *P80*, *P90*, *P95*, *CNT*, *IDM* e *SAV* (Figura 13). Mantiveram-se, portanto, oito variáveis: *P01*, *P99*, *BRD*, *IST*, *SLP*, *TPI*, *ENT* e *SVA*.

**Tabela 1.** Variáveis ambientais, separadas em dois grupos: dossel (descritivas, percentis, textura) e terreno.

<b>Métricas extraídas do MDAD e do MDT</b>			
<b>Grupo</b>	<b>Subgrupo</b>	<b>Código</b>	<b>Descrição</b>
	Descritivas	MEA	Média ( <i>Mean</i> )
		MOD	Moda
	Dossel	<b>P01</b>	<b>Percentil 1</b>
		P05	Percentil 5
		P10	Percentil 10
		P20	Percentil 20
		P25	Percentil 25
		P30	Percentil 30
		P40	Percentil 40
		P50	Percentil 50
		P60	Percentil 60
		P70	Percentil 70
		P75	Percentil 75
		P80	Percentil 80
		P90	Percentil 90
	P95	Percentil 95	
		<b>P99</b>	<b>Percentil 99</b>
	Textura	ENG	Energia (Uniformidade)
		CNT	Contraste (Dissimilaridade)
		<b>ENT</b>	<b>Entropia</b>
		IDM	Momento de Diferença Inversa ( <i>Inverse Difference Moment</i> )
		SAV	Soma da Média ( <i>Average Sum</i> ) da <i>GLCM</i>
		<b>SVA</b>	<b>Soma da Variância da <i>GLCM</i></b>
		<b>IST</b>	<b>Tempo de insolação (horas.dia-1)</b> ( <i>Insolation Time</i> )
Terreno		<b>SLP</b>	<b>Declividade (<i>Slope</i>; %)</b>
		<b>TPI</b>	<b>Índice Topográfico de Posição</b> ( <i>Topographic Position Index</i> )
		<b>BRD</b>	<b>Distância até a borda do fragmento (m)</b>

*GLCM* = Matriz de Coocorrência de Níveis de Cinza (*Grey Level Co-occurrence*)



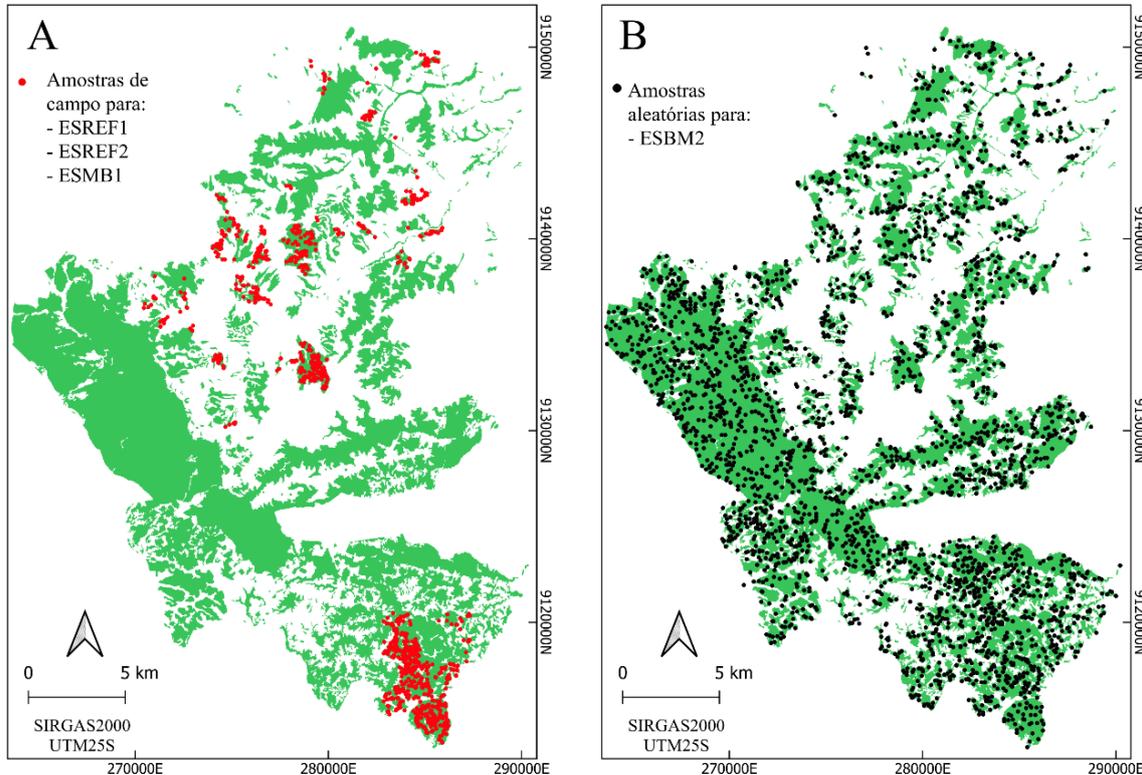
**Figura 13.** Correlograma entre as variáveis analisadas.

## 2.2.6 Classificação dos estágios sucessionais utilizando Random Forest

Os rótulos *ESMB* foram subdivididos em duas categorias: *ESMB1*, cuja idade florestal coletada coincide espacialmente com as amostras de referência de campo (NASCIMENTO *et al.*, 2012; 2014); e, *ESMB2*, cuja idade florestal foi coletada aleatoriamente na cobertura florestal da paisagem, sem correspondência com os dados de referência de campo *ESREF*, a fim de verificar o desempenho da classificação dos estágios sucessionais na ausência de dados de referência.

Para o conjunto de dados *ESREF*, além da classificação com as variáveis selecionadas (*ESREF1*), gerou-se uma segunda classificação incluindo, na lista de variáveis, a *Idade sucessional* (em anos), para verificar a influência da “idade” do pixel na classificação do estágio sucessional (*ESREF2*).

Portanto, quatro conjuntos de rótulos foram utilizados para a classificação de estágio sucessional (*ESMB1*, *ESMB2*, *ESREF1* e *ESREF2*), cuja distribuição espacial é apresentada na Figura 14.



**Figura 14.** Distribuição espacial das amostras utilizadas nos rótulos: A) em vermelho, amostras de referência de campo utilizadas nos rótulos *ESREF1*, *ESREF2* e *ESMB1*; B) em preto, amostras aleatórias de campo utilizada nos rótulos *ESMB2*.

A partir do algoritmo *Random Forest*, foi realizada a classificação de três estágios sucessionais: *Inicial*, *Tardia* e *Madura*, usando histórico de cobertura do solo a partir dos rasters *MapBiomass* (*ESMB1* e *ESMB2*) e os rótulos referência de campo (*ESREF1* e *ESMB2*). Os resultados de classificação de estágios sucessionais com os quatro grupos de rótulos (*ESMB1*, *ESMB2*, *ESREF1* e *ESREF2*), bem como as três configurações de estágios sucessionais (*Inicial*, *Tardia* e *Madura*; *Inicial* e *Tardia*; e, *Secundária* e *Madura*) foram realizadas por meio do algoritmo *Random Forest* utilizando 100 árvores de decisão.

Para avaliar a importância relativa de cada variável considerada, foi utilizada a importância de Gini, que avalia a cada árvore de decisão do algoritmo *Random Forest*, a contribuição de cada variável para a redução das impurezas (BRIEMAN, 2001). Para avaliar a concordância entre as classes, utilizou-se o índice Kappa (LANDIS; KOCH, 1977). Este índice varia entre -1 e 1, e sua interpretação é exposta na Tabela 2.

**Tabela 2.** Interpretação índice de concordância Kappa (LANDIS; KOCH, 1977)

<b>Valores de Kappa</b>	<b>Interpretação</b>
< 0,00	Concordância insignificante
0,00 a 0,20	Concordância fraca
0,21 a 0,40	Concordância razoável
0,41 a 0,60	Concordância moderada
0,61 a 0,80	Concordância forte
0,81 a 1,00	Concordância quase perfeita

### 2.3 ANÁLISES DOS DADOS

Os processamentos de geração dos rasters de *Idade sucessional* (YRS), Rótulos *ESMB* e do *MDAD* foram realizados com software R versão 4.2.2 (R DEVELOPMENT CORE TEAM, 2022), no ambiente RStudio 9.2 (RSTUDIO TEAM, 2022) a partir do pacote *raster* 3.6-3 (HIJMANS *et al.*, 2013), A extração das variáveis ambientais: tempo diário de insolação (IST) e Índice Topográfico de Posição (*TPI*), foram realizadas no SAGA 8.5.1 (CONRAD *et al.*, 2015); a distância até a borda (*BRD*) e a declividade (*SLP*) foram computadas no QGIS 3.28.5 (QGIS DEVELOPMENT TEAM, 2022). As variáveis da textura do dossel foram geradas no GRASS 7.8.7 (GRASS DEVELOPMENT TEAM, 2022). As variáveis descritivas e percentis foram extraídas do *MDAD* por meio do software FUSION/LDV (MCGAUGHEY, 2018).

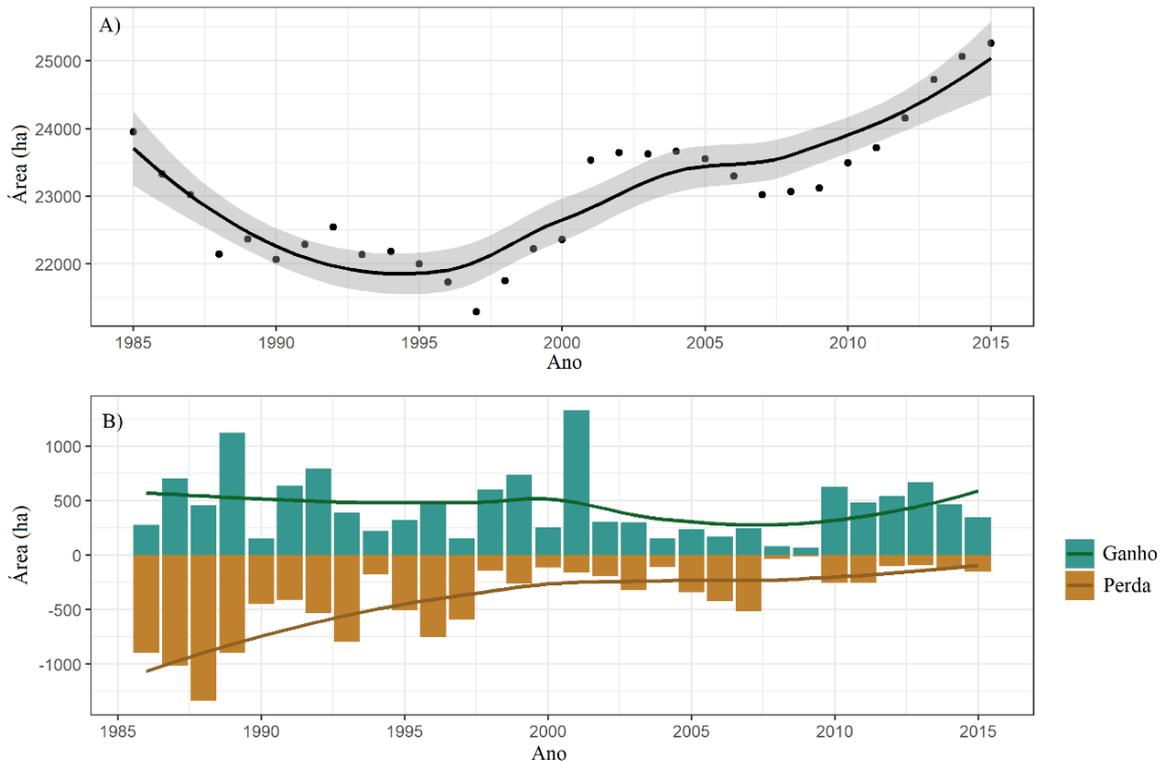
A seleção de variáveis e a classificação dos estágios sucessionais utilizando Random Forest, foi realizada no ambiente RStudio 9.2 (RSTUDIO TEAM, 2022) por meio dos pacotes: *rgdal* 1.6-2 (BIVAN; KEITT; ROWLINSON, 2022), *randomForest* (LIAW; WIENER, 2022) e *caret* 6.0-93 (KUHN, 2022). Todos os mapas foram confeccionados em ambiente QGIS 3.28.5 (QGIS DEVELOPMENT TEAM, 2022).

## 3 RESULTADOS

### 3.1 SÉRIE TEMPORAL, RÓTULOS E IDADE SUCESSIONAL A PARTIR DOS DADOS DO MAPBIOMAS

A série temporal dos dados *Mapbiomas* permitiu medir o tempo, em anos, em que determinado pixel permaneceu representando uma área florestal até o ano de 2015. Assim, estabeleceu-se a área florestal anual (entre 1985 e 2015) da área de estudo. A Figura 15.A permite acompanhar a dinâmica da cobertura florestal da área de estudo, em hectares. No intervalo de 1985 a 1995, percebe-se uma tendência decrescente da área de cobertura florestal

da paisagem, seguido por um trecho de tendência crescente (1995 a 2005). Após 2005, nota-se uma constância na tendência de cobertura florestal entre os anos de 2006 e 2008, quando a área florestal voltou a crescer, continuando assim até 2015.



**Figura 15.** Mudanças na cobertura florestal em uma paisagem de Mata Atlântica em Pernambuco, Brasil, entre os anos de 1985 e 2015. **A)** Dinâmica da cobertura florestal (em hectares) e **B)** Quantificação de perda (desmatamento) e ganho florestal (regeneração), em hectares da paisagem estudada. Os pontos pretos indicam o valor da área em hectares. A linha preta representa a tendência observada nos dados. A região cinza indica o erro padrão; as barras verticais indicam a área, em hectares, de perda (marrom) e ganho (verde). As linhas escuras marrom e verde representam as tendências de perda e ganho, respectivamente.

Ao se analisar, separadamente, a dinâmica da perda (desmatamento) e ganho (regeneração) florestal (Figura 6.B), entre os anos de 1985 e 2000, observou-se uma diminuição na tendência de desmatamento na paisagem, a uma taxa de aproximadamente 220 ha/ano. No mesmo período, a taxa de regeneração florestal anual (ganho) se manteve constante (~510 ha/ano). A tendência de regeneração florestal da área só superou a tendência do desmatamento no ano de 1995 (Figura 15A), quando teve início um trecho crescente da curva de tendência, até o ano de 2005; a partir daí, as curvas de tendência de perda e ganho florestal se mantiveram

constantes até 2008. A dinâmica florestal a partir do ano de 2008 apresenta comportamento ascendente na curva de tendência na área florestal da paisagem estudada (Figura 15A) refletido pelo balanço positivo de ganho e perda (Figura 15B).

Apesar de existir uma tendência crescente de cobertura florestal nos últimos sete anos (2008 a 2015) do período analisado, destaca-se que o ganho florestal é totalmente composto de floresta em estágio sucessional inicial, enquanto a perda florestal é composta, possivelmente, de florestas maduras ou em estágio avançado de desenvolvimento. Isso é facilmente visualizado a partir da definição das *Idades sucessionais* em classes com intervalo de cinco anos, pois registrou-se um maior percentual de florestas (66,23%) na classe maior que 30 anos (>30), seguido por 9,1% na classe mais jovem (idade  $\leq 5$  anos) (Tabela 3).

**Tabela 3.** Intervalos de Idade sucessional e cobertura florestal e sua porcentagem em cada idade, na paisagem analisada, em Pernambuco, Brasil.

<b>Idade Sucessional (anos)</b>	<b>Área (ha)</b>	<b>Área (%)</b>
( $\leq 5$ )	2297,43	9,10
(>5 $\leq$ 10)	740,79	2,93
(>10 $\leq$ 15)	1532,7	6,07
(>15 $\leq$ 20)	1350	5,35
(>20 $\leq$ 25)	1233,81	4,89
(>25 $\leq$ 30)	1368,9	5,42
(>30)	16719,21	66,23
<b>Total</b>	<b>25242,84</b>	<b>100</b>

### 3.2 ESTÁGIOS SUCESSIONAIS DO MAPBIOMAS (ESMB)

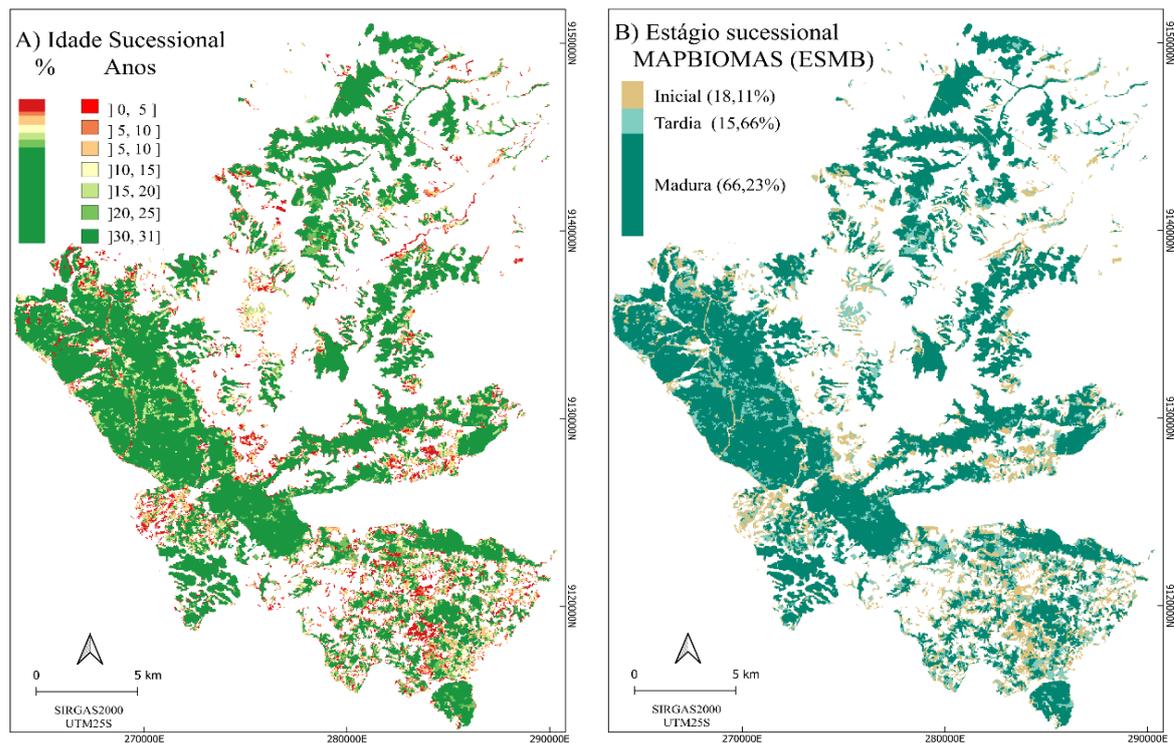
A partir da classificação das *idades sucessionais* (Figura 7A), foram definidos três estágios sucessionais com a seguinte ocupação na paisagem: **Madura** (> 30 anos) - apresentou o maior valor de cobertura florestal ocupando dois terços de toda a paisagem florestal analisada (16.719,21 ha; 66,23%), enquanto as manchas de classes **Inicial** e **Tardia** ocuparam, respectivamente, 4570,92 ha (18,11%) e 3952,71 ha (15,66%) da área florestal (Figura 7B).

A distribuição de área de cobertura por tamanho de manchas (Tabela 4) reflete uma paisagem heterogênea, apesar da presença de manchas grandes (> 200ha) na classe **Madura**. A maior parte das manchas nas três classes sucessionais (**Inicial**, **Tardia** e **Madura**),

respectivamente, 99,93%, 99,97% e 96,88%, são manchas de tamanho pequeno com área média de 1,50 ha, 0,57 ha e 0,41 ha. A floresta *Madura* é composta de poucos fragmentos grandes, enquanto as florestas das classes *Inicial* e *Tardia* se distribuem em pequenas manchas associadas, ou não, a manchas maduras. Pequenas manchas de florestas em estágio *Inicial* de sucessão cobrem juntas 4570,92 ha (18,11%) na paisagem estudada (Tabela 4). Esta análise descreve a complexidade sucessional da paisagem florestal analisada (Figura 16).

**Tabela 4.** Número de manchas (**n.º**, %), área das manchas (**Área**, %) e área média (**Média**, ha), na paisagem analisada, Pernambuco, Brasil.

Tamanho	Madura			Tardia			Inicial		
	n.º	Área	Média	n.º	Área	Média	n.º	Área	Média
Grande	0,68	61,68	792,95	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Médio	2,44	21,52	76,54	0,03	2,76	54,56	0,07	7,84	51,15
Pequeno	96,88	16,79	1,50	99,97	97,24	0,57	99,93	92,16	0,41



**Figura 16.** Cobertura florestal em uma paisagem de Mata Atlântica em Pernambuco, Brasil. **A)** *Idade sucessional*, com intervalo de classes de cinco anos; **B)** Estágios sucessionais a partir do *MapBiomias (ESMB)* em três classes sucessionais na paisagem: *Inicial* (até 15 anos), *Tardia* (idade  $> 15 \leq 30$  anos), *Madura* (idade  $> 30$  anos).

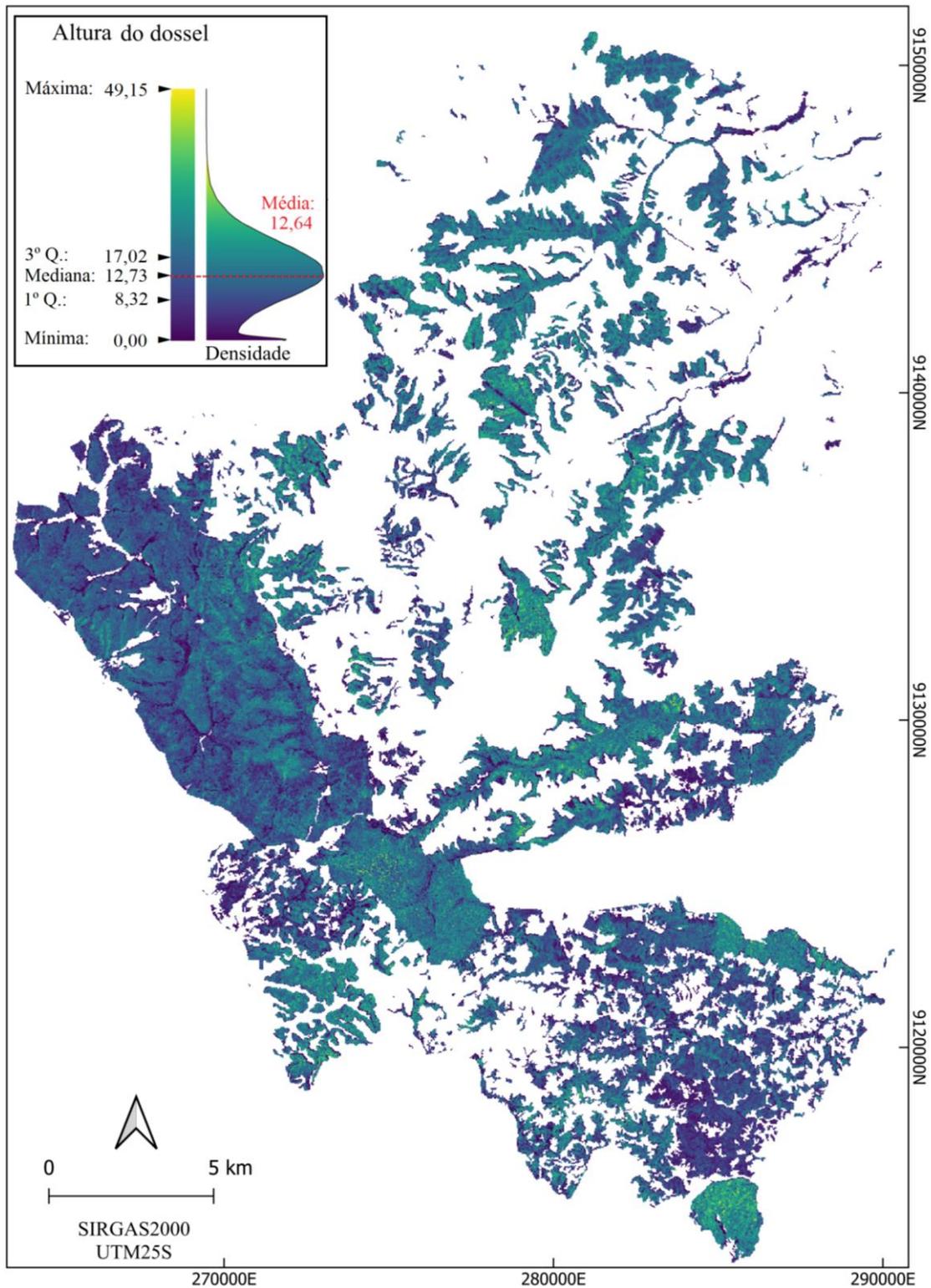
### 3.3 MODELO DIGITAL DE ALTURA DO DOSEL (MDAD)

A partir do *MDAD* (Figura 17), constatou-se que a média das alturas das árvores na

paisagem é de 12,64 m, atingindo uma altura máxima de 48,26 m. A partir do *MDAD* e do *raster* de *Idades sucessionais*, verificou-se um coeficiente de correlação (Spearman) de 0,84 entre as alturas médias do dossel e o limite superior de cada classe de *Idade sucessional* (Tabela 5). Essa forte correlação sugere que a variável *Idade sucessional* pode ser potencialmente explicativa dos estágios sucessionais na paisagem estudada.

**Tabela 5.** Classes, limite superior e altura média do dossel medida em cada intervalo de classe de Idade Sucessional, em uma paisagem de Mata Atlântica em Pernambuco, Brasil.

<b>Idade Sucessional</b>	<b>Limite superior de classe de Idade Sucessional (anos)</b>	<b>Altura Média (m)</b>
≤ 5 anos	5	6,89
> 5 e ≤ 10 anos	10	8,10
> 10 e ≤ 15 anos	15	9,29
> 15 e ≤ 20 anos	20	10,69
> 20 e ≤ 25 anos	25	10,98
> 25 e ≤ 30 anos	30	9,82
> 30	31	14,55
Coef. de Spearman	0,84	



**Figura 17.** Modelo Digital de Altura de Dossel (*MDAD*), com resolução espacial de 30m, gerado pela subtração entre o Modelo Digital de Superfície (*MDS*) e o Modelo Digital do Terreno (*MDT*) em uma paisagem de Mata Atlântica, Pernambuco, Brasil. O *MDAD* apresenta além da escala de altura média do dossel, a curva densidade de altura registradas nos pixels. A altura média do dossel, em metros, é apresentada pela linha tracejada.

### 3.4 CLASSIFICAÇÃO DOS ESTÁGIOS SUCESSIONAIS UTILIZANDO RANDOM FOREST

As assinaturas de classes das amostras de treinamento para cada uma das três classes de estágio Sucessional (*Inicial*, *Tardia* e *Madura*) em relação às variáveis (Tabela 6) revelam que a heterogeneidade da floresta aumenta conforme a sucessão florestal avança, e que o dossel de florestas *Maduras* apresenta maior estratificação, incluindo o estrato emergente. Este aumento de heterogeneidade é registrado tanto nos Estágios Sucessionais do *MapBiomias* (*ESMB*) quanto nos Estágios Sucessionais de Referência (*ESREF*).

A análise aponta valores crescentes da soma da variância (*SVA*), percentil 1 (*P01*) e percentil 90 (*P90*) para as respectivas classes (*Inicial*, *Tardia* e *Madura*). A variável *SVA* apresenta, entre as classes *Inicial* e *Tardia*, aumento de 339.31% (*ESMB*) e 779.70% (*ESREF*). O percentil 1% (*P01*) apresentou maior aumento entre *Inicial* e *Tardia* em ambos os conjuntos de dados (542,7% em *ESMB* e 362,88% em *ESREF*), do que em relação a *Tardia* e *Madura* (142,96% em *ESMB* e 265,87% em *ESREF*). A variável *P99* apresentou menor crescimento entre *Inicial* e *Tardia* em *ESMB* (42,76%) do que em *ESREF* (65.96%). Contudo, em relação a *Tardia* e *Madura*, esta ordem se inverteu (54,99% em *ESREF* e 45,23% em *ESMB*). As variáveis *IST*, *SLP*, *TPI* e *ENT* apresentaram resultados muito semelhantes, indicando a pouca influência destas na classificação de estágios sucessionais.

**Tabela 6.** Assinatura de classe para os estágios *Inicial*, *Tardia* e *Madura*, a partir das amostras de Estágios Sucessionais do *MapBiomias* (*ESMB*) e de Referência (*ESREF*) em uma paisagem de Mata Atlântica, Pernambuco, Brasil.

Dados	Classe	<i>P01</i>	<i>P99</i>	<i>BRD</i>	<i>IST</i>	<i>SLP</i>	<i>TPI</i>	<i>ENT</i>	<i>SVA</i>
<i>ESMB</i>	<i>Inicial</i>	0,47	12,69	30,00	10,83	17,89	-0,12	2,18	365,89
	<i>Tardia</i>	3,04	18,12	90,00	10,89	17,50	-0,26	2,24	1794,00
	<i>Madura</i>	7,39	26,32	150,00	10,99	16,73	-0,29	2,25	4865,00
<i>ESREF</i>	<i>Inicial</i>	0,56	10,95	60,00	10,89	17,17	0,07	2,13	212,46
	<i>Tardia</i>	2,58	18,17	60,00	10,83	18,73	-0,32	2,32	1869,00
	<i>Madura</i>	9,43	28,16	210,00	10,94	16,00	-0,02	2,27	6167,00

*P01* = Percentil 01; *P99* = Percentil 99; *BRD* = distância até a borda do fragmento; *IST* = Tempo de insolação (em horas.dia<sup>-1</sup>); *SLP* = Slope, declividade (%); *TPI* = Topographic Position Index, índice topográfico de posição; *ENT* = Entropia; e, *SVA* = Soma da Variância da matriz de coocorrência de níveis de cinza.

A partir do critério de importância de Gini, foram avaliadas três combinações de rótulos de classificação diferentes: i) Em três estágios sucessionais, *Inicial*, *Tardia* e *Madura* (Tabela

7); ii) Em dois estágios sucessionais, entre *Inicial* e *Tardia* (Tabela 8); e, iii) Em dois estágios sucessionais, entre *Madura* e *Secundária* (Tabela 9), sendo este último a união dos rótulos *Inicial* e *Tardia*.

**Tabela 7.** Importância das variáveis estudadas na classificação em três estágios sucessionais: *Inicial*, *Tardia* e *Madura*, em uma paisagem de Mata Atlântica, Pernambuco, Brasil.

<i>ESBMI</i>		<i>ESBM2</i>		<i>ESREF1</i>		<i>ESREF2</i>	
Var	Imp	Var	Imp	Var	Imp	Var	Imp
<i>P99</i>	25,13	<i>P01</i>	17,98	<i>P99</i>	32,97	<i>P99</i>	28,57
<i>SVA</i>	16,12	<i>SVA</i>	15,95	<i>SVA</i>	20,46	<i>SVA</i>	20,76
<i>P01</i>	12,52	<i>P99</i>	13,43	<i>BRD</i>	18,36	<i>BRD</i>	17,85
<i>TPI</i>	10,25	<i>BRD</i>	11,60	<i>P01</i>	8,09	<i>P01</i>	7,39
<i>SLP</i>	10,03	<i>SLP</i>	11,57	<i>TPI</i>	5,40	<i>YRS</i>	7,31
<i>BRD</i>	9,48	<i>TPI</i>	11,50	<i>SLP</i>	5,24	<i>SLP</i>	4,89
<i>ENT</i>	8,42	<i>ENT</i>	9,97	<i>ENT</i>	4,95	<i>TPI</i>	4,59
<i>IST</i>	8,04	<i>IST</i>	8,00	<i>IST</i>	4,53	<i>ENT</i>	4,57
						<i>IST</i>	4,08

Var = Variável explicativa; Imp = Importância de Gini; *ESBMI* = conjuntos de rótulos de estágios sucessionais espacialmente coincidentes com as amostras dos dados de referência de campo *ESREF*; *ESBM2* = conjunto de rótulos de estágios sucessionais selecionados aleatoriamente a partir do conjunto de dados *ESMB*; Var = lista de variáveis selecionadas; Imp (%) = Importância de Gini, em porcentagem; *P01* = Percentil 01; *P99* = Percentil 99; *BRD* = distância até a borda do fragmento; *IST* = Tempo de insolação (horas.dia<sup>-1</sup>); *SLP* = Slope, Declividade (%); *TPI* = Topographic Position Index, Índice Topográfico de Posição; *ENT* = Entropia; e, *SVA* = Soma da Variância da matriz de coocorrência de níveis de cinza; *YRS* = Years, idade da floresta (anos).

**Tabela 8.** Importância das variáveis estudadas na classificação em dois estágios sucessionais: *Inicial* e *Tardia*, em uma paisagem de Mata Atlântica, Pernambuco, Brasil.

<i>ESBMI</i>		<i>ESBM2</i>		<i>ESREF1</i>		<i>ESREF2</i>	
Var	Imp	Var	Imp	Var	Imp	Var	Imp
<i>P99</i>	17,87	<i>P01</i>	17,84	<i>SVA</i>	32,3	<i>SVA</i>	28,82
<i>SVA</i>	17,53	<i>SVA</i>	16,34	<i>P99</i>	21,8	<i>P99</i>	22,78
<i>P01</i>	16,74	<i>P99</i>	13,29	<i>ENT</i>	9,40	<i>ENT</i>	9,47
<i>TPI</i>	10,94	<i>BRD</i>	12,04	<i>SLP</i>	9,37	<i>SLP</i>	8,25
<i>SLP</i>	10,80	<i>SLP</i>	11,63	<i>P01</i>	8,65	<i>P01</i>	7,96
<i>ENT</i>	9,66	<i>TPI</i>	11,39	<i>TPI</i>	7,69	<i>IST</i>	7,48
<i>IST</i>	8,57	<i>ENT</i>	9,92	<i>IST</i>	7,47	<i>TPI</i>	7,23
<i>BRD</i>	7,89	<i>IST</i>	7,56	<i>BRD</i>	3,20	<i>YRS</i>	4,95
						<i>BRD</i>	3,07

Var = Variável explicativa; Imp = Importância de Gini; *ESBMI* = conjuntos de rótulos de estágios sucessionais espacialmente coincidentes com as amostras dos dados de referência de campo *ESREF*; *ESBM2* = conjunto de rótulos de estágios sucessionais selecionados aleatoriamente a partir do conjunto de dados *ESMB*; Var = lista de variáveis selecionadas; Imp (%) = Importância de Gini, em porcentagem; *P01* = Percentil 01; *P99* = Percentil 99; *BRD* = distância até a borda do fragmento; *IST* = Tempo de insolação (horas.dia<sup>-1</sup>); *SLP* = Slope, Declividade (%); *TPI* = Topographic Position Index, Índice Topográfico de Posição; *ENT* = Entropia; e, *SVA* = Soma da Variância da matriz de coocorrência de níveis de cinza; *YRS* = Years, idade da floresta (anos).

**Tabela 9.** Importância das variáveis estudadas na classificação em dois estágios sucessionais: *Madura e Secundária*, em uma paisagem de Mata Atlântica, Pernambuco, Brasil.

<i>ESBM1</i>		<i>ESBM2</i>		<i>ESREF1</i>		<i>ESREF2</i>	
Var	Imp	Var	Imp	Var	Imp	Var	Imp
<i>P99</i>	27,16	<i>P99</i>	17,84	<i>P99</i>	43,07	<i>P99</i>	36,18
<i>SVA</i>	17,42	<i>SVA</i>	16,34	<i>BRD</i>	28,45	<i>BRD</i>	26,99
<i>P01</i>	12,98	<i>P01</i>	13,29	<i>SVA</i>	13,26	<i>YRS</i>	11,77
<i>BRD</i>	11,57	<i>BRD</i>	12,04	<i>P01</i>	6,86	<i>SVA</i>	11,35
<i>TPI</i>	9,32	<i>SLP</i>	11,63	<i>TPI</i>	3,00	<i>P01</i>	6,64
<i>SLP</i>	8,28	<i>TPI</i>	11,39	<i>SLP</i>	2,02	<i>TPI</i>	2,41
<i>ENT</i>	6,66	<i>ENT</i>	9,92	<i>IST</i>	1,73	<i>SLP</i>	1,74
<i>IST</i>	6,61	<i>IST</i>	7,56	<i>ENT</i>	1,61	<i>ENT</i>	1,50
						<i>IST</i>	1,41

Var = Variável explicativa; Imp = Importância de Gini; *ESMB1* = conjuntos de rótulos de estágios sucessionais espacialmente coincidentes com as amostras dos dados de referência de campo *ESREF*; *ESMB2* = conjunto de rótulos de estágios sucessionais selecionados aleatoriamente a partir do conjunto de dados *ESMB*; Var = lista de variáveis selecionadas; Imp (%) = Importância de Gini, em porcentagem; *P01* = Percentil 01; *P99* = Percentil 99; *BRD* = distância até a borda do fragmento; *IST* = Tempo de insolação (horas.dia<sup>-1</sup>); *SLP* = Slope, Declividade (%); *TPI* = Topographic Position Index, Índice Topográfico de Posição; *ENT* = Entropia; e, *SVA* = Soma da Variância da matriz de coocorrência de níveis de cinza; *YRS* = Years, idade da floresta (anos).

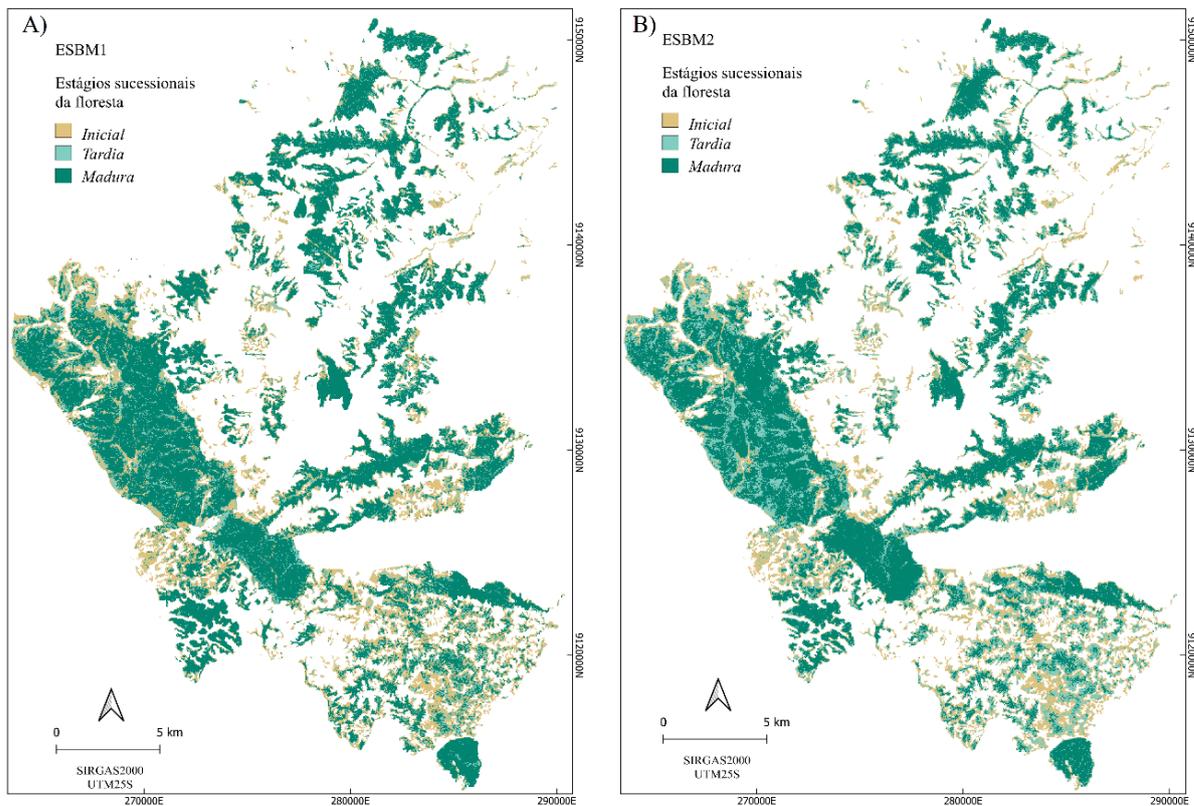
Os resultados de classificação de estágios sucessionais com os quatro grupos de rótulos (*ESMB1*, *ESMB2*, *ESREF1* e *ESREF2*) e três configurações de estágios sucessionais por meio do algoritmo *Random Forest* revelou valores mais baixos das métricas de classificação (acurácia global e Kappa), para as classificações feitas a partir dos rótulos do grupo *ESMB* (*ESMB1* e *ESMB2*, Tabela 10). As classificações feitas a partir dos rótulos *ESREF1* e *ESREF2* atingiram valores mais altos das métricas de classificação, o que indica que a classificação de estágios sucessionais apoiadas por levantamentos de campo (grupo *ESREF*) apresenta melhor desempenho.

Para três estágios sucessionais (*Inicial*, *Tardia* e *Madura*) na classificação *ESMB1*, a classe *Madura* alcançou a maior taxa de acerto (84,25%) e sua confusão com a classe *Inicial* (10,13%) superou a confusão com a classe *Tardia* (5,62%). A classe *Inicial* atingiu 83,29% de acerto, confundindo-se com a classe *Madura* em 8,79% e com a classe *Tardia* em 7,93%. A classe *Tardia* atingiu o menor percentual de acerto (20,67%) e confundiu-se com as classes *Inicial* e *Madura* em, respectivamente, 36,22% e 43,11%.

**Tabela 10.** Matriz de confusão (%) para a classificação sucessional em três estágios: *Inicial*, *Tardia* e *Madura*, em uma paisagem de Mata Atlântica, Pernambuco, Brasil.

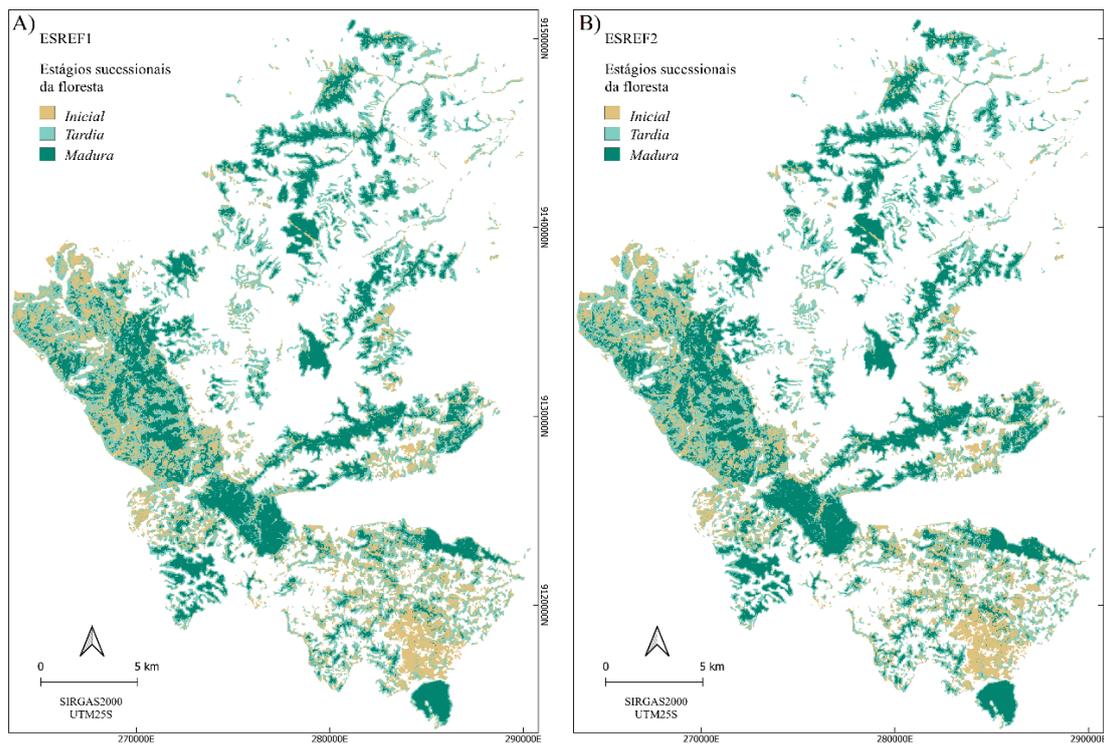
<b>Rótulos</b>	<b>Predição</b>	<b>Referência</b>		
		<i>Inicial</i>	<i>Tardia</i>	<i>Madura</i>
<i>ESMB1</i> (%)	<i>Inicial</i>	83,29	36,22	10,13
	<i>Tardia</i>	7,93	20,67	5,62
	<i>Madura</i>	8,79	43,11	84,25
		100,00	100,00	100,00
Acurácia global = 0,71; Kappa = 0,52				
<b>Rótulos</b>	<b>Predição</b>	<b>Referência</b>		
		<i>Inicial</i>	<i>Tardia</i>	<i>Madura</i>
<i>ESMB2</i> (%)	<i>Inicial</i>	70,5	31,8	8,6
	<i>Tardia</i>	22,2	41,9	22,2
	<i>Madura</i>	7,3	26,3	69,2
		100	100	100
Acurácia global = 0,61; Kappa = 0,41				
<b>Rótulos</b>	<b>Predição</b>	<b>Referência</b>		
		<i>Inicial</i>	<i>Tardia</i>	<i>Madura</i>
<i>ESREF1</i> (%)	<i>Inicial</i>	84,89	11,08	0,47
	<i>Tardia</i>	14,52	84,89	3,14
	<i>Madura</i>	0,59	4,03	96,4
		100,00	100,00	100,00
Acurácia global = 0,89; Kappa = 0,84				
<b>Rótulos</b>	<b>Predição</b>	<b>Referência</b>		
		<i>Inicial</i>	<i>Tardia</i>	<i>Madura</i>
<i>ESREF2</i> (%)	<i>Inicial</i>	84,78	12,33	0,47
	<i>Tardia</i>	14,75	82,34	2,67
	<i>Madura</i>	0,47	5,33	96,86
		100,00	100,00	100,00
Acurácia global = 0,89; Kappa = 0,83				

A menor taxa de acerto, assim como a maior taxa de confusão, foi da classe *Tardia*, o que demonstra o desafio de classificar a floresta *Tardia*, uma vez que a floresta com idade entre 15 e 30 anos ocupa todo o espectro sucessional, em uma zona de transição entre a floresta *Inicial* e *Madura*. Ainda que as métricas da classificação *ESMB2* sejam inferiores às métricas da classificação *ESMB1*, os índices de concordância Kappa estão situados na mesma categoria de concordância Moderada (entre 0,41 e 0,60). A Figura 18.A mostra o mapa de classificação de *ESMB1* enquanto a Figura 18.B mostra o mapa de classificação de *ESMB2*, para a paisagem florestal estudada.



**Figura 18.** Classificação do grupo *ESBMI* em três classes de estágio sucessional (*Inicial*, *Tardia* e *Madura*), em uma paisagem de Mata Atlântica, Pernambuco, Brasil. **A)** Mapa de classificação *ESMB1*; **B)** Mapa de classificação em *ESMB2*.

A semelhança na percepção visual (Figura 19) e estatística (Tabela 11) entre *ESREF1* e *ESREF2* mostram que, na classificação, a *Idade Sucessional* exerce influência nas classificações.



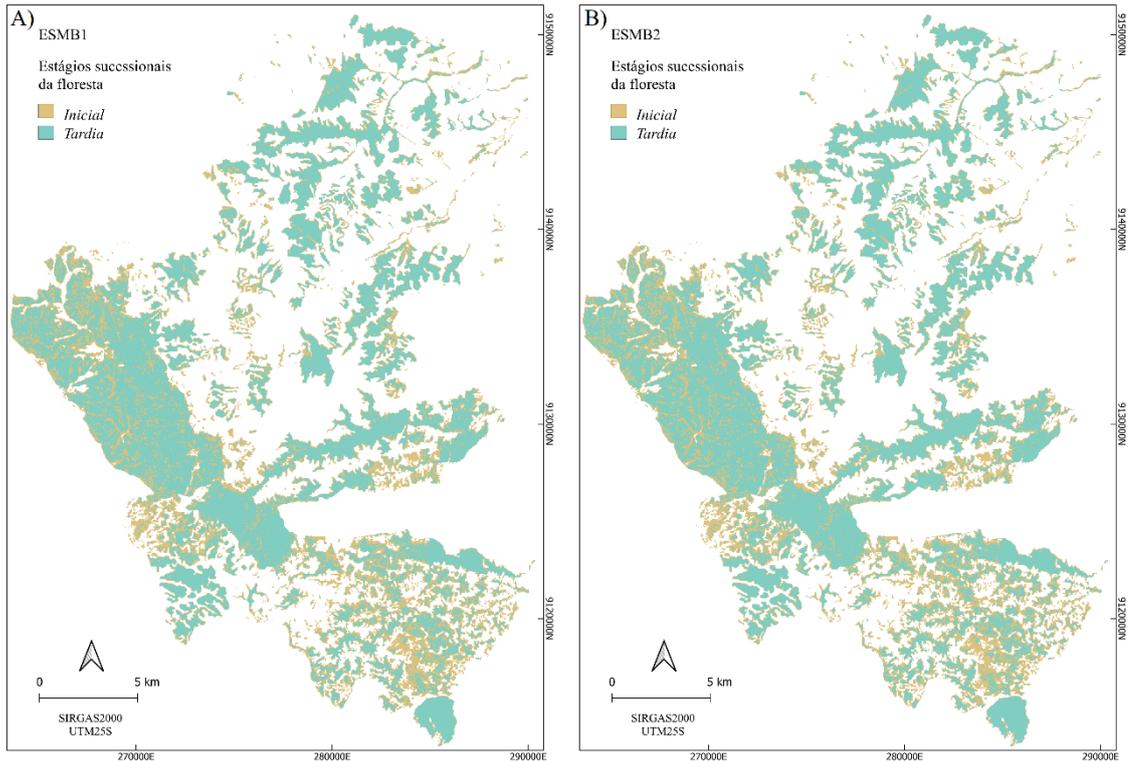
**Figura 19.** Classificação do grupo *ESREF* em três classes de estágio sucessional (*Inicial*, *Tardia* e *Madura*), em uma paisagem de Mata Atlântica, Pernambuco, Brasil. A) Mapa de classificação *ESREF1*; B) Mapa de classificação em *ESREF2*.

A separação das classes *Inicial* e *Tardia* obteve desempenho mais baixo entre todas as configurações de estágios sucessionais analisadas. Contudo, o melhor desempenho novamente é evidenciado pelo grupo *ESREF*. As semelhanças entre acurácia global e de Kappa nas classificações do grupo *ESREF* sugerem que a idade florestal influencia, ainda que pouco (4,39%), na classificação do grupo *ESREF* (Tabela 11), uma vez que a comparação entre as métricas favorece discretamente a classificação *ESREF2* (+1% na acurácia global e +0,03 em Kappa). As classificações envolvendo o grupo *ESMB* demonstram que amostras aleatórias (*ESMB2*) apresentam desempenho inferior quando comparadas aquelas amostras coincidentes espacialmente com as referências de campo. Embora a taxa de acerto da classe *Inicial* em *ESMB1* tenha superado *ESMB2* em 13,67 pontos percentuais, a classe *Tardia* em *ESMB1* apresentou desempenho levemente inferior (-6,89%) que o registrado em *ESMB2*. Isto garantiu acurácia global e Kappa levemente superiores à classificação *ESMB1* (Tabela 11).

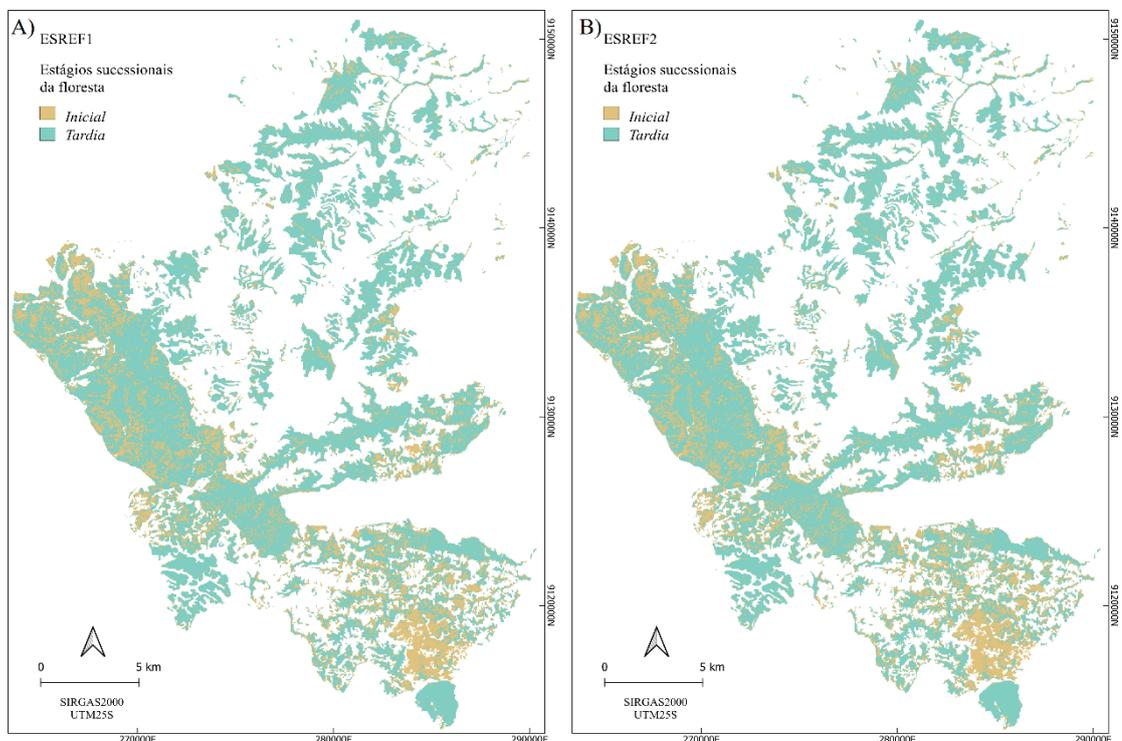
**Tabela 11.** Matriz de confusão (%) e validação cruzada para a classificação sucessional em dois estágios: *Inicial* e *Tardia*, em uma paisagem de Mata Atlântica, Pernambuco, Brasil.

Rótulos	Predição	Referência	
		<i>Inicial</i>	<i>Tardia</i>
<i>ESMB1</i> (%)	<i>Inicial</i>	86,17	40,89
	<i>Tardia</i>	13,83	59,11
		100	100
Acurácia global = 0,76; Kappa = 0,47			
Rótulos	Predição	Referência	
		<i>Inicial</i>	<i>Tardia</i>
<i>ESMB2</i> (%)	<i>Inicial</i>	72,50	34,00
	<i>Tardia</i>	27,50	66,00
		100	100
Acurácia global = 0,69; Kappa = 0,39			
Rótulos	Predição	Referência	
		<i>Inicial</i>	<i>Tardia</i>
<i>ESREF1</i> (%)	<i>Inicial</i>	83,11	11,65
	<i>Tardia</i>	16,89	88,35
		100	100
Acurácia global = 0,86; Kappa = 0,72			
Rótulos	Predição	Referência	
		<i>Inicial</i>	<i>Tardia</i>
<i>ESREF2</i> (%)	<i>Inicial</i>	84,16	9,59
	<i>Tardia</i>	15,84	90,41
		100	100
Acurácia global = 0,87; Kappa = 0,75			

A semelhança entre as métricas de classificação (Tabela 11) é refletida na visualização dos mapas de classificação exibidos nas Figuras 20 (*ESMB*) e 21 (*ESREF*).



**Figura 20.** Classificação do grupo *ESMB1* em duas classes de estágio sucessional (*Inicial* e *Tardia*) da área de estudo, em uma paisagem de Mata Atlântica, Pernambuco, Brasil. **A)** Mapa de classificação *ESMB1*; **B)** Mapa de classificação em *ESMB2*.

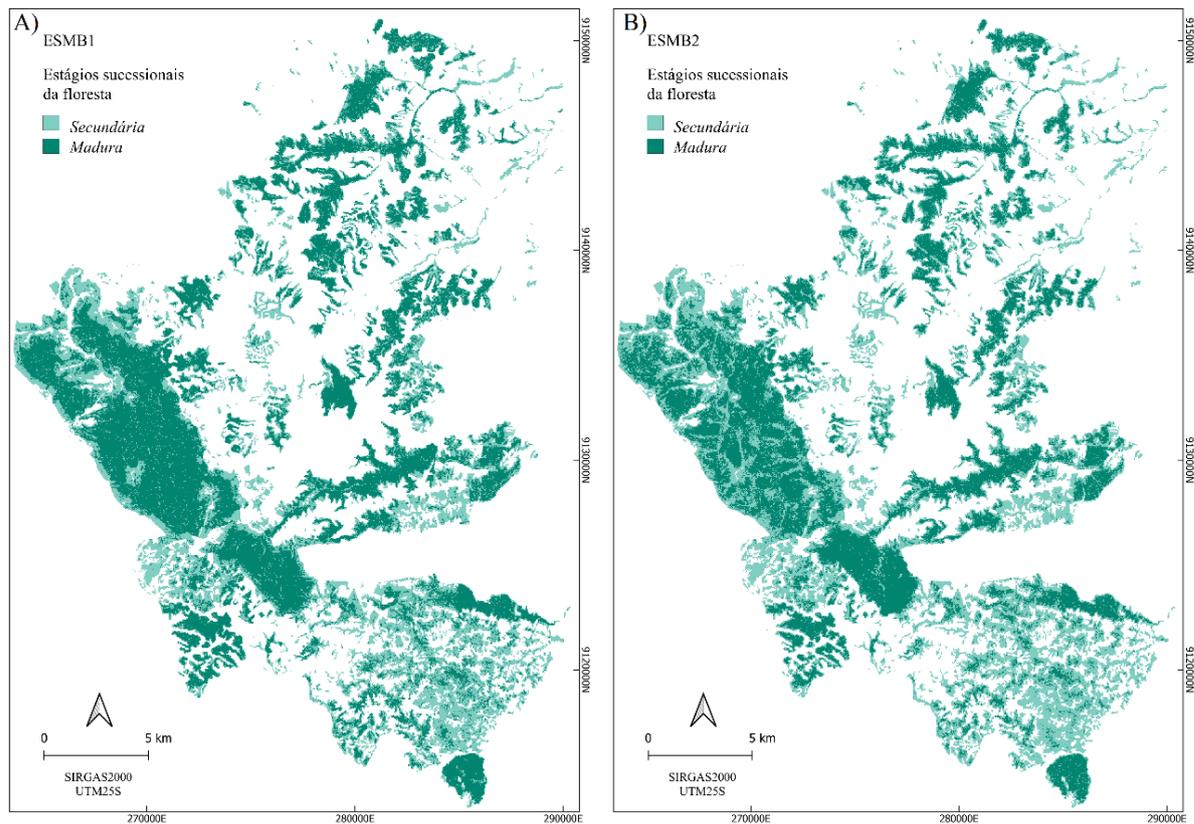


**Figura 21.** Classificação do grupo *ESREF* em duas classes de estágio sucessional (*Inicial* e *Tardia*) da área de estudo, em uma paisagem de Mata Atlântica, Pernambuco, Brasil. **A)** Mapa de classificação *ESREF1*; **B)** Mapa de classificação em *ESREF2*.

A classificação para *Secundária* e *Madura* revela concordância moderada (Kappa entre 0,41 e 0,60) na classificação *ESMB1*. Entretanto, em *ESMB2*, atingiu uma concordância fraca (Kappa entre 0,21 e 0,40) (Tabela 12). Essa diferença entre métricas estatísticas deve-se à confusão exposta na Tabela 12. A diferença entre as classificações *ESMB1* e *ESMB2* são visualizadas na forma de manchas *Secundárias* alongadas envoltas em grandes manchas *Maduras*, sobretudo no maior dos fragmentos, no oeste da paisagem (Figura 22).

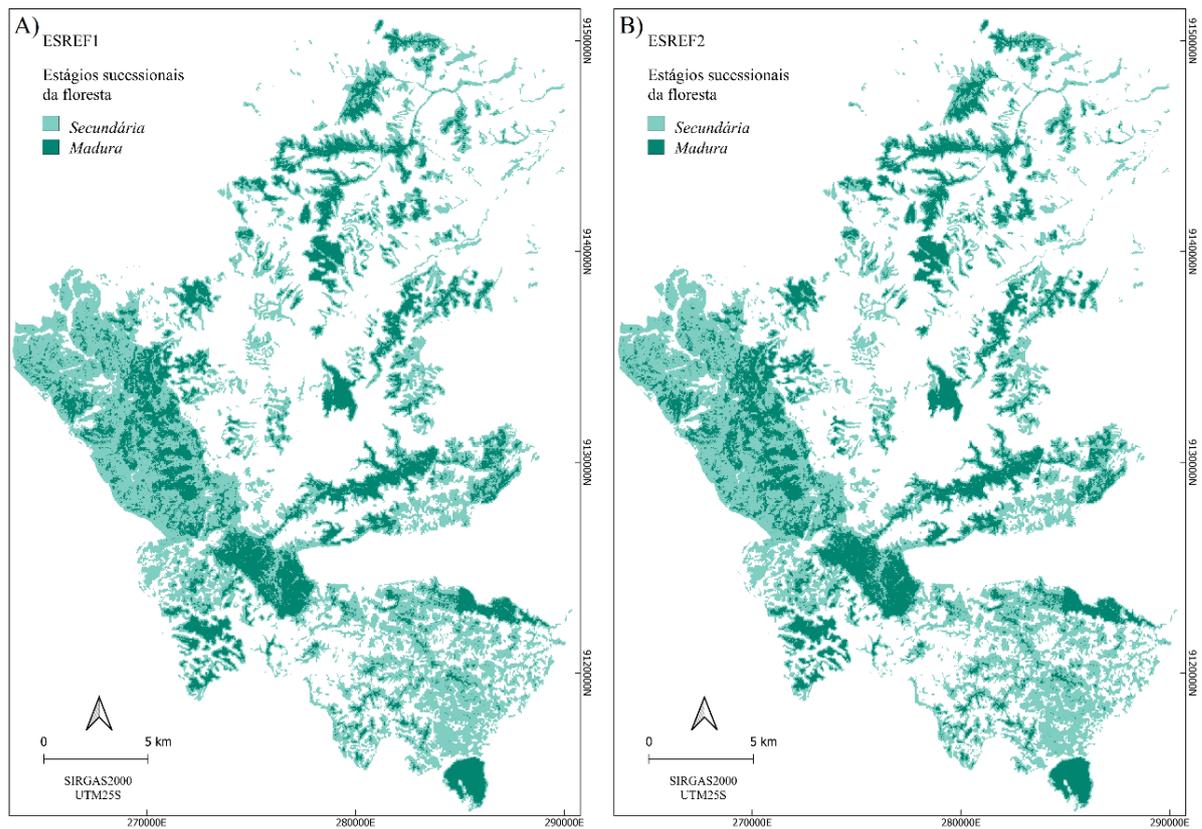
**Tabela 12.** Matriz de confusão (%) e validação cruzada para a classificação sucessional em dois estágios: *Secundária* e *Madura*, em uma paisagem de Mata Atlântica, Pernambuco, Brasil.

Rótulos	Predição	Referência	
		<i>Secundária</i>	<i>Madura</i>
<i>ESMB1</i> (%)	<i>Secundária</i>	83,39	18,69
	<i>Madura</i>	16,61	81,31
		100	100
Acurácia global = 0,82; Kappa = 0,55			
Rótulos	Predição	Referência	
		<i>Secundária</i>	<i>Madura</i>
<i>ESMB2</i> (%)	<i>Secundária</i>	88,80	39,30
	<i>Madura</i>	11,20	60,70
		100	100
Acurácia global = 0,79; Kappa = 0,52			
Rótulos	Predição	Referência	
		<i>Secundária</i>	<i>Madura</i>
<i>ESREF1</i> (%)	<i>Secundária</i>	97,81	3,6
	<i>Madura</i>	2,19	96,4
		100	100
Acurácia global = 0,97; Kappa = 0,94			
Rótulos	Predição	Referência	
		<i>Secundária</i>	<i>Madura</i>
<i>ESREF2</i> (%)	<i>Secundária</i>	97,16	3,49
	<i>Madura</i>	2,84	96,51
		100	100
Acurácia global = 0,97; Kappa = 0,94			



**Figura 22.** Classificação do grupo *ESBM* em duas classes de estágio sucessional (*Secundária* e *Madura*) da área de estudo, em uma paisagem de Mata Atlântica, Pernambuco, Brasil. A) Mapa de classificação *ESMB1*; B) Mapa de classificação em *ESMB2*.

A classificação *ESREF* atingiu as melhores métricas de classificação de todos os casos, muitas vezes apresentando métricas de classificação idênticas (Tabela 12). As taxas de confusão e métricas de classificação do grupo *ESREF* são muito semelhantes e, embora pareçam favorecer a classificação *ESREF2*, têm uma pequena influência da *Idade sucessional* da floresta na classificação em duas classes de estágios sucessionais: *Secundária* e *Madura*. A Figura 23 apresenta visualmente as classificações *ESREF1* e *ESREF2*. A diferença quase nula dos valores registrados na classificação *ESREF*, com alta semelhança visual, corrobora com a pouca influência do fator *Idade Sucessional* na separação entre *Secundária* e *Madura* (Figura 23).



**Figura 23.** Classificação do grupo *ESREF* em duas classes de estágio sucessional (*Secundária* e *Madura*), em uma paisagem de Mata Atlântica, Pernambuco, Brasil. A) Mapa de classificação *ESREF1*; B) Mapa de classificação em *ESREF2*.

Entre as classificações do grupo *ESMB*, os resultados em *ESMB1* foram superiores a *ESMB2*, em todas os casos, evidenciando que as amostras baseadas em dados de campo (*ESMB1*) apresentam relação com as idades sucessionais. Contudo, este comportamento não se repete quando utilizadas amostras aleatórias ao longo de toda a paisagem florestal da área de estudo, verificado pelos resultados da classificação *ESMB2*. De maneira geral, na ausência de dados de referência de campo é possível classificar os estágios sucessionais (*ESMB2*) por meio do algoritmo *Random Forest*, com índice Kappa de concordância moderada (entre 0,41 e 0,60). É exceção a classificação entre os estágios sucessionais *Inicial* e *Tardia*, o qual apresenta índice Kappa de concordância razoável (entre 0,21 e 0,40). O menor desempenho do grupo *ESMB*, em todas as classificações, destaca a dificuldade em diferenciar as classes *Inicial* e *Tardia*.

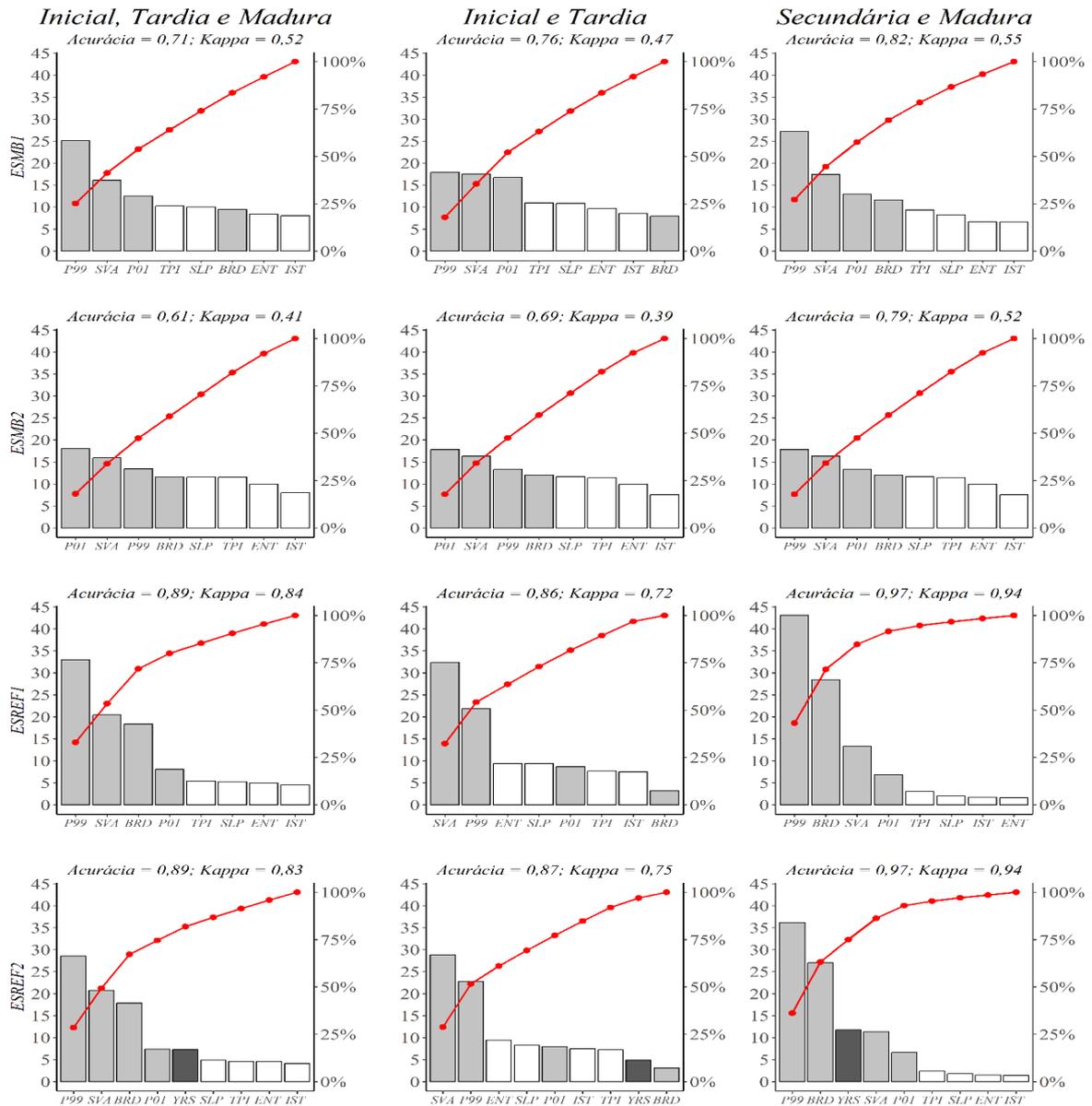
É possível se verificar que as classificações do grupo *ESREF* apresentaram melhor desempenho na classificação dos estágios sucessionais em todos os casos (*Inicial*, *Tardia* e *Madura*; *Inicial* e *Tardia*; e, *Secundária* e *Madura*). As métricas de classificação entre *ESREF1* e *ESREF2* apresentaram pouca diferença, indicando pouca influência da Idade Sucessional das

florestal da classificação de estágio sucessionais.

Os resultados apresentados das Tabelas de 10 a 12 demonstram que todas as classificações atingiram métricas mais altas na separação entre *Madura* e *Secundária*. A separação entre os três estágios sucessionais (*Inicial*, *Tardia* e *Madura*) aparece com o segundo melhor desempenho. A classificação entre *Inicial* e *Tardia* apresentou o pior desempenho, evidenciando o desafio da separação entre essas duas classes.

Apenas quatro variáveis atingiram os três maiores valores de importância de Gini: *P99*, 12 vezes; *SVA*, 11 vezes; *P01*, seis vezes; e, *BRD*: quatro vezes (Figura 24). Entre as quatro variáveis com maior importância em todas as classificações, quatro compõem o grupo de variáveis relativas ao *dossel* (*P99*, *SVA* e *P01*), e apenas uma (*BRD*) associada ao grupo de variáveis do *terreno*. Estes resultados sugerem que a estrutura vertical da floresta tem uma maior influência na classificação do estágio sucessional do que a topografia. No entanto, a presença da distância até a borda do fragmento (*BRD*, em metros) assinala o efeito de borda nos fragmentos florestais analisados. A variável *YRS* (idade da floresta, em anos), inserida somente da classificação *ESREF2* (Figura 24D), e, portanto, para mensurar a importância da idade na classificação sucessional, figura entre as variáveis mais importantes apenas na separação entre *Madura* e *Secundária*. Apesar disso, a semelhança entre as métricas de classificação sem a idade (*ESREF1*; Figura 24C) e com a idade (*ESREF2*; Figura 24C), de maneira geral não melhora significativamente as classificações analisadas.

Nas classificações (Figura 24), observa-se que as métricas de classificação (acurácia global e Kappa) são mais altas à medida em que as curvas de importância acumulada (em vermelho) se aproximam visualmente de uma curva logarítmica. Isto indica que a importância acumulada cresce de maneira mais acentuada. Assim, o grupo de *ESREF* (Figura 24A), apresenta melhor desempenho geral em relação ao grupo *ESMB* (Figura 24B). É possível inferir ainda que a separação entre *Secundária* e *Madura* atingiu os maiores valores para as métricas dentre todas as classificações, seguida pela classificação entre as classes *Inicial*, *Tardia* e *Madura*. A separação entre as classes *Inicial* e *Tardia*, apresentam o menor desempenho em todas as classificações, como supracitado.



**Figura 24.** Diagramas de Pareto apresentando a importância relativa individual (barras) e acumuladas (linhas e pontos vermelhos). As barras em cinza claro representam as cinco variáveis mais frequentes no alto da importância; as barras em cinza escuro representam a variável idade (YRS); e, as barras em branco representam as demais variáveis selecionadas. **A.1), B.1), C.1) e D.1)** mostram a importância das variáveis selecionadas na classificação em três estágios sucessionais: *Inicial, Tardia e Madura*. A coluna central apresenta a classificação em dois estágios sucessionais: *Inicial e Tardia*. **A.2), B.2), C.2) e D.2)** apresentam a classificação em dois estágios sucessionais: *Secundária (Inicial e Tardia) e Madura*. A linha **A)** apresenta os resultados da classificação a partir dos rótulos *ESMB1*. A linha **B)** apresentam os resultados da classificação a partir dos rótulos *ESMB2*. A linha **C)** apresenta a classificação a partir dos rótulos *ESREF1*. E, A linha **C)** apresenta a classificação a partir dos rótulos *ESREF2*.

#### 4 DISCUSSÃO

Neste estudo, foi demonstrado que, em uma paisagem florestal fragmentada da Mata Atlântica, a estrutura vertical da floresta está associada ao seu estágio sucessional. As variáveis extraídas do dossel florestal assumiram o protagonismo na explicação do estágio sucessional, corroborando com o encontrado em pesquisas na Amazônia (BISPO *et al.*, 2019; WIEDERKEHR *et al.*, 2020) e na Mata Atlântica (MARTINS-NETO *et al.*, 2021). O desempenho das variáveis topográficas está em concordância com as conclusões de Ibanez *ET AL.*(2017). Segundo esses pesquisadores, a distância até a borda do fragmento exerce uma influência mais marcante na classificação dos estágios sucessionais, quando comparada à posição topográfica e à inclinação do terreno, uma vez que os efeitos da borda impactam significativamente a estrutura e a riqueza das comunidades arbóreas, e, conseqüentemente, o estágio de desenvolvimento da floresta. Da mesma forma, a idade da floresta, apresentou baixa influência na classificação, assim como observaram Barros e Elkin (2021), pois elementos essenciais da estrutura florestal podem se omitidos e levar a falsas conclusões sobre o estágio sucessional.

A disponibilidade de Modelos Digitais de Superfície e de Terreno gerados a partir de dados *LiDAR* (Projeto *PE3D*), de dados de séries temporais da cobertura florestal (Projeto *MapBiomass*), e de estudos que proveram dados de campo (NASCIMENTO *et al.*, 2014; 2012) forneceram subsídios para o desenvolvimento deste estudo, com destacado ineditismo. Mapeamentos da estrutura vertical de florestas tropicais por meio de dados remotos já foi realizada em paisagens amazônicas a partir de dados de RADAR (WIEDERKEHR *et al.*, 2020; CASSOL *et al.*, 2021; KIYOHARA; SANO, 2022), combinando RADAR com *LiDAR* (BISPO *et al.*, 2019), ainda por meio de dados *LiDAR* a bordo de ARP (Aeronave Remotamente Pilotadas) (ALMEIDA *et al.*, 2019), e dados espectrais (CHRAIBI *et al.*, 2021). No bioma Mata Atlântica, alguns estudos investigaram elementos da estrutura vertical florestal por meio de dados espectrais (SOTHE *et al.*, 2017; SILVA *et al.*, 2018; VERLY *et al.*, 2023), imagens aéreas (BERVEGLIERI *et al.*, 2021), combinando *LiDAR* e imagens de aéreas (CABRAL *et al.*, 2023), e *LiDAR* (BECKNELL *et al.*, 2018). Contudo, a escassez de estudos utilizando dados de *LiDAR* na Mata Atlântica brasileira limita o potencial de ajudar na compreensão da estrutura vertical deste bioma (MARTINS-NETO *et al.*, 2021). A utilização de imagens multiespectrais é limitada pela sua incapacidade de penetração no dossel (PINAGÉ; MATRICARDI, 2015) e nas nuvens (PRUDENTE *et al.*, 2020) e apresenta dificuldade na diferenciação de tipologias vegetais, reduz a acurácia da estimativa de parâmetros sucessionais

em florestas tropicais (CASSOL *et al.*, 2019).

A classificação de estágio sucessionais separando floresta *Madura* e *Secundária* atingiu a maior acurácia global (97%), seguida pela classificação com as classes *Inicial*, *Tardia* e *Madura* (89%), e, por fim a separação entre as classes *Inicial* e *Tardia* (87%). As classes sucessionais *Madura* e *Secundária* apresentaram melhor separabilidade provavelmente devido às maiores heterogeneidade e estratificação encontradas no dossel de florestas maduras (CLARK, 1996; BERVEGLIERI *et al.*, 2018). Wiederkehr *ET AL.* (2020) utilizando dados de radar do sensor ALOS/PALSAR na Amazônia, atingiram um acurácia global de 79,9% na detecção de oito classes de cobertura do solo, das quais cinco classes eram relativas ao estágio sucessional (Floresta degradada, floresta secundária inicial, intermediária, avançada e floresta primária). Bispo *ET AL.* (2019) classificaram uma paisagem amazônica em quatro estágios sucessionais (não-floresta, floresta secundária inicial, intermediária, avançada e floresta madura), a partir de dados de radar *InSAR* (*Interferometric Synthetic Aperture Radar*) e *LiDAR*, atingindo acurácia global de 87% e 93%, respectivamente. Contudo, os autores salientam que seus resultados estão condicionados à disponibilidade de um *MDT LiDAR*, uma vez que De Grandi *et al.*, (2016), utilizando dados *InSAR*, chegaram à conclusão de que, na ausência de *MDT*, os dados de radar apresentam boa separação apenas entre o que é e o que não é floresta, sendo incapaz diferenciar os estágios sucessionais de uma floresta tropical. Em florestas boreais, o nível de detalhamento (resolução espacial) atingido por *ARP* (Aeronave Remotamente Pilotada) na obtenção de dados estruturais do dossel, apresentem valores similares, na presença ou ausência de *MDT* (GIANNETTI *et al.*, 2018).

Como observado por Martin e Valeria (2022), a escassez de dados de referência de campo limita a classificação de estudos da idade florestal, reforçando o fato de que, na presente pesquisa, os resultados com maiores acurácias globais foram atingidos com base em dados de campo. Ressalta-se que os estudos mencionados anteriormente atingiram as respectivas acurácias utilizando dados de campo para rotular as classes sucessionais responsáveis pela classificação dos respectivos estágios sucessionais em cada trabalho.

A altura do dossel apresentou a maior influência na classificação do estágio sucessional por meio dos valores de percentil 1, percentil 99 e a variância, representando, respectivamente, os valores e mínimo e máximo de altura do dossel bem como sua heterogeneidade, corroborado pelos achados anteriores (FALKOWSKY *et al.*, 2009; BISPO *et al.*, 2019). O percentil 99 (*P99*) é altamente correlacionado com o valor máximo do dossel, permitindo associar a existência das maiores árvores da paisagem florestal, o topo do dossel, com estágios sucessionais mais avançados. Desta forma, é possível afirmar que as maiores árvores de uma paisagem florestal

se encontram nas florestas em estado mais avançado de sucessão. O percentil 1 (*P01*) carrega informações das menores alturas do dossel, relacionando com manchas florestais em estágios sucessionais mais jovens, áreas de borda, ou mesmo na existência de grandes clareiras no interior de fragmentos em estágios mais avançados de sucessão. A variância (*SVA*), atributo de textura do dossel, apresenta a influência da heterogeneidade do dossel florestal em relação ao respectivo estágio sucessional. Ressalta-se que atributos texturais para estudos de estrutura de florestas tropicais são aplicados a imagens espectrais, e têm sido usados com sucesso (HALL-BEYER *et al.*, 2016; KUPIDURA *et al.*, 2019; BOURGOIN *et al.*, 2020). A altura do dossel tem conhecida relação com a estrutura florestal, e os resultados encontrados neste trabalho são apoiados por Adrah *ET AL.*(2022) ao evidenciarem a influência da altura de dossel na dinâmica florestal.

A fragmentação florestal é um processo geralmente não aleatório (LAURANCE, 2008). Na paisagem da Mata Atlântica estudada, o padrão de fragmentação encontrado é fortemente influenciado pela topografia (em curvas de nível). Contudo, neste trabalho a topografia apresenta baixa contribuição na classificação de estágios sucessionais. Ibanez *ET AL.*(2017) apontam que o efeito de borda é um dos principais direcionadores de mudanças na estrutura de paisagem florestais fragmentadas, também suportando os nossos resultados. Ainda, nos resultados deste trabalho, manchas de florestas em estágio mais avançado de sucessão estão associadas espacialmente a uma maior distância até a borda dos fragmentos, corroborando com estudos anteriores na paisagem estudada (RANTA *et al.*, 1998).

Os resultados aqui encontrados demonstram que a idade da floresta não tem significativa influência da classificação dos estágios sucessionais, como afirmado por Martin e Valeria (2022), e em discordância com Lu *ET AL.*(2003). O baixo desempenho da componente temporal deste estudo sugere cautela na separação de estágios sucessionais centrados no tempo, tal como apresentaram Souza Jr *ET AL.*(2020), já que as mudanças na comunidade seguem diferentes caminhos sucessionais, dependendo de fatores como o histórico de perturbação e variações no ambiente (EWERS *et al.*, 2017). Ainda assim, os resultados deste estudo apresentam uma alternativa viável de separação de floresta *Secundária* e *Madura* baseada na idade, com razoável acurácia (79%), mesmo que ausentes dados de referência de campo.

Nosso estudo demonstrou de forma inédita a viabilidade de integrar atributos de altura e textura de dossel, distância até a borda e idade de floresta na classificação de estágios sucessionais em uma paisagem de Mata Atlântica, com acurácia global de até 97%, considerando análises sucessionais realizadas com dados de campo, e 79% sem referência de campo. O método aqui exposto permitiu produzir mapas do histórico da cobertura florestal da

paisagem, propiciando uma melhor compreensão da dinâmica da paisagem florestal estudada ao longo do intervalo considerado. Também foi possível produzir a espacialização de diferentes estágios sucessionais na paisagem, sob diferentes rótulos sucessionais. Contudo, o intervalo de tempo considerado para cobertura florestal (1985 a 2015) é insuficiente para estudar os limiares temporais de cada classe sucessional, bem como o desenvolvimento do dossel ao longo do tempo.

Sugere-se, portanto, que trabalhos futuros considerem a utilização de dados de radar, dada crescente utilização destes dados da cobertura florestal. A sensibilidade das variáveis explicativas utilizadas demanda análises múltiplas escalas, para a definição de métricas espaço-temporais que ajudem a compreender melhor a dinâmica sucessional de uma paisagem tropical tão fragmentada. A integração de dados espaciais remotamente adquiridos com dados de campo de programas de pesquisas ecológicas, a exemplo do PPBIO (Programa de Pesquisa em Biodiversidade) Mata Atlântica e Projeto Fragmentos, implementados na paisagem estudada, pode ser promissora para a estimativa de parâmetros definidores da estrutura florestal, tal como o desenvolvimento de um modelo local de estimativa de biomassa acima do solo. Por fim, diante da indisponibilidade de novos escaneamentos a laser na região, recomenda-se a utilização de aeronaves remotamente pilotadas (ARP), conhecidas popularmente como *drones*, para monitoramento periódico da estrutura do dossel florestal da paisagem a fim de refinar o método proposto bem como melhorar a compreensão da dinâmica florestal da *Mata Atlântica*, sobretudo ao norte do Rio São Francisco.

## 5 CONCLUSÃO

Os resultados obtidos neste estudo evidenciam o potencial das técnicas de sensoriamento remoto, como o escaneamento a laser aerotransportado (ALS) e a análise de séries temporais de cobertura do solo, para a classificação dos estágios sucessionais em florestas tropicais. As variáveis relacionadas à altura e textura do dossel florestal, bem como a distância à borda do fragmento, foram identificadas como determinantes na diferenciação dos estágios sucessionais. Por outro lado, a topografia e a idade florestal não desempenharam um papel significativo na classificação dos estágios sucessionais na paisagem estudada.

O algoritmo classificador Random Forest demonstrou um desempenho promissor na separação dos estágios sucessionais, alcançando altos níveis de acurácia. A classificação em três estágios sucessionais (floresta inicial, tardia e madura) obteve uma acurácia global de 89%. A distinção entre os estágios secundários (*Inicial e Tardia*) registrou uma acurácia global de

87%, enquanto a diferenciação entre floresta madura e secundária alcançou a maior acurácia global registrada, com 97%.

É importante ressaltar que os melhores resultados foram alcançados quando dados de campo foram utilizados para a obtenção dos rótulos sucessionais. No entanto, mesmo na ausência desses dados, foi possível obter uma separação satisfatória entre florestas maduras e secundárias, com uma acurácia de 79%.

Essas conclusões destacam a importância e o potencial das técnicas de sensoriamento remoto na classificação dos estágios sucessionais em florestas tropicais. A capacidade de distinguir com precisão esses estágios sucessionais permite o monitoramento da saúde e evolução das florestas, a compreensão da biodiversidade e dos ciclos de nutrientes, a avaliação do papel das florestas no sequestro de carbono e a embasamento de estratégias eficazes de conservação e manejo sustentável. Esses resultados contribuem para o avanço do conhecimento e para promover uma gestão mais eficiente desses valiosos ecossistemas.

## **CAPÍTULO II**

### **GRANDES ÁRVORES DE PAISAGEM FRAGMENTADA DE MATA ATLÂNTICA: ONDE ESTÃO E POR QUE ESTÃO LÁ?**

**RESUMO:** As grandes árvores desempenham um papel crucial nos ecossistemas florestais, contribuindo para a produtividade e a dinâmica da floresta, além de fornecerem serviços ecossistêmicos valiosos. No entanto, o crescimento e a sobrevivência dessas árvores podem ser afetados por fatores abióticos, especialmente em paisagens fragmentadas como a Mata Atlântica pernambucana. Este estudo teve como objetivo mapear e mensurar as grandes árvores em uma paisagem fragmentada da Mata Atlântica pernambucana e modelar os habitats que favorecem seu crescimento e sobrevivência utilizando algoritmos de aprendizado de máquina, com base em variáveis ambientais derivadas de um Modelo Digital de Terreno (MDT) em diferentes escalas espaciais (10m, 30m, 50m e 100m). Os resultados revelaram que, independentemente da escala utilizada, o relevo desempenha um papel crucial na sobrevivência das grandes árvores, proporcionando condições favoráveis de água, luz e nutrientes. Em particular, o Índice Posição Topográfica (TPI) foi a variável ambiental mais relevante em todos os casos, indicando que a forma côncava do relevo oferece um abrigo conveniente para as grandes árvores, protegendo sua presença e conservação. A modelagem de habitat com uma resolução espacial de 10m apresentou o melhor desempenho (*AUC* - *Area Under Curve*) de 0,906. No entanto, recomenda-se o uso de escalas intermediárias (30m ou 50m) devido ao desempenho similar (*AUC* = 0,867 e 0,853, respectivamente) e à capacidade de representar adequadamente a área adjacente às grandes árvores, reduzindo erros de omissão causados pelo aumento do tamanho do pixel no modelo de 100m.

**Palavras-chave:** Modelagem Espacial, Estrato Emergente, Máxima Entropia, Modelo Digital do Terreno

**ABSTRACT:** Large trees play a crucial role in forest ecosystems, contributing to forest productivity and dynamics, as well as providing valuable ecosystem services. However, the growth and survival of these trees can be affected by abiotic factors, especially in fragmented landscapes like the Pernambuco Atlantic Forest. This study aimed to map and measure large trees in a fragmented landscape of the Pernambuco Atlantic Forest and model the habitats that favor their growth and survival using machine learning algorithms, based on environmental variables derived from a Digital Terrain Model (DTM) at different spatial scales (10m, 30m, 50m, and 100m). The results revealed that regardless of the scale used, topography plays a crucial role in the survival of large trees, providing favorable conditions of water, light, and nutrients. In particular, the Topographic Position Index (TPI) was the most relevant environmental variable in all cases, indicating that the concave shape of the terrain offers a convenient shelter for large trees, protecting their presence and conservation. Habitat modeling with a spatial resolution of 10m showed the best performance (*AUC* - *Area Under Curve*) of 0.906. However, the use of intermediate scales (30m or 50m) is recommended due to similar performance (*AUC* = 0.867 and 0.853, respectively) and the ability to properly represent the area adjacent to large trees, reducing omission errors caused by the increase in pixel size in the 100m model.

**Keywords:** Spatial Modeling, Emergent Stratum, Maximum Entropy, Digital Terrain Model.

## 1 INTRODUÇÃO

As florestas sustentam a maior parte da biodiversidade terrestre do planeta e também fornecem serviços ecossistêmicos essenciais a cerca de 1,6 bilhão de pessoas que dependem diretamente das florestas para suas vidas e meios de subsistência (COOTE *et al.*, 2013; THORN *et al.*, 2020). Nos ecossistemas florestais, as grandes árvores representam um importante componente estrutural (LINDENMAYER *et al.*, 2012). Na definição de Pinho *ET AL.*(2020), grandes árvores são indivíduos arbóreos adultos que atingem estatura excepcional com amplas copas sobre o dossel florestal, ocupando os 5% das árvores mais altas da floresta. Estas, dado seu porte, contribuem significativamente para a produtividade florestal. Em escala global, o fornecimento de valiosos serviços ecossistêmicos prestados por grandes árvores vem sendo muito estudado, como a produção e estoque de biomassa, sequestro de carbono e seu papel na regulação climática (LAURANCE *et al.*, 2000; FICHTLER, 2003; OLIVEIRA *et al.*, 2008; PAULA *et al.*, 2011; MAGNAGO *et al.*, 2017). Em escala local, adicionam complexidade à estrutura do dossel e fornecem alimentos e micro habitats para uma variedade de espécies de plantas e animais. Nas florestas tropicais, a dinâmica das grandes árvores é de especial interesse para as ciências florestais, devido ao seu alto teor de carbono, à dominância no dossel e às grandes clareiras abertas por efeito de queda (THOMAS *et al.*, 2013).

As grandes árvores desempenham uma ampla gama de funções ecológicas (LINDENMAYER; LAURANCE, 2016), como o desenvolvimento e manutenção da biodiversidade nas florestas (VOIGHT *et al.*, 2015), redistribuindo os nutrientes verticalmente no solo por meio de raízes profundas (LUDWIG *et al.*, 2004). Agem na importação de nutrientes e alteram a fertilidade local do solo (DEAN; MILTON; JELTSCH, 1999; ALI *et al.*, 2020), além de controlar a respiração do solo por meio da variação espacial do fluxo de CO<sub>2</sub> (KATAYAMA *et al.*, 2014). Também afetam o balanço de nitrogênio, por meio de briófitas e cianobactérias presentes nos troncos e grandes galhos, contribuindo para produtividade a longo prazo (LINDO; WHITELEY, 2011). As mega árvores podem explorar os recursos hídricos subterrâneos e influenciar o regime hidrológico (STIRZAKER; VERTESSEY; SARRE, 2002), alterando o fluxo de água e a infiltração da chuva para o solo (POPPENBORG; HOLSCHER, 2009), favorecendo as alterações microclimáticas (JUCKER *et al.*, 2018) e mesoclimáticas (NEPSTAD *et al.*, 1994), promovendo aumento da umidade e diminuição da temperatura no sub-bosque (DEAN; MILTON; JELTSCH, 1999).

Dessa forma, as grandes árvores exercem papel ecológico que vai além de sua adjacência, influenciando processos ecológicos e padrões espaciais de ocorrência e abundância

da biodiversidade em múltiplas escalas espaciais (LINDENMAYER; LAURANCE, 2016). Sua distribuição espacial influencia fortemente a abundância de indivíduos da mesma espécie e populações de outras espécies (PUNCHI-MANAGE *et al.*, 2015). Algumas espécies ocorrem em uma determinada área apenas por causa da presença de grandes árvores antigas, mesmo em ambientes altamente modificados, como aqueles dominados por plantações de árvores exóticas (KAVANAGH; TURNER, 1994) e assentamentos urbanos (CARPANETO *et al.*, 2010).

Embora constituindo uma pequena fração do número de indivíduos, as grandes árvores contribuem significativamente para a biomassa acima do solo (BAS) e estoque de carbono florestal (ALI *et al.*, 2020). As condições abióticas afetam diretamente o crescimento e a sobrevivência das árvores, influenciando a produção de BAS (POORTER *et al.*, 2017), que por sua vez tende a aumentar com o incremento da densidade de grandes árvores, área basal e diâmetro do fuste (LUTZ *et al.*, 2018; POORTER *et al.*, 2015).

Nas últimas décadas, extensas áreas florestais contínuas têm sido convertidas em áreas altamente fragmentadas, causando a redução da qualidade e disponibilidade dos recursos naturais (LEWIS *et al.*, 2015). Os grandes fragmentos florestais que ainda resistem a pressão antrópica estão sendo transformados em pequenos remanescentes isolados em muitas regiões, incluindo vastas paisagens de florestas tropicais, *hotspots* de biodiversidade (MYERS *et al.*, 2000) e centros de endemismo de espécies (SILVA; CASTELETI, 2005).

A Mata Atlântica é um desses *hotspots* formada predominantemente por pequenas ilhas de vegetação inseridas em uma matriz de áreas degradadas, como pastos, agricultura e núcleos urbanos (LAURANCE, 2009; JOLY *et al.*, 2014). Embora exista como um mosaico de florestas nativas, a Mata Atlântica abriga cerca de 2420 vertebrados e 20 mil espécies de plantas (MITTERMEIER *et al.*, 2011). Com apenas 26% da cobertura florestal (REZENDE *et al.*, 2018), este bioma é constituído majoritariamente de vegetação secundária com remanescentes pequenos e desconectados (LAURANCE *et al.*, 2006), carentes de estrato emergente (ARROYO-RODRÍGUEZ *et al.*, 2015) e, conseqüentemente, de grandes árvores (LEWIS *et al.*, 2015). Ressalta-se que a grande perda de cobertura vegetal, maior que 70%, é o que confere à Mata Atlântica o status de *hotspot* de biodiversidade (MYERS *et al.*, 2000) e evidencia a importância de pesquisa contínua neste bioma.

Apesar da alta relevância, não há registros de mapeamento das alturas nem dos fatores ambientais que explicam a ocorrência de grandes árvores no bioma Mata Atlântica. Os fatores que descrevem a distribuição e função de árvores tropicais emergentes são ainda pouco conhecidos (BALZOTTI *et al.*, 2017). Contudo, Billings (1952) observou que a topografia afeta indiretamente o crescimento de uma planta, agindo como *proxy* de outras variáveis ambientais

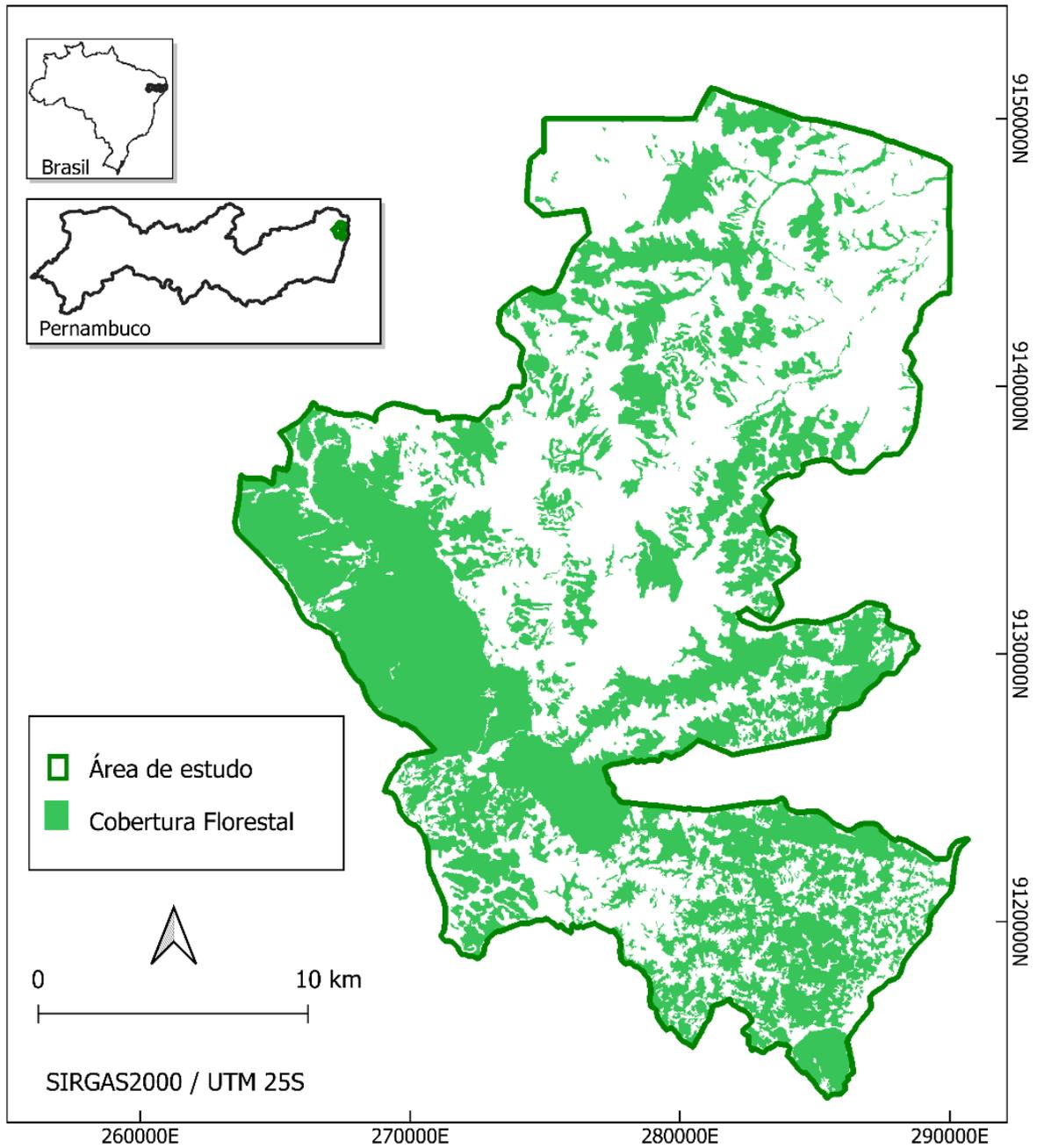
que afetam o crescimento da vegetação diretamente. A topografia caracteriza a heterogeneidade espacial do ambiente, conduzindo tanto processos hidrogeomorfológicos quanto processos biológicos, promovendo a complexidade ambiental em diferentes escalas espaciais (STEIN; KREFT, 2015). Desta forma, a hipótese apresentada aqui é que as variáveis ambientais derivadas de topografia determinam as características dos habitats capazes de abrigar e manter a indivíduos arbóreos de grande porte na Mata Atlântica.

Esta pesquisa objetivou, de forma inédita, mapear e quantificar grandes árvores, identificar sua magnitude, e caracterizar seus habitats a partir de variáveis ambientais derivadas da topografia em uma paisagem fragmentada da Mata Atlântica, por meio de algoritmos de aprendizado de máquina em múltiplas escalas espaciais. Assim, buscou-se: i) Modelar o habitat das grandes árvores da paisagem; ii) determinar as variáveis derivadas do relevo que exercem maior importância na explicação da ocorrência de grandes árvores bem como quantificar as respectivas importâncias; iii) selecionar a escala e o modelo de habitats; e, por fim, iv) gerar mapas de probabilidade de ocorrência de grandes árvores na paisagem estudada.

## 2 MATERIAL E MÉTODOS

### 2.1. ÁREA DE ESTUDO

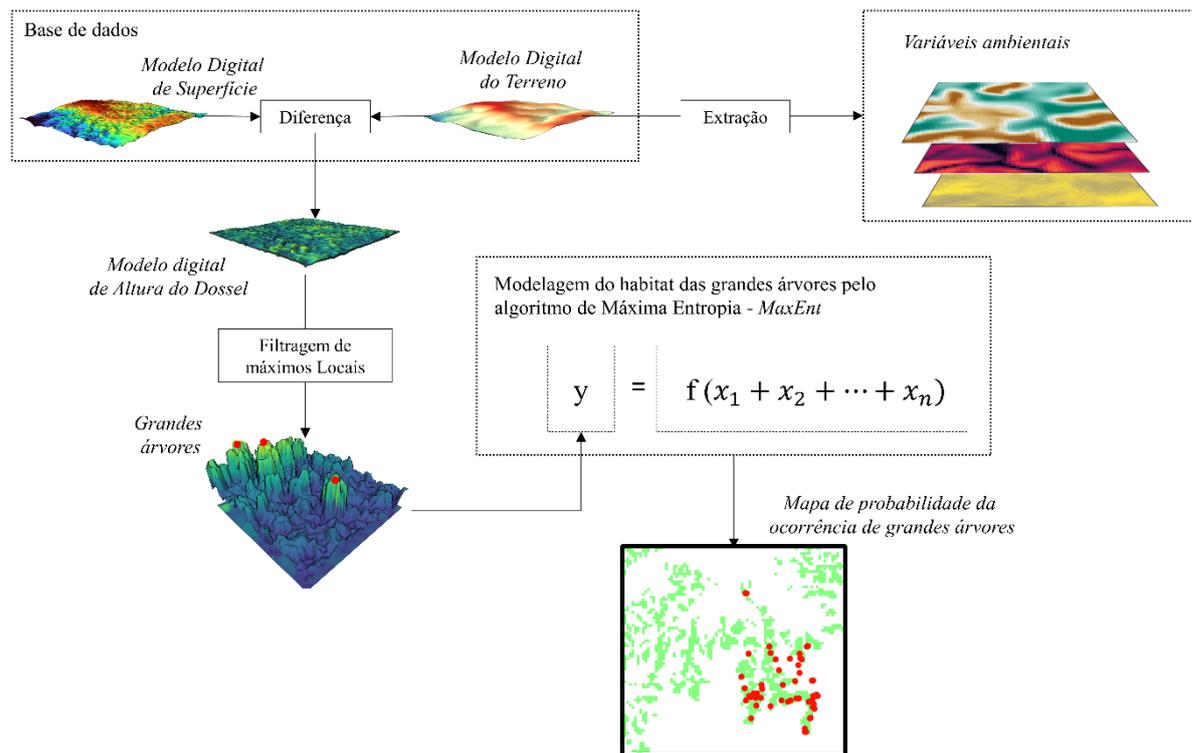
A paisagem estudada ocupa 54.818,16 hectares (ha) com 46% de cobertura florestal (Figura 25), abrangendo municípios da região metropolitana do Recife e adjacências, no estado de Pernambuco, Nordeste do Brasil. A descrição de geologia, relevo clima e histórico é detalhada no item “Área de Estudo”, p. 30. A área pesquisada representa uma paisagem típica da região costeira do Nordeste ao norte do Rio São Francisco, caracterizada majoritariamente por agropecuária, com predominância da cultura de cana-de-açúcar, áreas urbanas e fragmentos de Mata Atlântica (Floresta Ombrófila Densa de Terras Baixas) (RANTA *et al.*, 1998; TRINDADE *et al.*, 2008).



**Figura 25.** Localização da área de estudo, inserida na Mata Atlântica do estado de Pernambuco, Brasil.

## 2.2 MÉTODOS

O método aqui proposto segue as etapas ilustradas na Figura 26, e descritas nas seções em sequência.



**Figura 26.** Etapas metodológicas para a modelagem de habitat de grandes árvores em paisagem fragmentada da Mata Atlântica, Pernambuco, Brasil.

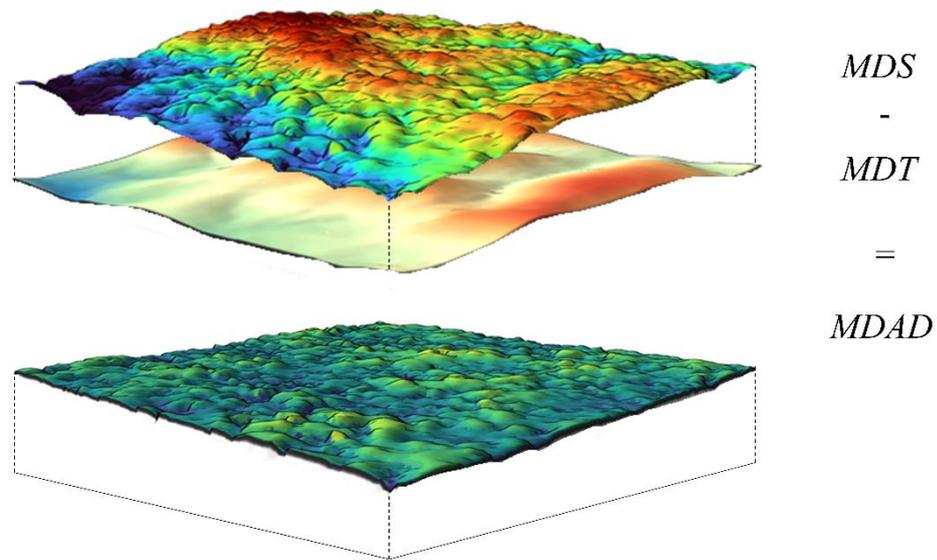
### 2.2.1 Base de dados espaciais

A base de dados espaciais utilizados nesta pesquisa deriva de três diferentes fontes:

- i) Modelo Digital de Superfície e Modelo Digital de Terreno, rasters processados a partir da nuvem de pontos *LiDAR*, com resolução espacial de 1 m, oriundo do Projeto Pernambuco Tridimensional (PE3D; CIRILO *et al.*, 2015); e,
- ii) Dados vetoriais (polígonos) dos fragmentos florestais da paisagem, vetorizados a partir de ortomosaico de imagens aéreas (PE3D) com resolução espacial de 0,50 m.

### 2.2.2. Modelo Digital de Altura do Dossel (MDAD)

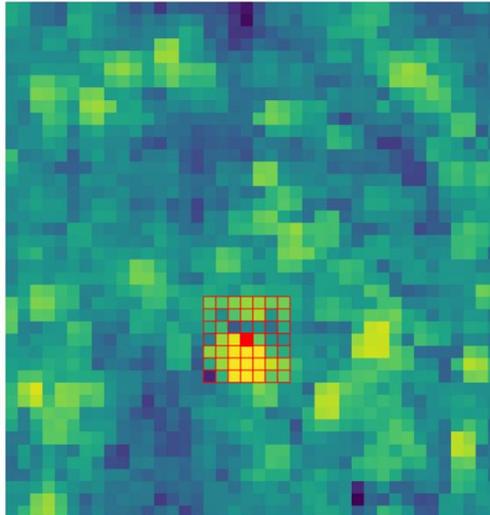
O Modelo Digital de Altura do Dossel (MDAD) é uma imagem matricial (raster) que representa a altura do dossel acima do solo (WANG *et al.*, 2021). Assim, obteve-se o MDAD pela subtração entre o Modelo Digital de Superfície (MDS) e o Modelo Digital do Terreno (MDT) (MIELCAREK *et al.*, 2018), oriundos do projeto Pernambuco Tridimensional, de maneira a retirar o efeito do relevo, isolando-se as métricas do dossel florestal. Assim, foi possível detectar as árvores mais altas da paisagem estudada (Figura 27).



**Figura 27.** Representação da obtenção do Modelo Digital da altura do Dossel (*MDAD*) pela subtração entre o Modelo Digital de Superfície (*MDS*) e o Modelo Digital do Terreno (*MDT*).

### 2.2.3. Detecção de grandes árvores da paisagem

O Modelo Digital de Altura do Dossel (*MDAD*) gerado foi submetido ao processo de Filtragem de Máximos Locais (*Local Maxima Filtering*), amplamente utilizado para a detecção de árvores individuais (POPOESCU; WYNNE *et al.*, 2004; JUTRAS-PERREAULT *et al.*, 2023). Neste processo, uma janela móvel, matriz de ordem  $n \times n$  ( $n$  ímpar), percorre pixel-a-pixel toda a extensão do raster filtrado, comparando o pixel central aos demais e assinalando-o caso este seja o pixel com maior altura dentro janela (Figura 28). O processo de detecção das grandes árvores de em ambiente R versão 4.0.5 (R CORE TEAM, 2021).



**Figura 28.** Representação da varredura da janela móvel de 7x7 pixels (grade vermelha) comparando o pixel central da janela (quadrado vermelho) com os demais dentro da extensão da janela.

Para detectar as grandes árvores na cobertura florestal da paisagem estudada, foi utilizada uma janela móvel de 31 x 31, que percorreu toda a extensão da paisagem, identificando os máximos locais e registrando suas coordenadas e alturas. Neste trabalho assumiram-se como árvores emergentes os máximos locais com altura  $\geq 30$  m sobre a cobertura florestal. A partir deste critério, utilizou-se o percentil 95 (P95) das alturas registradas como indicador espacial da ocorrência de grandes árvores, ou seja, os 5% das árvores mais altas da floresta, de acordo com Lindenmeyer e Laurance (2016). A partir da localização (latitude e longitude), foram extraídos os valores correspondentes a cada variável estudada.

#### 2.2.4 Variáveis ambientais

Na Amazônia brasileira, Gorgens *ET AL.* (2020) definiram quatro variáveis ambientais que influenciam a ocorrência e a altura de grandes árvores: alto teor de argila, baixa radiação solar, baixa velocidade dos ventos e intervalo ótimo de precipitação. Contudo, em áreas onde a variabilidade espacial climática é baixa ou insignificante, faz-se necessária a utilização de outras variáveis ambientais. Propõe-se aqui a utilização de variáveis derivadas do terreno para modelar a ocorrência de árvores emergentes, uma vez que a topografia influencia fortemente a estrutura florestal (CHAMECKI *et al.*, 2020). Portanto, foram extraídas 12 variáveis ambientais do *MDT*:

- i) Elevação ou altitude (*Elevation, ELE*; em metros): representa a distância vertical entre cada célula e o nível médio dos mares (WILSON; GALLANT, 2000). Trata-se de uma

variável obtida diretamente do projeto Pernambuco Tridimensional (PE3D) na forma de um MDT;

ii) Declividade (*Slope, SLP*; em %): expressa o gradiente ou taxa de mudança da elevação, (ZEVENBERGEN; THORNE, 1987). É calculada a partir da razão entre a diferença de nível (distância vertical) e distância horizontal entre elevações de células raster vizinhas;

iii) Índice de exposição ao norte (*Northernness, NRT*; em graus): o aspecto é o azimute da declividade e, portanto, uma medida circular não adequada para comparação direta, devendo ser convertida em índice de exposição ao norte (ROECKER; THOMPSON, 2010);

iv) Índice topográfico de convergência (*Topographic Convergence Index, TCI*; adimensional): classifica a forma geral da vertente em convergente, plano e divergente. Este índice é altamente correlacionado com o acúmulo de água no solo (OLAYA; CONRAD, 2009);

v) Índice topográfico de posição (*Topographic Position Index, TPI*; adimensional): mede a posição relativa, classifica em cumes, vales e áreas declivosas. Este índice registra valores negativos caso a célula em análise tenha menor elevação em relação aos seus vizinhos, e valores positivos caso a elevação da célula em questão seja maior (GUISAN; WEISS; WEISS, 1999).

vi) Índice topográfico de rugosidade (*Topographic Ruggedness Index, TRI*; adimensional): indica a heterogeneidade do terreno. Este índice se relaciona com os processos formadores do solo, bem como com a distribuição da vegetação no terreno (RILEY; DEGLORIA; ELLIOT, 1999).

vii) Distância horizontal até corpos d'água (*Horizontal Distance, HDI*; em m) distância horizontal de cada célula do MDT ao curso d'água mais próximo; e,

viii) Distância vertical até corpos d'água (*Vertical Distance, VDI*; em m): distância vertical de cada célula do MDT ao curso d'água mais próximo. Estas distâncias relacionam-se diretamente com os princípios físicos que regem a drenagem potencial do solo (RENNÓ *et al.*, 2008).

ix) Tempo de insolação (*Insolation Time, IST*; horas/dia): representa o número médio de horas que cada célula raster recebe por dia, em função da latitude, longitude, declividade e aspecto da área, ao longo do ano (JENCO *et al.*, 1992).

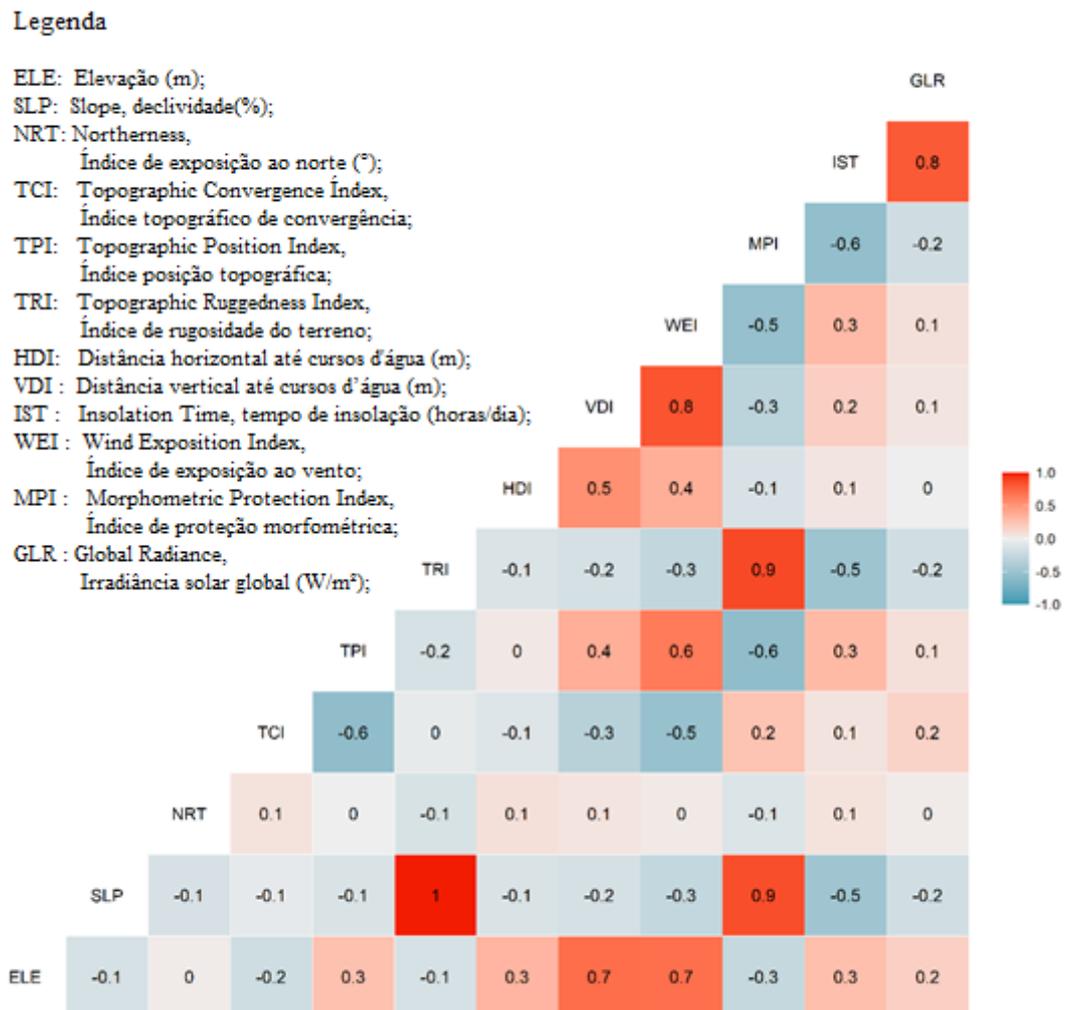
x) Índice de proteção morfométrica (*Morphometric Protection Index, MPI*; adimensional): utilizado para identificar áreas protegidas pela topografia, em que os maiores valores registrados indicam topografia côncava, e, portanto, uma proteção morfométrica fornecida pela configuração topográfica; valores baixos indicam áreas cuja topografia é mais exposta

(YOKOYAMA *et al.*, 2002).

xi) Índice de exposição ao vento (*Wind Exposition Index, WEI*; adimensional): o vento é um conhecido agente de perturbação em florestas ao redor do mundo, sobretudo em áreas abertas (JACKSON *et al.*, 2021) e é também um dos maiores responsáveis pela queda de grandes árvores (RIFAI *et al.*, 2016). Utilizou-se o índice de exposição ao vento, em que valores maiores que um apresentam áreas expostas ao vento, enquanto valores menores que um indicam áreas protegidas dos ventos (GERLITZ; CONRAD; BÖHNER, 2015).

xii) Irradiância global (*Global Radiancance, GLR*; W/m<sup>2</sup>): registra os valores de irradiação solar para cada célula do MDT. Para o cômputo dessas variáveis, foram utilizados os modelos de geometria solar descritos por Jenco ET AL.(1992).

As doze variáveis ambientais analisadas foram submetidas à uma análise de correlação, depois da qual foram excluídas quatro variáveis (*TRI, VDI, MPI e GLR*), uma vez que apresentaram forte correlação ( $\geq 80\%$ , *Pearson*) com outras (Figura 29). As variáveis espaciais podem ser sensíveis à escala (DE REU *et al.*, 2013). Desta forma, os valores de cada variável ambiental analisada foram extraídos do *MDT* e reamostrados em quatro diferentes resoluções espaciais: i) 10 m; ii) 30 m; iii) 50 m; e, iv) 100 m.



**Figura 29.** Correlograma das variáveis ambientais.

### 2.2.5 Modelagem do habitat das grandes árvores utilizando *Máxima Entropia*

A fim de entender a relação entre as variáveis ambientais e a ocorrência de grandes árvores na área de estudo, buscou-se modelar o habitat destas árvores em função de oito variáveis ambientais derivadas da topografia, por meio do algoritmo *Máxima entropia* utilizando o método *k-folds* de validação cruzada. Essa abordagem permite modelar a ocorrência de um fenômeno espacial baseado nas características do ambiente de localização de sua ocorrência (PHILLIPS *et al.*, 2006), nesse caso, os pontos identificados com grandes árvores.

O mapa gerado pelo modelo algoritmo máxima entropia indica a maior probabilidade da ocorrência das grandes árvores baseada nas configurações do ambiente que as contém. O

desempenho da modelagem é medido pela métrica ROC (*Receiver Operating Characteristic*), que compara a taxa de resultados positivos verdadeiros e falsos positivos (RIVERA; LOPEZ-QUILEZ, 2017), gerando uma curva cuja área sob esta (*AUC - Area Under Curve*) indica a acurácia do modelo.

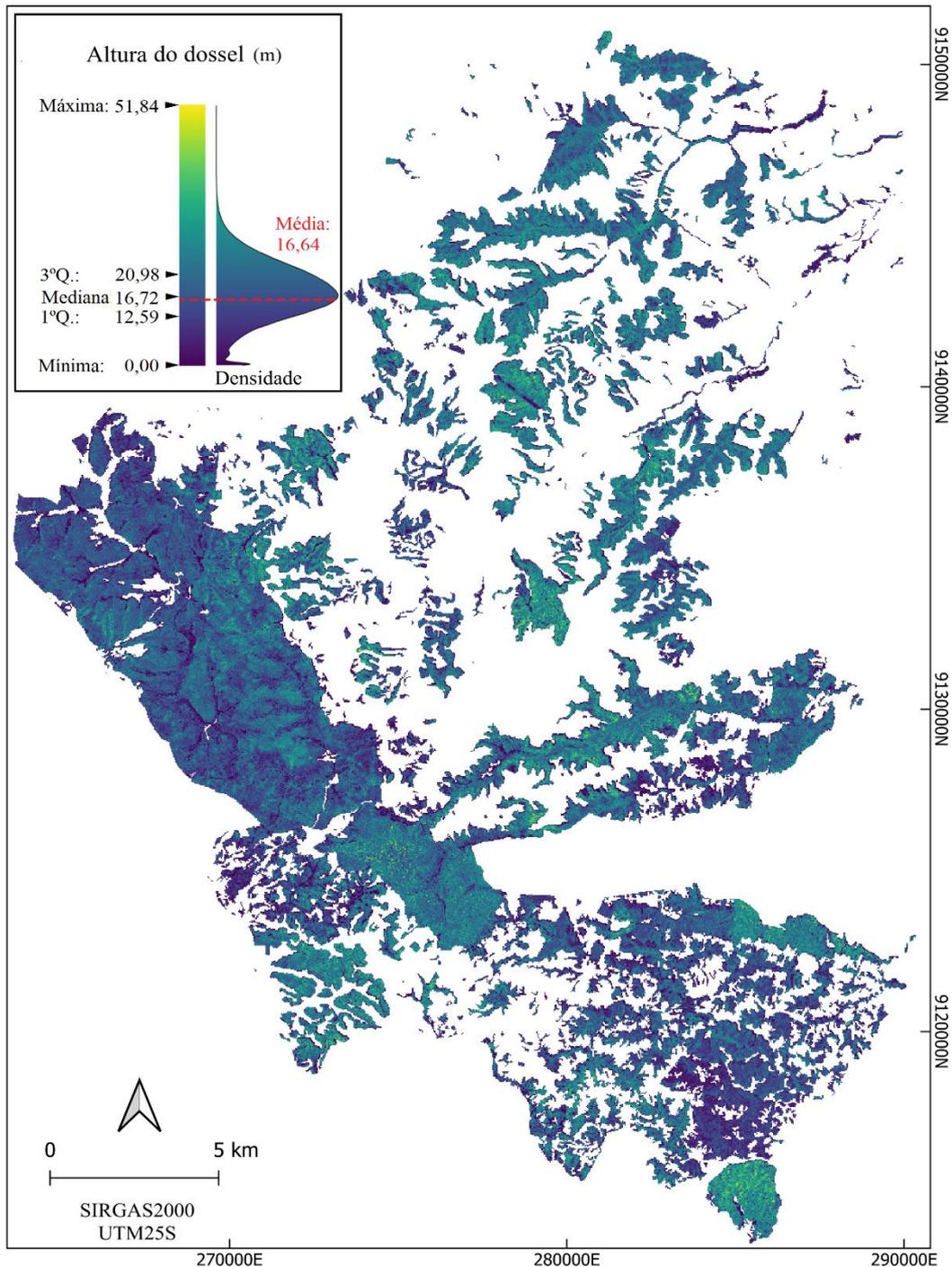
### 2.3. ANÁLISES DOS DADOS

Os cálculos e análises foram realizados utilizando o software R versão 4.0.5 (R CORE TEAM, 2021). Para a extração das variáveis foram utilizados softwares QGIS versão 3.16.13 (QGIS, 2022), SAGA versão 8.0.1 (CONRAD et al., 2015) e GRASS versão 7.8.6 (GRASS, 2021). A modelagem se deu em ambiente R por meio dos pacotes *dismo* (HIJIMANS et al., 2017), *raster* (HIJIMANS et al., 2015) e *rgdal* (BIVAND et al., 2021).

## 3 RESULTADOS

### 3.1 MODELO DIGITAL DE ALTURA DO DOSSEL (MDAD)

O MDAD permitiu extrair métricas do dossel e cobertura florestal da paisagem (Figura 6). O topo do dossel da paisagem estudada atingiu 51,84 metros, mais que o triplo da altura média registrada (16,64 m). Vinte e cinco por cento da cobertura florestal da paisagem analisada apresentam altura de até 12,59 m, a metade do dossel florestal registrou alturas entre 12,59 e 20,98 m e outros 25% registram altura acima de 20,98m. Os pixels de valores próximo a zero indicam a ausência de cobertura florestal. Sua presença numerosa na área de estudo é percebida pela coloração em azul escuro e pela saliência na parte inferior do gráfico de densidade (Figura 6). Valores de altura próximos a zero são encontrados nas bordas dos fragmentos, clareiras e áreas perturbadas. O dossel de alguns fragmentos aparenta considerável porte, em tons de verde, sendo as maiores alturas representadas em tons de amarelo (Figura 30).



**Figura 30.** Modelo Digital de Altura de Dossel (*MDAD*), com resolução espacial de 30 m, gerado pela subtração entre o Modelo Digital de Superfície (*MDS*) e o Modelo Digital do Terreno (*MDT*) em uma paisagem de Mata Atlântica, Pernambuco, Brasil. O *MDAD* apresenta, além da escala de altura média do dossel, a curva densidade de altura registradas nos pixels. A altura média do dossel, em metros, é apresentada pela linha tracejada.

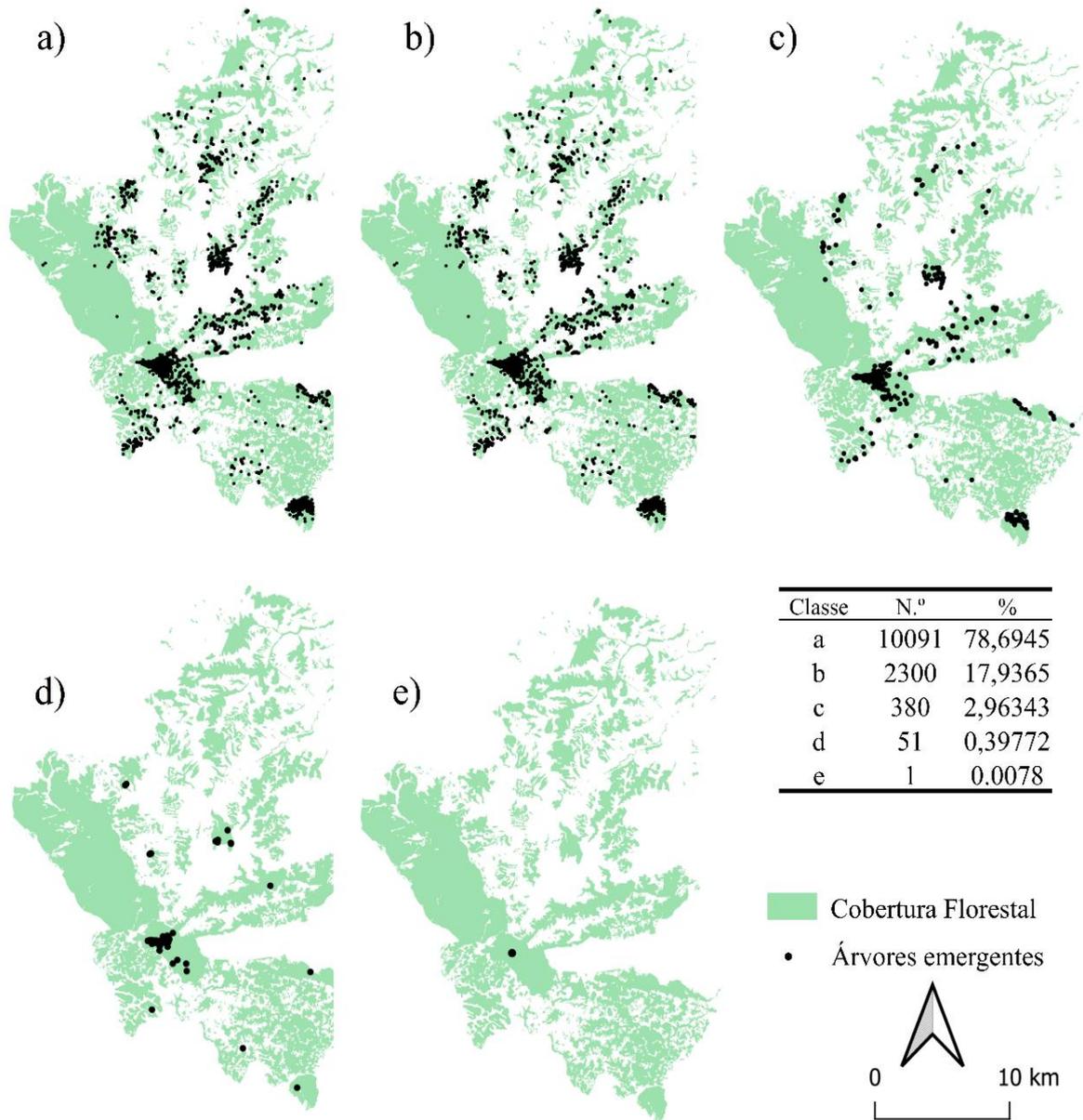
Percebem-se cores mais próximas ao amarelo (maiores alturas) distribuídas em um mosaico recortado de florestas em regeneração entremeando manchas de florestas de maior porte, possivelmente já estabelecida (clímax). O gráfico de densidade de altura do dossel da

paisagem estudada mostra que as maiores alturas, ainda que atinjam valores altos, diminuem a densidade rapidamente à medida que a altura aumenta. As maiores alturas do dossel florestal estão associadas a grandes árvores, cuja distribuição na paisagem analisada será apresentada a seguir.

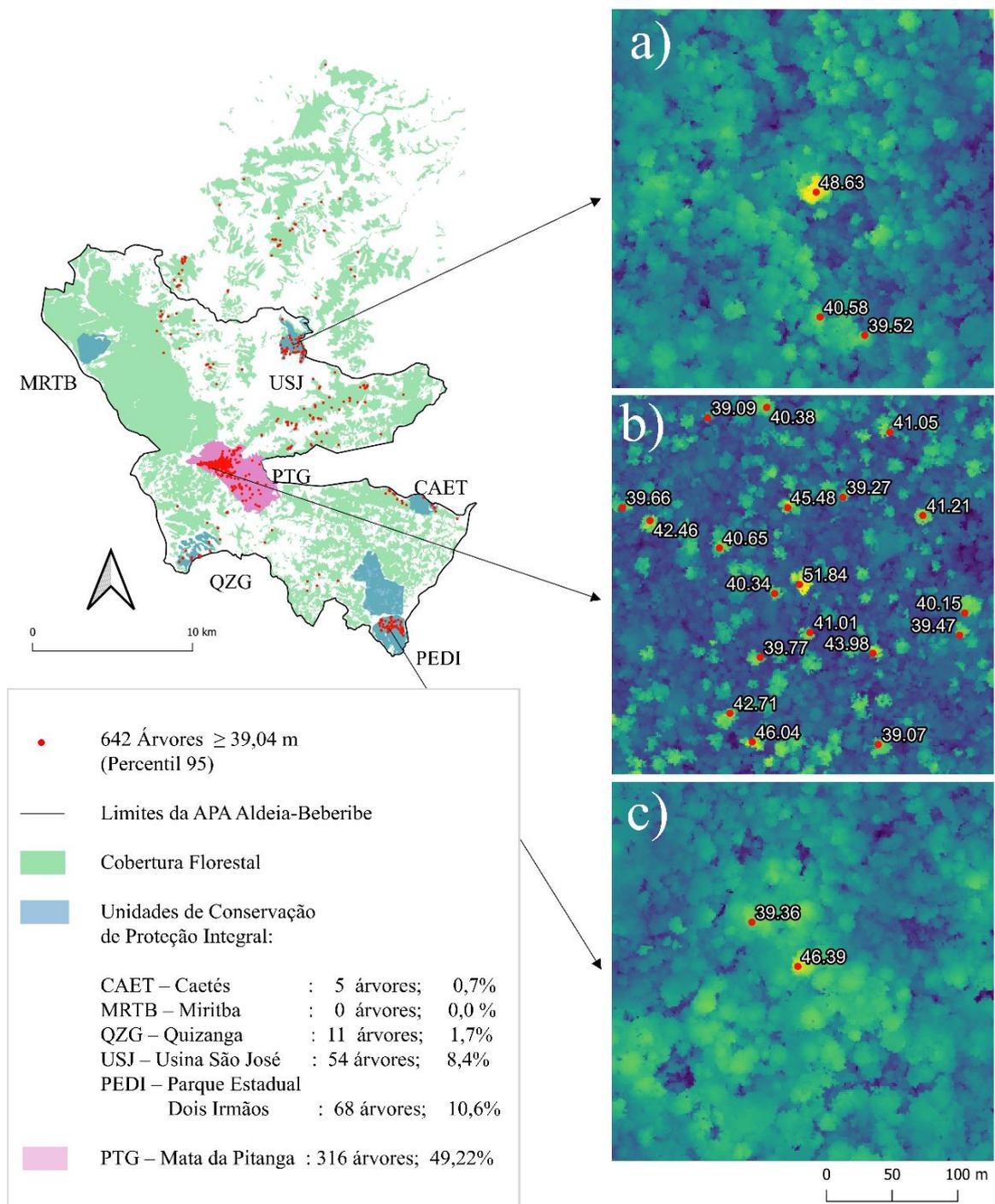
### 3.2 DISTRIBUIÇÃO DAS GRANDES ÁRVORES NA PAISAGEM

Foram detectadas 12823 árvores emergentes ( $\geq 30\text{m}$ ) em praticamente toda a extensão da paisagem, distribuídas em cinco classes de alturas: a) 10091 árvores  $\geq 30\text{m}$  e  $< 35\text{m}$ ; b) 2300 árvores entre  $\geq 35\text{m}$  e  $< 40\text{m}$ ; c) 380 árvores entre  $\geq 40\text{m}$  e  $< 45\text{m}$ ; d) 51 árvores entre  $\geq 45\text{m}$  e  $< 50\text{m}$ ; e, e) 1 árvore  $\geq 50\text{m}$  (Figura 31).

Atendendo ao critério de que as grandes árvores correspondem aos 5% das árvores mais altas (Percentil 95; Lindenmeyer e Laurance, 2016), foram selecionados 642 indivíduos com altura entre 39,04 m e 51,84 m e altura média de 41,41 m, dispostos espacialmente como ilustra o mapa da Figura 32. A maior parte das grandes árvores (91,12%) encontra-se na Área de Proteção Ambiental (APA) Aldeia-Beberibe, sendo que 70,72% se concentram em determinados fragmentos. As três unidades de conservação de Proteção Integral da categoria Refúgio de Vida Silvestre (RVS), a Estação Ecológica (ESEC) e a Reserva Particular do Patrimônio Natural (RPPN) existentes na paisagem, juntas contêm 21,5% das grandes árvores. Um fragmento na região central APA Aldeia-Beberibe, conhecida localmente como Mata da Pitanga (PTG), abriga quase a metade das grandes árvores da paisagem, 49,2%. Os outros 29,7% das grandes árvores se encontram majoritariamente dispersas em fragmentos na paisagem. Os detalhes exibidos (Figuras 8.a, 8.b e 8.c) apresentam um recorte de 300m de lado (90 ha) ao redor das maiores árvores encontradas na Mata da Pitanga (em cor-de-rosa) e/ou em outros dois fragmentos conhecidamente de floresta madura, inseridos em duas UCs: o RVS Mata da Usina São José – USJ (NASCIMENTO et al., 2012; 2014) e o fragmento ao sul no Parque Estadual de Dois Irmãos – PEDI, aqui chamado PEDI1 (DA CUNHA *et al.*, 2021).

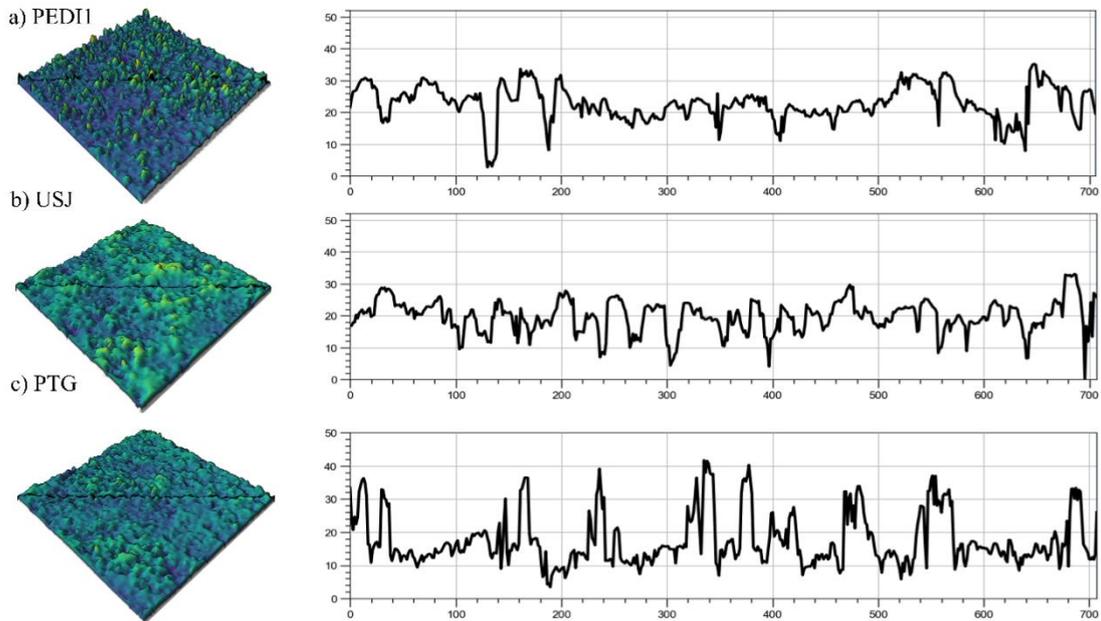


**Figura 31.** Distribuição das árvores maiores que 30 m de altura (pontos pretos), em cinco classes de altura, com intervalo de 5 m. Classes a) 10091 árvores  $\geq 30$  m e  $< 35$  m; b) 2300 árvores entre  $\geq 35$  m e  $< 40$  m; c) 380 árvores entre  $\geq 40$  m e  $< 45$  m; d) 51 árvores entre  $\geq 45$  m e  $< 50$  m; e, e) 1 árvore  $\geq 50$  m. A cobertura florestal aparece em cor verde.



**Figura 32.** Disposição espacial das grandes árvores na paisagem de estudo (pontos vermelhos) na Mata Atlântica, Pernambuco, Brasil. Em cor azul, as Unidades de Conservação de proteção integral (Refúgios de Vida Silvestre, RVS, e Estação Ecológica, ESEC) e a Reserva Particular do Patrimônio Natural (RPPN); em cor-de-rosa, o fragmento Mata da Pitanga. O polígono de contorno preto delimita a Área de Proteção Ambiental (APA) Aldeia-Beberibe. As setas indicam a localização na paisagem dos detalhes exibidos em **8a**, **8b** e **8c**.

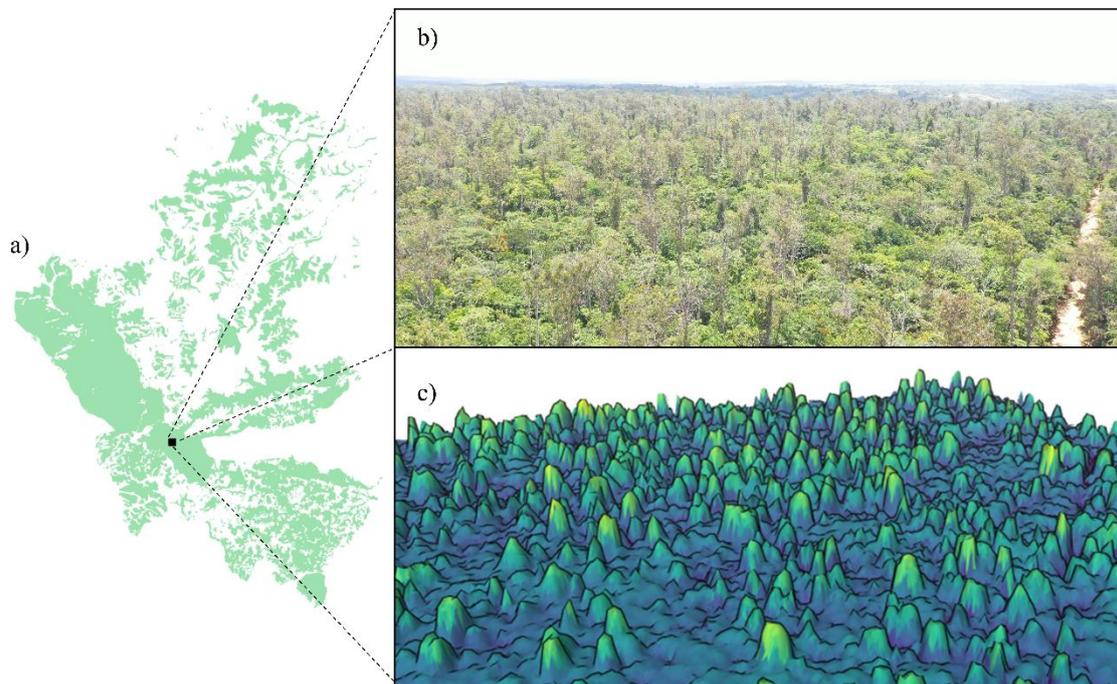
Foi extraída uma amostra quadrada de 25 ha (500 m x 500 m) em PEDI1, USJ e PTG, o que permitiu gerar vista em perspectiva e perfis longitudinais e do dossel nessas três áreas (Figura 33).



**Figura 33.** Vista em perspectiva do dossel de **a)** PEDI1 = Parque Estadual de Dois Irmãos; **b)** USJ = RVS Mata da Usina São José; **c)** PTG = Mata da Pitanga. Os respectivos perfis apresentam no eixo y a altura do dossel, em metros, e no eixo x, a distância horizontal da linha preta, também em metros.

A geometria do dossel adjacente às grandes árvores nas três áreas observadas permite perceber uma semelhança entre os dosséis das UCs PEDI1 e USJ (Figura 33a e 33b, respectivamente), em que ambos apresentam um perfil que sugere árvores com estrutura de copas mais amplas e com forte presença entre 20 e 30 metros de altura. O dossel da Mata de Pitanga (PTG, Figura 33c), por sua vez, apresenta feições semelhantes a árvores com grande variação de altura, sugerindo uma tipologia florestal visualmente diferente em relação às UCs.

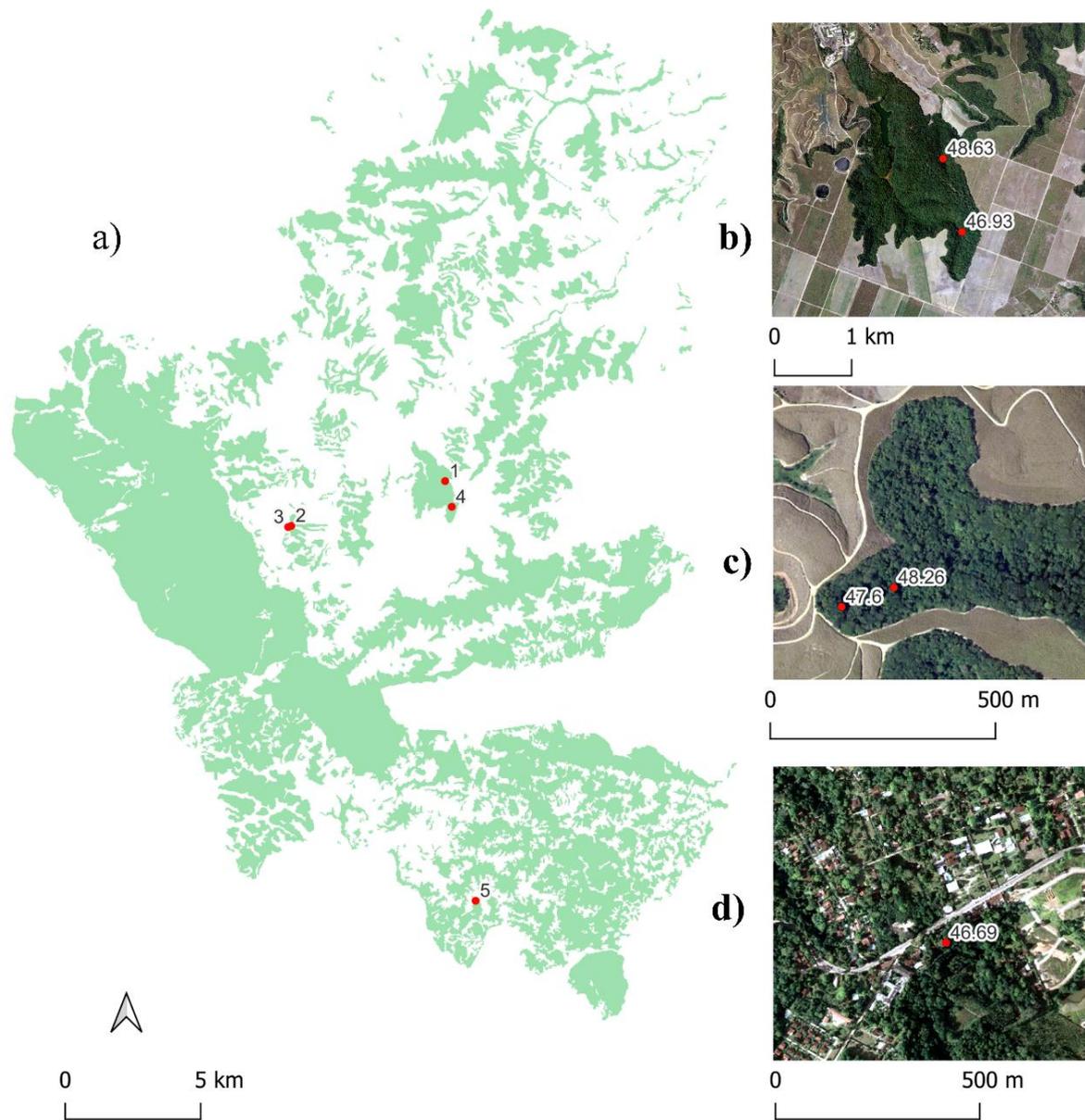
Verificou-se *in loco* (Figura 34.a) que a Mata da Pitanga (PTG) contém uma população de *Eucalyptus* sp. entremeando o dossel florestal (Figura 34.b), o que explica o aspecto do dossel desta área (Figura 34.c). Possivelmente, a presença dessa espécie se deve a um antigo plantio do início do século XX, oriundo de um programa de incentivo do governo, posteriormente abandonado (Figura 34)



**Figura 34.** a) Localização do ponto visitado na Mata da Pitanga, Pernambuco, Brasil; b) Imagem aérea (fonte: APA Aldeia-Beberibe/CPRH); c) Perspectiva do dossel da área.

Para evitar vieses na modelagem do habitat de grandes árvores nativas, causados pela magnitude dos eucaliptos da Mata de Pitanga, optou-se por excluir das análises as “árvores emergentes” desta área. Com essa exclusão, houve uma redução no número de árvores emergentes ( $\geq 30$  m) na paisagem (de 12.813 para 10.589 árvores), a altura mínima para o percentil 95 diminuiu de 39,4 m para 37,99 m e o número de grandes árvores decresceu de 642 para 527 indivíduos.

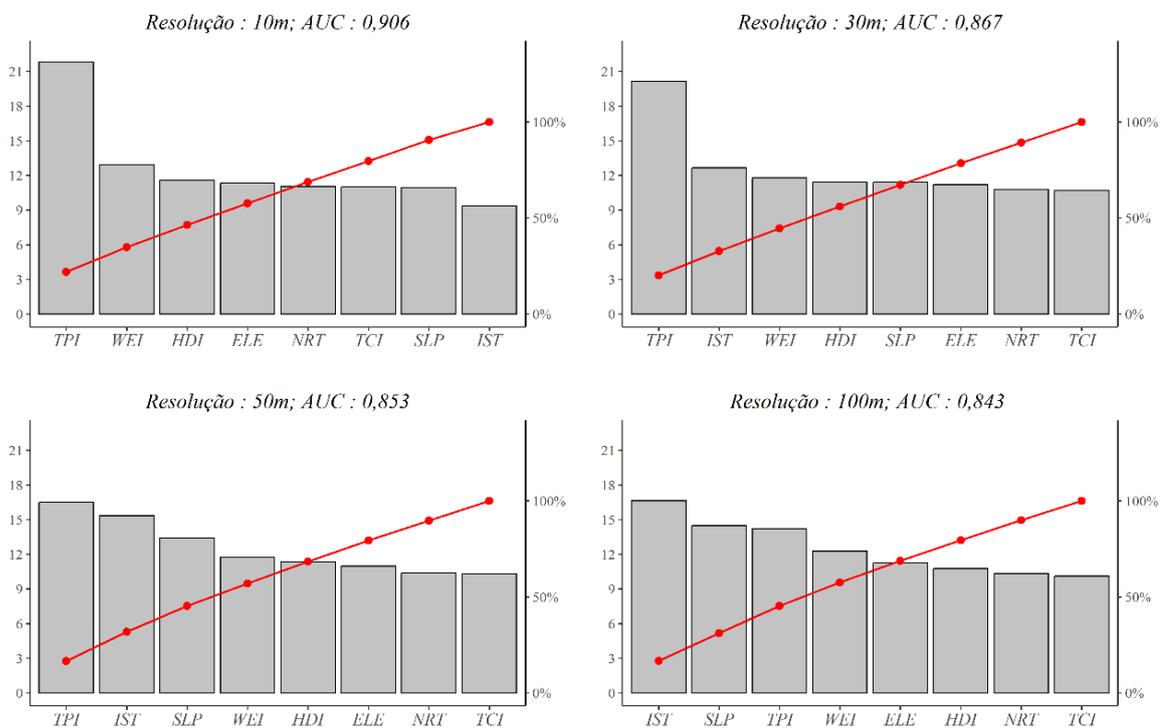
Nos dados excluindo a Mata da Pitanga, a maior árvore encontrada mede 48,63 m e está localizada no RVS Mata da Usina São José (*USJ*). A menos de 1000 m de distância, encontra-se a quarta maior árvore (46,93 m). As árvores com as terceira e quarta maiores alturas da paisagem (48,26 m e 47,6, respectivamente) distam entre si apenas 124 metros. No sul da paisagem, tem-se a quinta maior árvore medindo 46,69 m (Figura 35).



**Figura 35.** a) Localização das cinco árvores mais altas em uma paisagem fragmentada de Mata Atlântica, Pernambuco, Brasil; em b) vê-se a primeira e quarta maiores árvores c) a segunda e terceira maiores árvores, e em d) vê-se a quinta maior árvore da paisagem.

### 3.3 CARACTERIZAÇÃO DO HABITAT DAS GRANDES ÁRVORES NA PAISAGEM

A modelagem de habitat de grandes árvores a partir de variáveis derivadas do relevo apresentou desempenho superior a 84% ( $AUC \geq 0,843$ ) em todos os modelos com distintas resoluções espaciais: 10, 30, 50 e 100 m. O maior desempenho medido foi do modelo 10m ( $AUC = 0,906$ ). Percebe-se uma leve diminuição de  $AUC$  enquanto a resolução espacial diminuiu, uma vez que a resolução espacial e o tamanho do pixel são inversamente proporcionais (Figura 36).



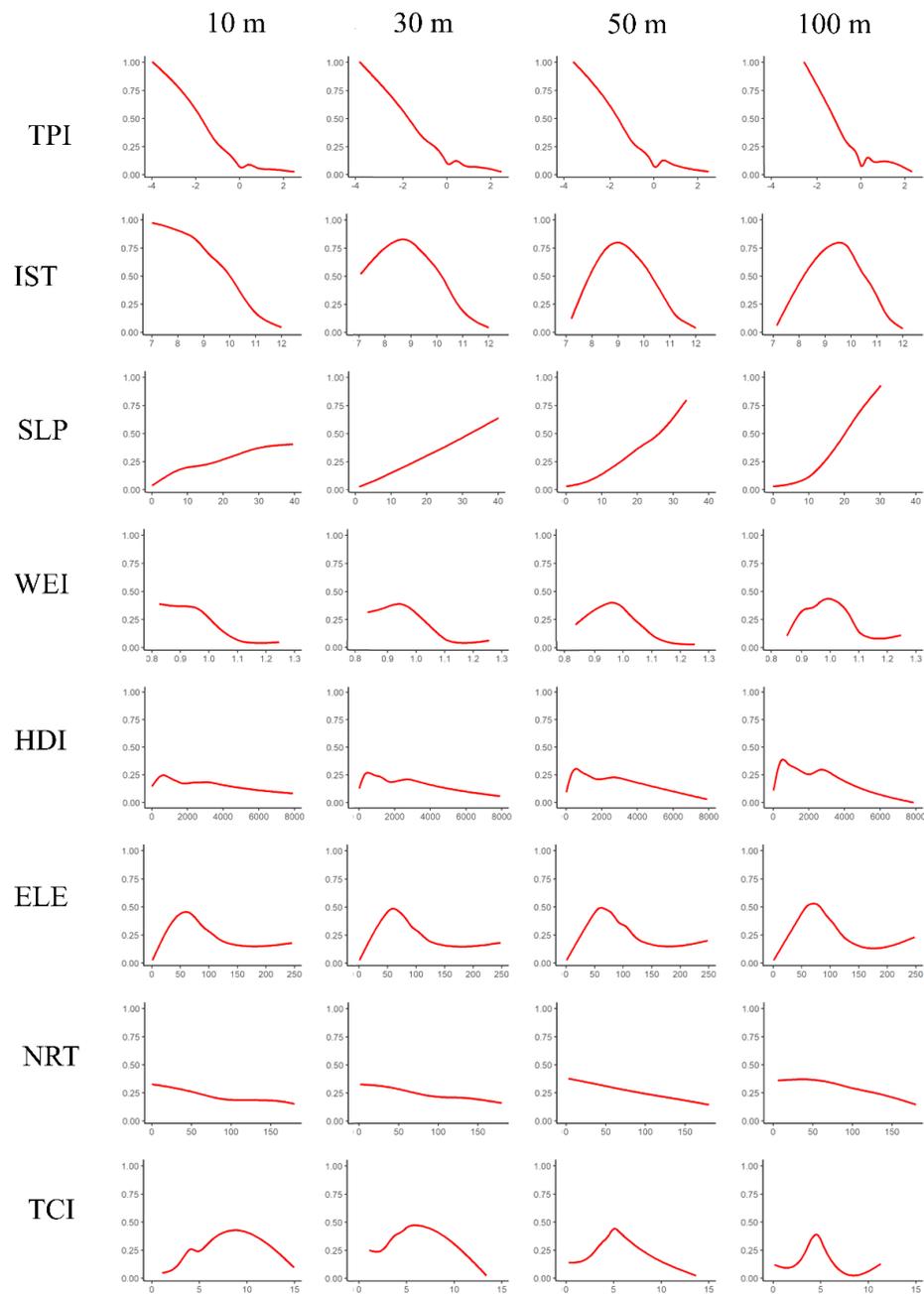
**Figura 36.** Diagramas de Pareto apresentando a importância relativa individual (barras) e acumuladas (linhas e pontos vermelhos). As barras representam as variáveis ambientais utilizadas na modelagem de habitats de grandes árvores em paisagem da Mata Atlântica, Pernambuco, Brasil.

O índice de posição topográfica (*TPI*) obteve a maior importância nos modelos de 10, 30 e 50 m (respectivamente, 21,82%, 20,11% e 16,48%) e a terceira maior importância no modelo de 100 m (14,23%). Apesar de apresentar relevância em todos os modelos, a importância do *TPI* obteve valor decrescente de  $AUC$  conforme o tamanho do pixel aumentou. O tempo de médio diário de insolação (*IST*) foi a variável ambiental menos importante modelo

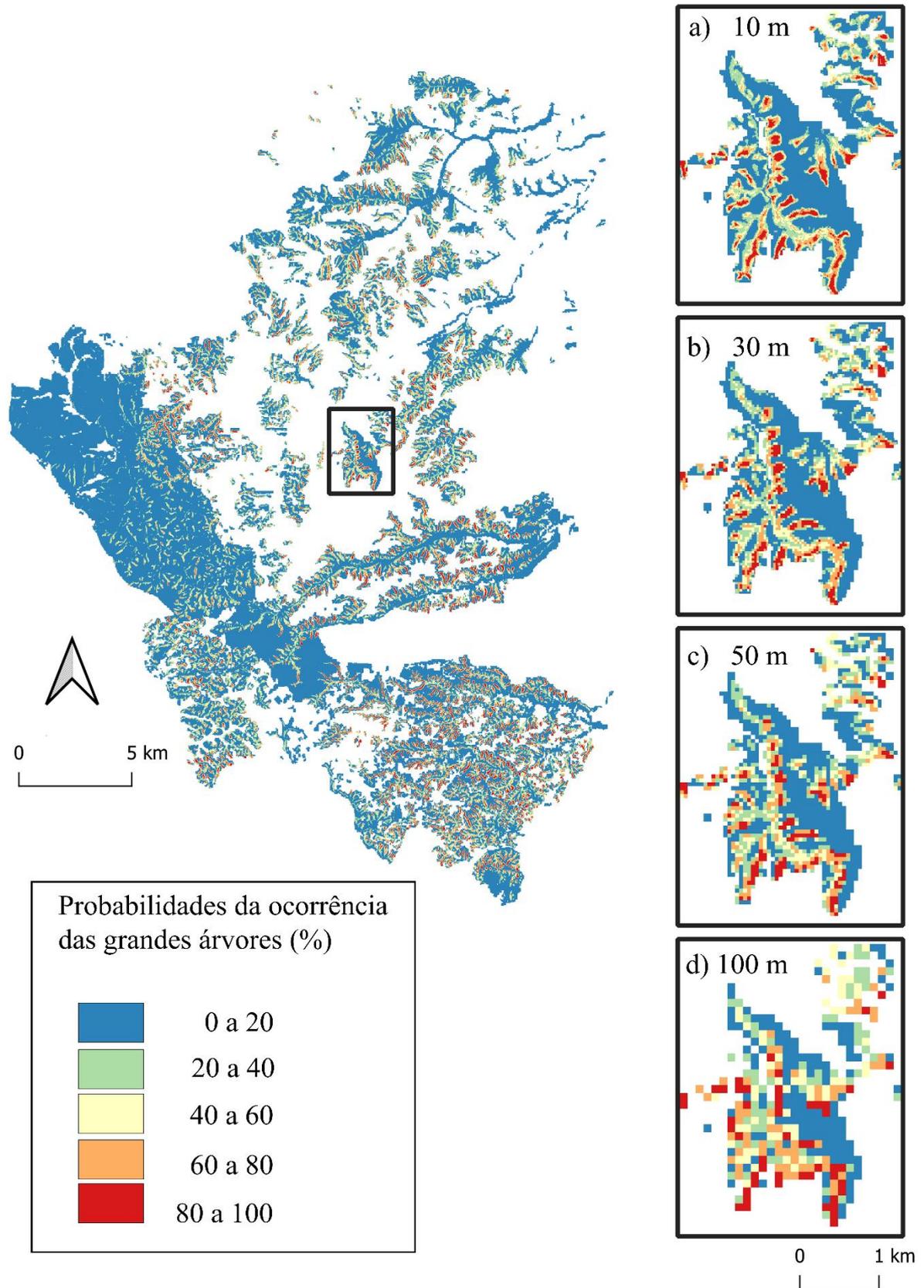
de 10 m (9,35%). Porém, seu desempenho aumentou com o aumento do tamanho do pixel, até que, no modelo de 100 m, o *IST* obteve a maior importância de Gini (16,62%). De maneira análoga ao *IST*, a declividade (*SLP*) aumentou sua importância conforme aumentou o tamanho do pixel dos modelos gerados, atingindo no modelo de 100 m a importância de 14,47%. As demais variáveis obtiveram pouca expressão nos modelos de máxima entropia gerados.

A partir dos gráficos marginais (Figura 37), que confrontam a probabilidade de ocorrência de árvores grandes com cada uma das variáveis ambientais analisadas, os modelos de máxima entropia mostraram que as variáveis ambientais *TPI*, *IST* e *SLP* são as que tem maior poder de explicação da ocorrência de grandes árvores na paisagem estudada. As demais variáveis não apresentaram densidade de probabilidade superior a 50% em nenhum dos modelos gerados. O habitat das maiores árvores é definido principalmente pelo Índice de Posição Topográfica (*TPI*), em que valores negativos representam terrenos mais baixos que o seu entorno (côncavo), característica de regiões de vales e ravinas. Valores de *TPI* menores que -2 apresentam densidade de probabilidade maior ou igual a 70%. A segunda variável mais importante foi tempo de insolação (*IST*; horas/dia), relacionando que um período de insolação diária de oito a dez horas com a maior probabilidade de ocorrência de grandes árvores (>70%). A declividade (*SLP*; %), por sua vez, aponta que em áreas com declividade superior a 30% a probabilidade de ocorrência é superior a 75%.

Vale ressaltar que o *TPI* apresentou probabilidade >75% em todos os modelos de máxima entropia, o que sugere uma menor sensibilidade do *TPI* em diferentes escalas espaciais para modelar a ocorrência de grandes árvores. O intervalo de horas de sol por dia é mais bem definindo em variáveis com tamanho de pixel de 30 m ou superior. A declividade apresenta maior probabilidade a partir de pixel de 50 m. Modelos Digitais de Terreno com maiores resoluções espaciais, ou seja, pixels de tamanho menor (10 m), por estarem associados a um maior índice de detalhamento, podem não ter a abrangência espacial suficiente para descrever o comportamento do terreno. Em contrapartida, um pixel maior abrange uma maior área no terreno; contudo, pode omitir características definidoras de um habitat de uma grande árvore (Figura 38). Esses valores sugerem que a resolução espacial de 50 m, dentre os valores estudados, fornece alta probabilidade de associação das três variáveis ambientais que mais explicam a ocorrência de grandes árvores.

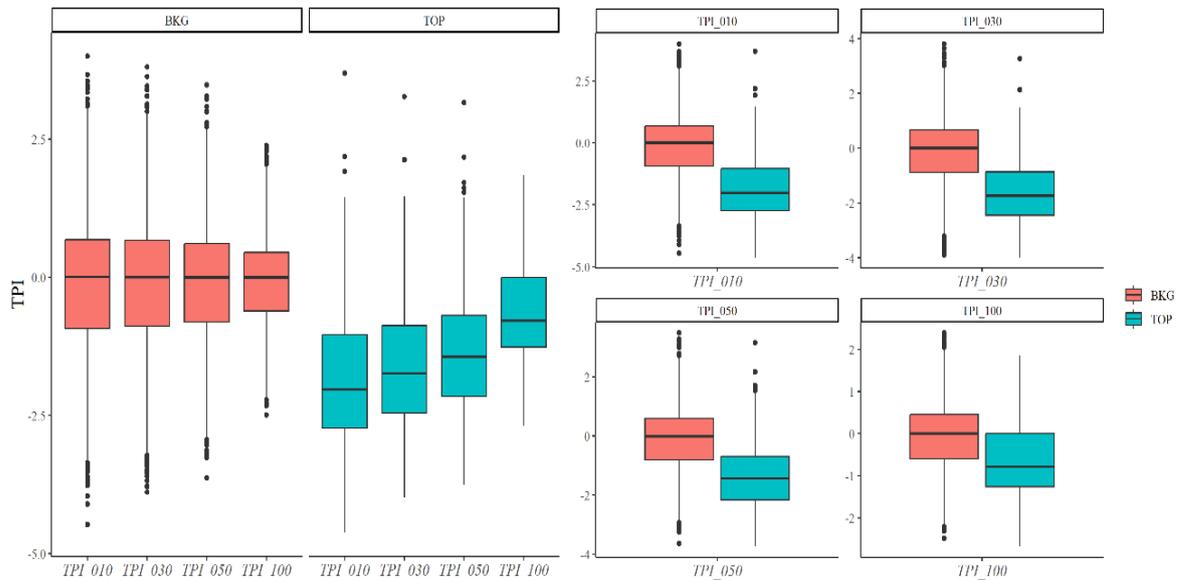


**Figura 37.** Gráfico de densidades marginais de cada variável ambiental utilizada (linha vermelhas), em que o eixo vertical traz o valor da probabilidade dada pelo modelo MaxEnt, variando de zero a um; o eixo horizontal mostra os valores da registrados pelas próprias variáveis ambientais em suas respectivas unidades de medida, como segue: TPI = *Topographic Position Index*, índice posição topográfica; IST = *Insolation Time*, tempo de insolação (horas/dia); SLP = *Slope*, declividade (%); WEI = *Wind Exposition Index*, índice de exposição ao vento; HDI = distância horizontal até cursos d'água (m); ELE = elevação (m); NRT = *Northernness*, índice de exposição ao norte (°); TCI = *Topographic Convergence Index*, índice topográfico de convergência.

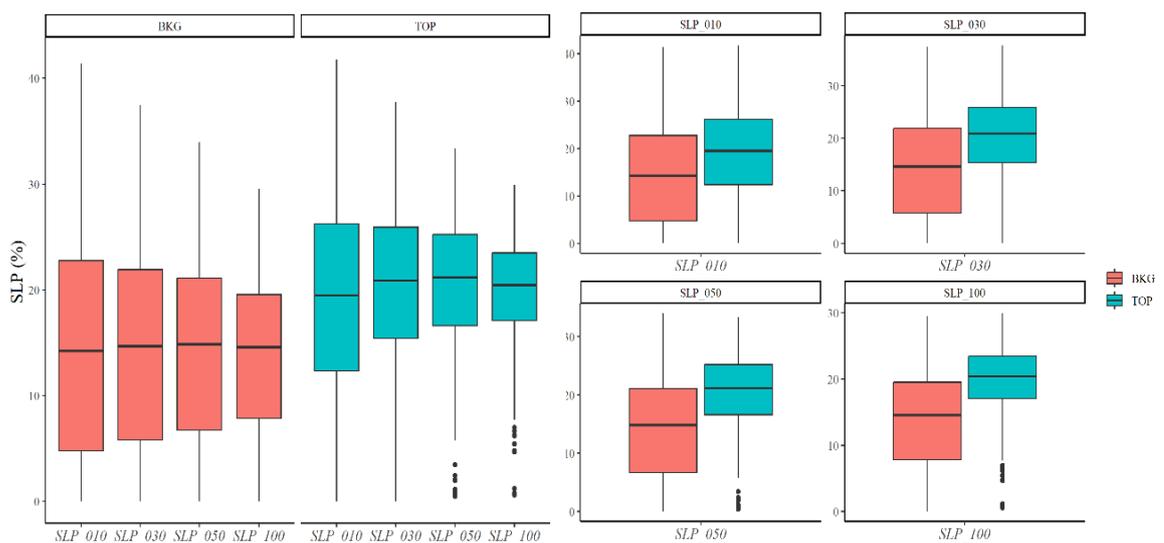


**Figura 38.** Mapa da probabilidade da ocorrência de grandes árvores em uma paisagem da Mata Atlântica, Pernambuco, Brasil. No retângulo preto, tem-se os detalhes da Mata da Usina São José (USJ), resultantes dos modelos de máxima entropia: a) 10 m; b) 20 m; c) 50 m; e, d) 100m.

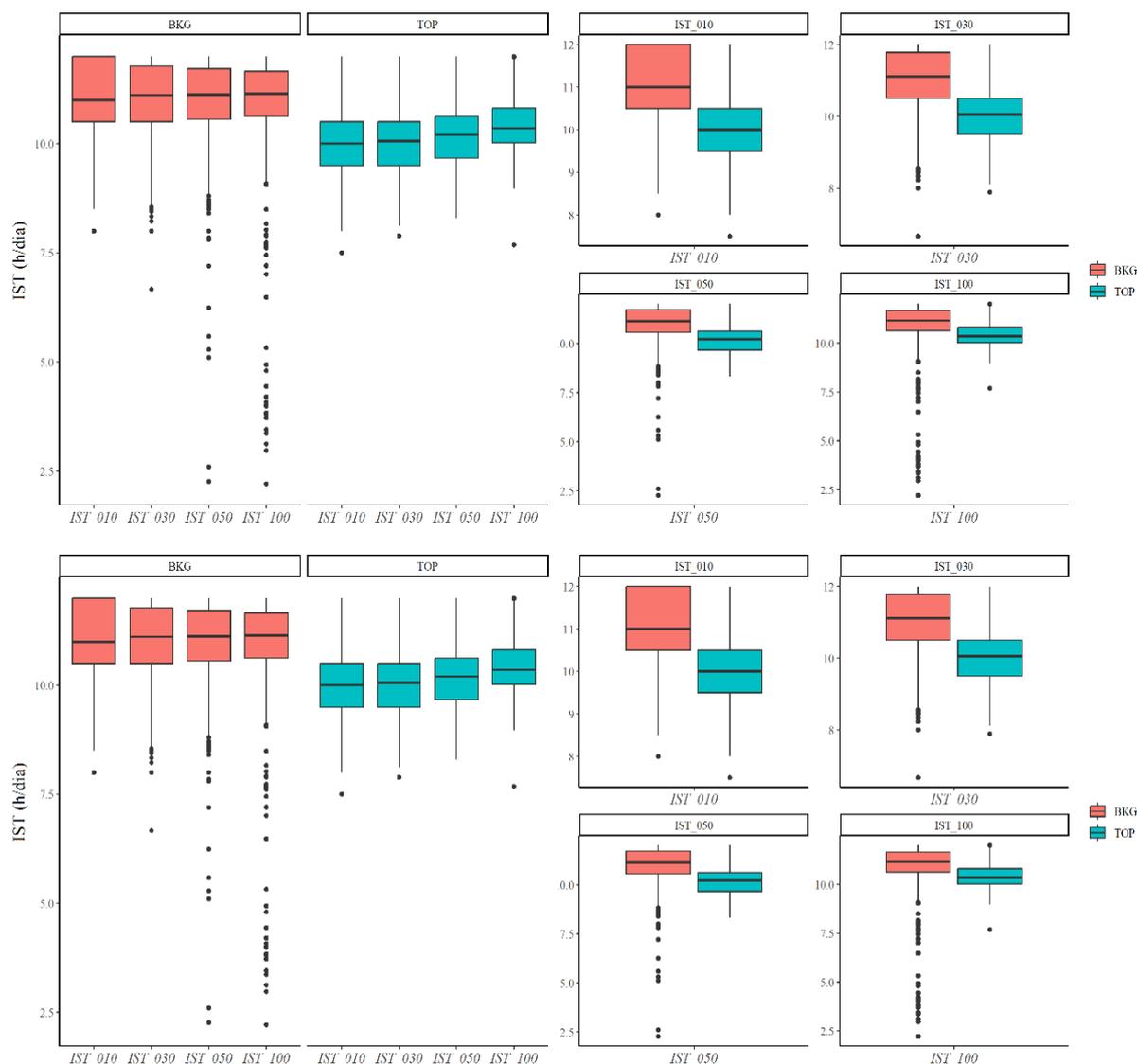
De acordo com os modelos de máxima entropia gerados, as grandes árvores desta paisagem são abrigadas por um relevo côncavo (Figura 39;  $TPI < -1,43$ ; resolução espacial de referência: 50 m) cuja declividade é superior a 20% (Figura 40;  $SLP > 20\%$ ; resolução espacial de referência: 50 m), em locais onde recebem, em média, entre 8 e 10 horas de sol por dia (Figura 41;  $IST$  10 h/dia; resolução espacial de referência: 50 m).



**Figura 39.** *TPI – Topographic Position Index*, Índice Topográfico de Posição (adimensional) para todos os modelos: 10 m, 30 m 50 m e 100 m de resolução espacial. TOP = percentil 95, os 5% de árvores mais altas da paisagem; BKG = *Background*, amostras aleatórias na cobertura florestal.

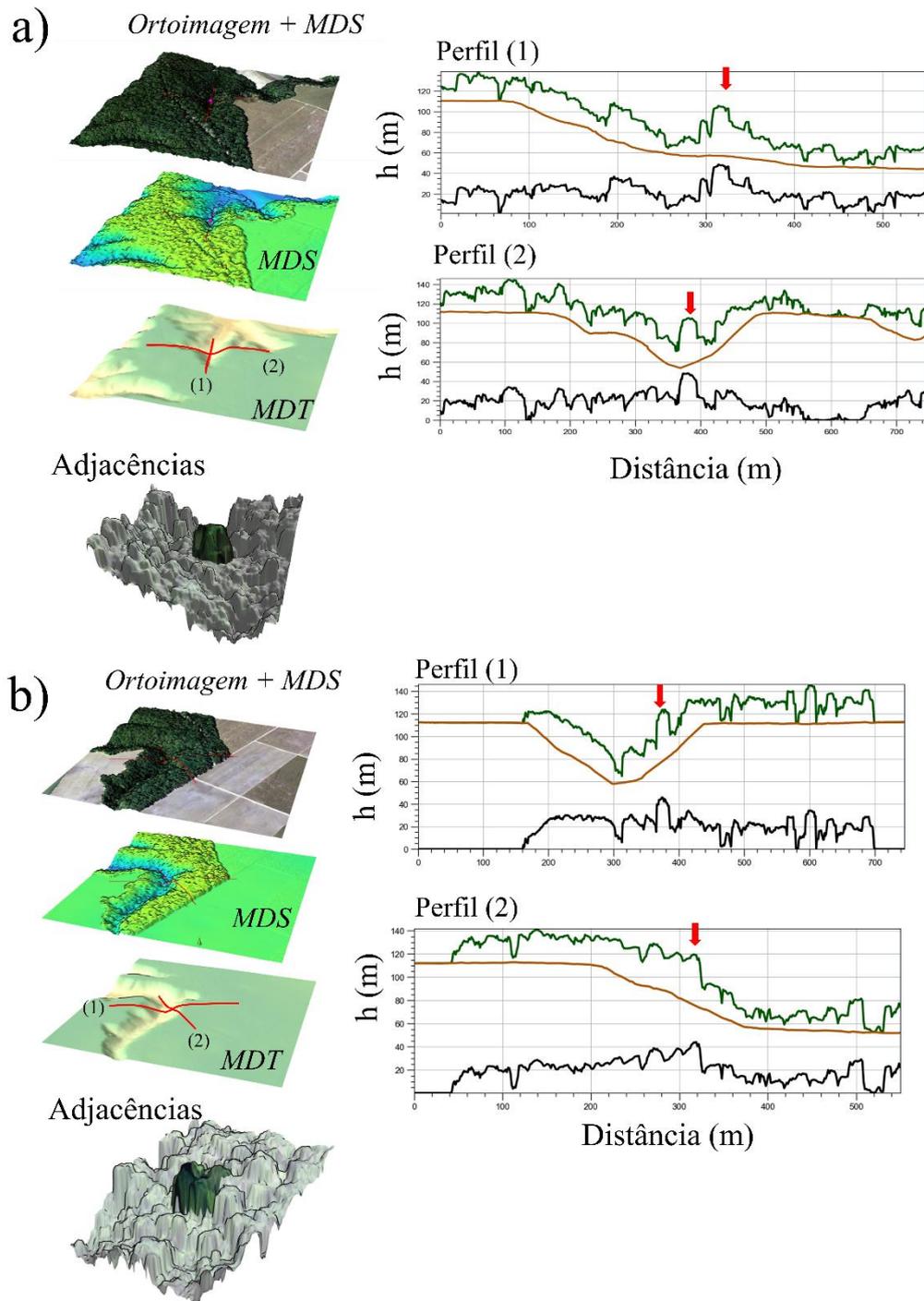


**Figura 40.** *SLP – Slope*, Declividade (%), para todos os modelos: 10 m, 30 m 50 m e 100 m de resolução espacial. TOP = percentil 95, os 5% de árvores mais altas da paisagem; BKG = *Background*, amostras aleatórias na cobertura florestal.



**Figura 41.** *IST – Insolation Time*, Tempo de insolação (h/dia), para todos os modelos: 10 m, 30 m 50 m e 100 m de resolução espacial. TOP = percentil 95, os 5% de árvores mais altas da paisagem; BKG = *Background*, amostras aleatórias na cobertura florestal.

As amostras de percentil 95, os 5% de árvores mais altas da paisagem (*TOP*) e as aleatórias na cobertura florestal (*BKG*, *background*) apresentam diferenças significativas entre si (teste U de Mann-Whitney), evidenciando que o habitat das grandes árvores difere do habitat geral. Os resultados obtidos nesta pesquisa sugerem que o habitat propício para a ocorrência dessas árvores de grande porte, determinado pelos modelos de máxima entropia, possui características associadas aos sulcos formados pela erosão fluvial, vales encaixados e regiões de nascentes de rios. Isso indica que a topografia acidentada dificulta o acesso das pessoas, e fornece nutrientes e luz aos habitats das grandes árvores (Figura 42).



**Figura 42.** Configuração espacial do entorno de: **a)** a maior árvore (48,63 m); e, **b)** a quarta maior árvore de toda a paisagem estudada, ambas Mata da Usina São José (*USJ*). À esquerda, tem-se vista em perspectiva da Ortoimagem sobreposto ao MDS, o MDS e o MDT, e as respectivas adjacências. As setas vermelhas indicam estas árvores em seus respectivos perfis. O perfil em verde é relativo ao MDS, o perfil de cor marrom diz respeito ao MDT, e o perfil de cor preta corresponde ao CHM.

## 4 DISCUSSÃO

A paisagem de Mata Atlântica estudada, ainda que altamente fragmentada, permanece mantendo indivíduos arbóreos cuja altura chega a atingir o triplo da média do dossel. As variáveis ambientais aqui analisadas caracterizaram com sucesso ( $AUC > 0,84$ ) os habitats que as comportam, demonstrando que o relevo desta paisagem atua como *proxy*, conduzindo processos bióticos e abióticos, como afirmaram Stein e Kreft (2015). Regiões ‘côncavas’ do terreno, como comprovado pelos valores negativos do índice topográfico de posição (TPI), fornecem proteção contra ventos, uma grande ameaça (JACKSON *et al.*, 2021). O terreno declivoso atua, por gravidade, na provisão de água e nutrientes (ALEXANDER *et al.*, 2015) e constituem um frente a extremos climáticos (HOLLUNDER *et al.*, 2021) para as árvores, além de ser desfavorável à ocupação antrópica e à produção agrícola. Assim, são áreas geralmente sob menos pressão, onde a regeneração natural é favorecida (REZENDE *et al.*, 2015). Ainda, a configuração do relevo regula a fração da radiação fotossinteticamente ativa, fator que controla a atividade fotossintética das plantas (MASON *et al.*, 2010).

O Índice TPI, que demonstra a proteção proporcionada pelo terreno, embora seja sensível à escala de trabalho (DE REU *et al.*, 2013), apresentou significativa influência na caracterização dos habitats em todas as escalas utilizadas na modelagem do habitat das grandes árvores. O tempo médio diário de insolação entre 8 e 10 horas, de acordo com os resultados aqui encontrados, consiste em um intervalo favorável à incidência de grandes árvores, uma vez que essa variável influencia fortemente no seu crescimento (GORGEN *et al.*, 2020). Tais achados sugerem que ao longo de recorrentes processos de degradação, a topografia tem protegido grandes árvores ocultando-as e fornecendo recursos para sua manutenção e sobrevivência.

A escassez de dados de alta resolução, em escala regional, que permitam obter informações do terreno e do dossel, como o escaneamento a laser aerotransportado, limita a compreensão da estrutura vertical do bioma Mata Atlântica (MARTINS-NETO *et al.*, 2021). O projeto Pernambuco Tridimensional (PE3D) preencheu a lacuna da disponibilidade de Modelos Digitais de Superfície e do Terreno com alta resolução espacial e em escala regional. Esses dados possibilitaram o desenvolvimento desta pesquisa, permitindo a localização das árvores mais altas na paisagem, bem como a extração de variáveis ambientais derivadas do relevo, usadas para modelar o habitat dessas grandes árvores. Variáveis ambientais foram usadas com sucesso por Gorgens ET AL.(2020) na modelagem da altura máxima de árvores ‘gigantes’ na Amazônia. Nessas, a localização se deu pelo processamento de massivas nuvens de pontos

LiDAR (*Light Detection and Ranging*) sobre a floresta amazônica, imprescindíveis ao achado de indivíduos com mais de 80 m de altura. Diante da disponibilidade de dados da estrutura sobre o Terreno e o dossel florestal, dentre outros, salienta-se a necessidade de se estender o pequeno estudo à toda a abrangência da Mata Atlântica pernambucana.

Mesmo diante de uma base de dados espaciais, a complexidade da paisagem e o histórico de perturbação revelaram desafios em modelar a caracterização do ambiente que comporta grandes árvores. A heterogeneidade da paisagem de estudo envolve centros urbanos, o que promove impactos em várias intensidades (JOLY et al., 2014), seja na exploração de árvores de pequeno porte facilmente removidas e transportadas (CUNHA et al., 2021) ou no plantio secular de árvores exóticas (*Eucalyptus* spp.), cuja magnitude pode enviesar a modelagem de habitats das árvores nativas a partir de sua altura. A magnitude dos indivíduos *Eucalyptus* spp. condiz com histórico de plantio na região, conforme o jornal do Rio de Janeiro “O Imparcial”, que trouxe na edição de 29 de outubro de 1920, na página 3, uma notícia sobre uma plantação de eucaliptos na região do Horto Dois Irmãos, inserida na área do presente estudo. A notícia relata que a partir do mês de agosto daquele ano e pelos nove anos seguintes, o plantio anual de 50.000 indivíduos de eucaliptos (FERREIRA, 2022). Sugere-se que, em pesquisas futuras, sejam investigadas técnicas de identificação de *Eucalyptus* spp. em meio à floresta nativa. Uma vez que a exclusão desses ‘ruídos’ se deu manualmente, não se pode garantir que entre as árvores grandes não haja espécies exóticas.

Ainda que com limitações, o mapeamento sem precedentes de grandes árvores na Mata Atlântica, sobretudo ao norte do Rio São Francisco, fornece subsídios para estudos complementares nesta paisagem. Além dos serviços ecossistêmicos, as grandes árvores desempenham um papel crítico de suporte à biodiversidade (PINHO et al., 2020). A magnitude dessas árvores lhes confere ambientes favorável a nidificação de grandes aves de rapina, tal como a Harpia (*Harpia harpy*), a maior ave de rapina dos Neotrópicos (JENNY, 2012), que prioriza a construção de seus ninhos em árvores emergentes (MIRANDA et al., 2020). Além do abrigo para muitos vertebrados, invertebrados (SHEFFERS et al., 2014) e mamíferos (KUNZ et al., 2011). Assim, os resultados aqui encontrados, podem servir de insumo de pesquisas sobre a fauna associada com a presença de grandes árvores, na paisagem aqui estudada.

A análise da altura das árvores é fundamental (MOLTO et al., 2013) para avaliar as variações estruturais das florestas tropicais, tais como a quantificação da biomassa acima do solo e do carbono estocado (MITCHARD et al., 2014). Portanto, a compreensão e o mapeamento do ambiente adjacente às maiores árvores das florestas tropicais e sua associação

com fatores ambientais são de extremo valor, uma vez que essas árvores são responsáveis pela transpiração de grande quantidade de água e estoque de carbono acima do solo (GORGENS *et al.*, 2020). A proteção às florestas, sobretudo às grandes árvores, representa a manutenção de serviços ecossistêmicos de regulação, suporte e provisão, uma vez que a presença dessas árvores influencia no regime hídrico (POPPENBORG; HOLSCHER, 2009) e climático (NEPSTAD *et al.*, 1994). Ressalta-se a importância de estudos contínuos fundamentados em Pesquisa Ecológica de Longa Duração (PELD) a fim de se construir modelos locais de biomassa acima do solo baseados na estrutura do dossel, como sugerem Hunter *ET AL.*(2013) e Ali *ET AL.*(2019; 2020).

Na paisagem estudada, a existência de Unidades de Conservação de proteção integral e Reserva particular e o fato destas reunirem um expressivo grupo das grandes árvores, reforça a importância da criação e manutenção de áreas protegidas em paisagens florestais fragmentadas, uma vez que a perda de biomassa é menor em unidades de conservação, sobretudo nas maiores (DE LIMA *et al.*, 2020). Ainda que a suficiência das UCs de proteção integral não possa ser atestada, a presença massiva de grandes árvores no interior das UCs, bem como em sua vizinhança próxima, indica a importância da proteção trazida por essas UCs à floresta estudada.

As métricas verticais analisadas revelaram que as alturas das grandes árvores superam as registradas em campo. A magnitude das alturas das grandes árvores da paisagem estudada não possui precedentes para a região, uma vez que a máxima altura registrada (48,63 m) supera o valor médio do dossel (16,64 m) nesta paisagem florestal, atingindo até três vezes a média das alturas do dossel. Para comparação, a maior árvore tropical registrada no Brasil mede 88,5 m (GORGENS *et al.*, 2020) na Amazônia brasileira, onde a média da altura do dossel atinge cerca de 40 m (ANDERSEN *et al.*, 2014).

Diante dos resultados apresentados, é possível concluir que o presente trabalho demonstrou a possibilidade de modelar a ocorrência de grandes árvores em uma paisagem fragmentada (AUC > 84,3%). O mapeamento das grandes árvores na paisagem estudada pode contribuir para nortear a tomada de decisões em políticas públicas por parte dos órgãos competentes, devido as informações inéditas sobre a estrutura do dossel dos fragmentos florestais inseridos nessa paisagem. A caracterização dos habitats de grandes árvores, aqui realizada, pode apoiar iniciativas conservacionistas para indicação de áreas prioritárias à proteção ambiental e dar suporte a estudos ecológicos subjacentes.

## 5 CONCLUSÃO

Este estudo proporcionou uma compreensão mais aprofundada dos fatores que influenciam o crescimento e a sobrevivência das grandes árvores em uma paisagem fragmentada na Mata Atlântica. Os resultados mostraram que o relevo desempenha um papel crucial, oferecendo condições favoráveis para o desenvolvimento dessas árvores, como disponibilidade de água, luz e nutrientes. O Índice Posição Topográfica (TPI) emergiu como uma variável ambiental significativa, revelando que a forma concava do relevo fornece um habitat propício e esconderijo para as grandes árvores, contribuindo para sua conservação.

Além disso, a modelagem de habitat utilizando algoritmos de aprendizado de máquina em diferentes escalas espaciais demonstrou resultados promissores. Embora a resolução espacial de 10m tenha apresentado o melhor desempenho, as escalas intermediárias de 30m e 50m também foram capazes de representar adequadamente os habitats das grandes árvores, reduzindo erros de omissão.

Essas descobertas têm implicações importantes para a gestão e conservação dos ecossistemas florestais fragmentados. Ao compreender os fatores que promovem o crescimento e a sobrevivência das grandes árvores, é possível desenvolver estratégias eficazes para a proteção e restauração desses habitats. Além disso, a aplicação de algoritmos de aprendizado de máquina e sensoriamento remoto permite uma abordagem mais precisa e eficiente na identificação e monitoramento dessas árvores em larga escala.

Em suma, este estudo destaca a importância de considerar tanto os fatores abióticos quanto os algoritmos de aprendizado de máquina na modelagem dos habitats das grandes árvores em paisagens fragmentadas. Essas informações são essenciais para a conservação da biodiversidade e para o manejo sustentável dos ecossistemas florestais, contribuindo para a promoção da resiliência ecológica e a proteção desses ecossistemas vitais.

## CONCLUSÃO GERAL

De modo geral, conclui-se com esta pesquisa que o monitoramento dos padrões espaciais das florestas tropicais por meio de dados de sensoriamento remoto é uma ferramenta poderosa para avaliar sua condição, entender a diversidade biológica, os processos de ciclagem de nutrientes e seu papel no sequestro e estoque de carbono. Além disso, a estrutura do dossel desempenha um papel fundamental nos ecossistemas florestais, influenciando a produtividade, a dinâmica da floresta e fornecendo serviços ecossistêmicos valiosos.

No **Capítulo I**, ao analisar a influência do ambiente na estrutura vertical da floresta, observou-se que a altura e a textura do dossel, juntamente com a distância à borda do fragmento, desempenham um papel crucial na classificação dos estágios sucessionais. Por outro lado, a topografia não teve uma influência significativa na classificação. O sucesso do algoritmo classificador *Random Forest* reforçou a utilidades desde método em estudos como o presente. O desempenho em separação das classes Secundária e Madura mostra que o limiar de 30 anos, em geral, é capaz de realizar a distinção entre esses estágios sucessionais, tal como observaram Silva Jr. *et al.*, (2020).

Os resultados do **Capítulo II** revelaram que o relevo desempenha um papel crucial na sobrevivência das grandes árvores, fornecendo condições e recursos favoráveis, indicando que a forma côncava do relevo oferece abrigo para as grandes árvores, contribuindo para sua presença e conservação. A modelagem de habitat com múltiplas resoluções espaciais mostrou bons resultados, sendo recomendado o uso de escalas intermediárias devido à capacidade de representar adequadamente a área adjacente às grandes árvores e sensibilidade à escala que algumas das variáveis ambientais estão sujeitas.

Em síntese, o presente estudo ressalta o potencial das técnicas de sensoriamento remoto para a classificação dos estágios sucessionais em florestas tropicais, fornecendo subsídios valiosos para a compreensão e gestão desses ecossistemas. Ainda, fica evidente que a topografia, enquanto variável *proxy*, responde satisfatoriamente à caracterização e mensuração da estrutura vertical de uma paisagem de Mata Atlântica Fragmentada.

## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- AHMED, O. S. ET AL. Characterizing stand-level forest canopy cover and height using Landsat time series, samples of airborne LiDAR, and the Random Forest algorithm. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. 101, p. 89-101, 2015. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2014.11.007>
- ALEXANDER, C. ET AL. Classification of vegetation in an open landscape using full-waveform airborne laser scanner data. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v. 41, p. 76-87, 2015. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.jag.2015.04.014>
- ALEXANDER, C. ET AL. Micro-topography driven vegetation patterns in open mosaic landscapes. **Ecological indicators**, v. 60, p. 906-920, 2016. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.ecolind.2015.08.030>
- ALI, A. ET AL. Big-sized trees overrule remaining trees' attributes and species richness as determinants of aboveground biomass in tropical forests. **Global Change Biology**, v. 25, p. 2810–2824, 2019. DOI: <http://dx.doi.org/10.1111/gcb.14707>
- ALI, A. ET AL. Topmost trees and foremost species underlie tropical forest structure, diversity and biomass through opposing mechanisms. **Forest Ecology and Management**, v. 473, 2020. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.foreco.2020.118299>
- ALMEIDA, D. R. A. de ET AL. Optimizing the remote detection of tropical rainforest structure with airborne lidar: Leaf area profile sensitivity to pulse density and spatial sampling. **Remote Sensing**, v. 11, n. 1, p. 92, 2019. DOI: <http://dx.doi.org/10.3390/rs11010092>
- ALMEIDA, D.R.A. ET AL. Monitoring the structure of forest restoration plantations with a drone-lidar system. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v. 79, p. 192-198, 2019. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.jag.2019.03.014>
- ALMEIDA, D. R. A. ET AL. Detecting successional changes in tropical forest structure using GatorEye drone-borne lidar. **Biotropica**, v. 52, n. 6, p. 1155-1167, 2020. DOI: <http://dx.doi.org/10.1111/btp.12814>
- ANDERSEN, T. ET AL. A new species of *Saetherocryptus* Andersen et Mendes, 2007 (Diptera: Chironomidae, Orthocladiinae) from the Amazon rainforest, Brazil. **Norwegian Journal of Entomology**, v. 61, p. 160-164, 2014. DOI: <http://dx.doi.org/10.1590/S1676-06032011000400007>
- ANTÚNEZ, P. ET AL. The potential distribution of tree species in three periods of time under a climate change scenario. **Forests**, v. 9, n. 10, p. 628, 2018. DOI: <http://dx.doi.org/10.3390/f9100628>
- ARROYO-RODRÍGUEZ, V. ET AL. Multiple successional pathways in human-modified tropical landscapes: new insights from forest succession, forest fragmentation and landscape ecology research. **Biological Reviews**, v. 92, n. 1, p. 326-340, 2017. DOI: <http://dx.doi.org/10.3390/f9100628>
- ARROYO-RODRÍGUEZ, V. ET AL. Seed dispersal by howler monkeys: current knowledge,

conservation implications, and future directions. **Howler monkeys: Behavior, ecology, and conservation**, p. 111-139, 2015. DOI: <http://dx.doi.org/10.1111/brv.12231>

BACCINI, A. G. S. J. ET AL. Estimated carbon dioxide emissions from tropical deforestation improved by carbon-density maps. **Nature climate change**, v. 2, n. 3, p. 182-185, 2012. DOI: <http://dx.doi.org/10.1038/nclimate1354>

BAKER, T. R. ET AL. Variation in tropical forest growth rates: combined effects of functional group composition and resource availability. **Perspectives in plant ecology, evolution and systematics**, v. 6, n. 1-2, p. 21-36, 2003. DOI: <http://dx.doi.org/10.1078/1433-8319-00040>

BALDECK, C A. ET AL. Soil resources and topography shape local tree community structure in tropical forests. **Proceedings of the Royal Society B: Biological Sciences**, v. 280, n. 1753, p. 20122532, 2013. DOI: <http://dx.doi.org/10.1098/rspb.2012.2532>

BALZOTTI, C. S. ET AL. Topographic distributions of emergent trees in tropical forests of the Osa Peninsula, Costa Rica. **Ecography**, v. 40, n. 7, p. 829-839, 2017. DOI: <http://dx.doi.org/10.1111/ecog.02062>

BANIN, L. ET AL. What controls tropical forest architecture? Testing environmental, structural and floristic drivers. **Global Ecology and Biogeography**, v. 21, n. 12, p. 1179-1190, 2012. DOI: <http://dx.doi.org/10.1111/j.1466-8238.2012.00778.x>

BARROS, L. A. ET AL. An index for tracking old-growth value in disturbance-prone forest landscapes. **Ecological Indicators**, v. 121, p. 107175, 2021. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.ecolind.2020.107175>

BARRY, S. ET AL. Error and uncertainty in habitat models. **Journal of Applied Ecology**, v. 43, n. 3, p. 413-423, 2006. DOI: <http://dx.doi.org/10.1111/j.1365-2664.2006.01136.x>

BATISTA, J. L. F. ET AL. **Quantificação de recursos florestais**. Oficina de Textos, 2016.

BECKNELL, J. M. ET AL. Landscape-scale lidar analysis of aboveground biomass distribution in secondary Brazilian Atlantic Forest. **Biotropica**, v. 50, n. 3, p. 520-530, 2018. DOI: <http://dx.doi.org/10.1111/btp.12538>

BENNETT, A. C. ET AL. Larger trees suffer most during drought in forests worldwide. **Nature plants**, v. 1, n. 10, p. 1-5, 2015. DOI: <http://dx.doi.org/10.1038/nplants.2015.139>

BERGEN, K. M. ET AL. Observing succession on aspen-dominated landscapes using a remote sensing-ecosystem approach. **Landscape Ecology**, v. 22, p. 1395-1410, 2007. DOI: <http://dx.doi.org/10.1007/s10980-007-9119-1>

BERVEGLIERI, A. ET AL. Analysis of trends and changes in the successional trajectories of tropical forest using the Landsat NDVI time series. **Remote Sensing Applications: Society and Environment**, v. 24, p. 100622, 2021. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.rsase.2021.100622>

BERVEGLIERI, A. ET AL. Successional stages and their evolution in tropical forests using multi-temporal photogrammetric surface models and superpixels. **ISPRS Journal of**

**Photogrammetry and Remote Sensing**, v. 146, p. 548-558, 2018. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2018.11.002>

BILLINGS, W. D. The environmental complex in relation to plant growth and distribution. **The Quarterly Review of Biology**, v. 27, n. 3, p. 251-265, 1952. DOI: <http://dx.doi.org/10.1086/399022>

BISPO, P. C. ET AL. Mapping forest successional stages in the Brazilian Amazon using forest heights derived from TanDEM-X SAR interferometry. **Remote Sensing of Environment**, v. 232, p. 111194, 2019. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2019.05.013>

BIVAND, R. R packages for analyzing spatial data: A comparative case study with areal data. **Geographical Analysis**, v. 54, n. 3, p. 488-518, 2022. DOI: <http://dx.doi.org/10.1111/gean.12319>

BOURGOIN, C. ET AL. UAV-based canopy textures assess changes in forest structure from long-term degradation. **Ecological Indicators**, v. 115, p. 106386, 2020. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.ecolind.2020.106386>

BREIMAN, L. Random forests. **Machine learning**, v. 45, p. 5-32, 2001. DOI: <https://doi.org/10.1023/A:1010933404324>

BRIENEN, R. J. W. ET AL. Long-term decline of the Amazon carbon sink. **Nature**, v. 519, n. 7543, p. 344-348, 2015. DOI: <http://dx.doi.org/10.1038/nature14283>

BRIENEN, R. J.W. ET AL. Long-term decline of the Amazon carbon sink. **Nature**, v. 519, n. 7543, p. 344-348, 2015. DOI: <http://dx.doi.org/10.1038/nature14283>

CABRAL, R. C. C. ET AL. Effect of environmental gradients on community structuring of aerial insectivorous bats in a continuous forest in Central Amazon. **Mammalian Biology**, p. 1-11, 2023. DOI: <http://dx.doi.org/10.1007/s42991-022-00343-2>

CARPANETO, G. M. ET AL. Conflict between insect conservation and public safety: the case study of a saproxylic beetle (*Osmoderma eremita*) in urban parks. **Journal of insect conservation**, v. 14, p. 555-565, 2010. DOI: <http://dx.doi.org/10.1007/s10841-010-9283-5>

CASSOL, H. L. G. ET AL. Sentinel-1 Time-Series Analysis For Detection Of Forest Degradation By Selective Logging. **Proceedings of the Anais do XIX Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, São José dos Campos, São José dos Campos, Brasil**, p. 14-17, 2019.

CHAMECKI, M. ET AL. Effects of vegetation and topography on the boundary layer structure above the Amazon forest. **Journal of the Atmospheric Sciences**, v. 77, n. 8, p. 2941-2957, 2020. DOI: <http://dx.doi.org/10.1175/JAS-D-20-0063.1>

CHOKKALINGAM, U. ET AL. Secondary forest: a working definition and typology. **The International Forestry Review**, p. 19-26, 2001.

CHRAIBI, E. ET AL. A remote sensing approach to understanding patterns of secondary succession in tropical forest. **Remote Sensing**, v. 13, n. 11, p. 2148, 2021. DOI: <http://dx.doi.org/10.3390/rs13112148>

- CIRILO, J. A. ET AL. Pernambuco Tridimensional: Base de dados espaciais para planejamento urbano e gestão territorial. **12th Simpósio de Hidráulica e Recursos Hídricos dos Países de Expressão Portuguesa**, 2015.
- CLARK, D. B. ET AL. First direct landscape-scale measurement of tropical rain forest Leaf Area Index, a key driver of global primary productivity. **Ecology letters**, v. 11, n. 2, p. 163-172, 2008. DOI: <http://dx.doi.org/10.1111/j.1461-0248.2007.01134.x>
- CLARK, D. B.; CLARK, D.A. Abundance, growth and mortality of very large trees in neotropical lowland rain forest. **Forest Ecology and Management**, v. 80, n. 1-3, p. 235-244, 1996. DOI: [http://dx.doi.org/10.1016/0378-1127\(95\)03607-5](http://dx.doi.org/10.1016/0378-1127(95)03607-5)
- CLARK, D. B. Abolishing virginity. **Journal of Tropical Ecology**, v. 12, n. 5, p. 735-739, 1996. <http://dx.doi.org/10.1017/S0266467400009937>
- CONRAD, O. ET AL. System for automated geoscientific analyses (SAGA) v. 2.1. **4. Geoscientific Model Development**, v. 8, n. 7, p. 1991-2007, 2015.
- COOPS, N. C. ET AL. Estimating canopy structure of Douglas-fir forest stands from discrete-return LiDAR. **Trees**, v. 21, p. 295-310, 2007. DOI: <http://dx.doi.org/10.1007/s00468-006-0119-6>
- COOTE, L. ET AL. Testing indicators of biodiversity for plantation forests. **Ecological indicators**, v. 32, p. 107-115, 2013. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.ecolind.2013.03.020>
- CPRH. **Diagnóstico socioambiental do litoral norte de Pernambuco**. Recife: Companhia Pernambucana do Meio Ambiente, 2003, 214p.
- CROWTHER, T. W. ET AL. Mapping tree density at a global scale. **Nature**, v. 525, n. 7568, p. 201-205, 2015. DOI: <http://dx.doi.org/10.1038/nature14967>
- DA CUNHA, J. A. S. ET AL. Selective logging in a chronosequence of Atlantic Forest: drivers and impacts on biodiversity and ecosystem services. **Perspectives in Ecology and Conservation**, v. 19, n. 3, p. 286-292, 2021. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.pecon.2021.06.003>
- DE GRANDI, E. C. ET AL. Wavelet based analysis of TanDEM-X and LiDAR DEMs across a tropical vegetation heterogeneity gradient driven by fire disturbance in Indonesia. **Remote Sensing**, v. 8, n. 8, p. 641, 2016. DOI: <http://dx.doi.org/10.3390/rs8080641>
- DE LIMA, R. A. F. ET AL. The erosion of biodiversity and biomass in the Atlantic Forest biodiversity hotspot. **Nature Communications**, v. 11, n. 1, p. 6347, 2020. DOI: <https://doi.org/10.1038/s41467-020-20217-w>
- DE PAULA, M. D. ET AL. Carbon storage in a fragmented landscape of Atlantic forest: the role played by edge-affected habitats and emergent trees. **Tropical Conservation Science**, v. 4, n. 3, p. 349-358, 2011. DOI: <http://dx.doi.org/10.1177/194008291100400310>
- DE PAULA, M. D. ET AL. The extent of edge effects in fragmented landscapes: Insights from satellite measurements of tree cover. **Ecological Indicators**, v. 69, p. 196-204, 2016. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2016.04.018>

DE REU, J. ET AL. Application of the topographic position index to heterogeneous landscapes. **Geomorphology**, v. 186, p. 39-49, 2013. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2012.12.015>

DEAN, W. R. J. ET AL. Large trees, fertile islands, and birds in arid savanna. **Journal of Arid Environments**, v. 41, n. 1, p. 61-78, 1999. DOI: <http://dx.doi.org/10.1006/jare.1998.0455>

DEAN, W. R. J. A ferro e fogo: a história e a devastação da Mata Atlântica brasileira. In: **A ferro e fogo: a história e a devastação da Mata Atlântica brasileira**. 1996. p. 484-484.

DEL RÍO, S. ET AL. Potential impacts of climate change on habitat suitability of *Fagus sylvatica* L. forests in Spain. **Plant Biosystems-An International Journal Dealing with all Aspects of Plant Biology**, v. 152, n. 6, p. 1205-1213, 2018. DOI: <http://dx.doi.org/10.1080/11263504.2018.1435572>

ELITH, J. ET AL. Novel methods improve prediction of species' distributions from occurrence data. **Ecography**, v. 29, n. 2, p. 129-151, 2006. DOI: <http://dx.doi.org/10.1111/j.2006.0906-7590.04596.x>

ELITH, J. ET AL. Species distribution models: ecological explanation and prediction across space and time. **Annual review of ecology, evolution, and systematics**, v. 40, p. 677-697, 2009. DOI: <http://dx.doi.org/10.1146/annurev.ecolsys.110308.120159>

EWERS, Robert M. ET AL. Predicted trajectories of tree community change in Amazonian rainforest fragments. **Ecography**, v. 40, n. 1, p. 26-35, 2017. DOI: <http://dx.doi.org/10.1111/ecog.02585>

FALKOWSKI, M. J. ET AL. Characterizing forest succession with lidar data: An evaluation for the Inland Northwest, USA. **Remote Sensing of Environment**, v. 113, n. 5, p. 946-956, 2009. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2009.01.003>

FELDPAUSCH, T. R. ET AL. Height-diameter allometry of tropical forest trees. **Biogeosciences**, v. 8, n. 5, p. 1081-1106, 2011. DOI: <http://dx.doi.org/10.5194/bg-8-1081-2011>

FELDPAUSCH, T. R. ET AL. Tree height integrated into pantropical forest biomass estimates. **Biogeosciences**, v. 9, n. 8, p. 3381-3403, 2012. DOI: <http://dx.doi.org/10.5194/bg-9-3381-2012>

FERREIRA, R. L. C. [**Correspondência**]. Destinatário: Jhonathan Gomes dos Santos. Recife, 6 mar. 2022. 1 e-mail.

FICHTLER, E. ET AL. Age and long-term growth of trees in an old-growth tropical rain forest, based on analyses of tree rings and  $^{14}\text{C}$ . **Biotropica**, v. 35, n. 3, p. 306-317, 2003. DOI: <https://doi.org/10.1646/03027>

FONSECA, M. G. ET AL. Effects of climate and land-use change scenarios on fire probability during the 21st century in the Brazilian Amazon. **Global change biology**, v. 25, n. 9, p. 2931-2946, 2019. DOI: <http://dx.doi.org/10.1111/gcb.14709>

GANEM, K. A. ET AL. Comparação entre dados com e sem correção atmosférica na

classificação da cobertura da terra de uma área da Caatinga utilizando o Google Earth Engine.

**Revista Brasileira de Cartografia**, v. 69, n. 6, 2017. DOI:

<https://doi.org/10.14393/rbcv69n6-44310>

GERLITZ, L. ET AL. Large-scale atmospheric forcing and topographic modification of precipitation rates over High Asia—a neural-network-based approach. **Earth system dynamics**, v. 6, n. 1, p. 61-81, 2015. DOI: <http://dx.doi.org/10.5194/esd-6-61-2015>

GIANNETTI, F. ET AL. A new approach with DTM-independent metrics for forest growing stock prediction using UAV photogrammetric data. **Remote Sensing of Environment**, v. 213, p. 195-205, 2018. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2018.05.016>

CASSOL, H. L. G. ET AL. Quad-pol Advanced Land Observing Satellite/Phased Array L-band Synthetic Aperture Radar-2 (ALOS/PALSAR-2) data for modelling secondary forest above-ground biomass in the central Brazilian Amazon. **International Journal of Remote Sensing**, v. 42, n. 13, p. 4985-5009, 2021. DOI: <https://doi.org/10.1080/01431161.2021.1903615>

GOMES, V.H.F. ET AL. Modelling the distribution of Amazonian tree species in response to long-term climate change during the Mid-Late Holocene. **Journal of Biogeography**, v. 47, n. 7, p. 1530-1540, 2020. DOI: <http://dx.doi.org/10.1111/jbi.13833>

GORGENS, E.B. ET AL. Identificação de árvores individuais a partir de levantamentos laser aerotransportado por meio de janela inversa. **CERNE**, v. 21, p. 91-96, 2015. DOI: <http://dx.doi.org/10.1590/01047760201521011535>

GÖRGENS, E. B. ET AL. Characterization of Brazilian forest types utilizing canopy height profiles derived from airborne laser scanning. **Applied Vegetation Science**, v. 19, n. 3, p. 518-527, 2016. DOI: <http://dx.doi.org/10.1111/avsc.12224>

GORGENS, E. B. ET AL. Resource availability and disturbance shape maximum tree height across the Amazon. **Global Change Biology**, v. 27, n. 1, p. 177-189, 2021. DOI: <http://dx.doi.org/10.1111/gcb.15423>

GUISAN, A. ET AL. **Habitat suitability and distribution models: with applications in R**. Cambridge University Press, 2017.

GUISAN, A. ET AL. GLM versus CCA spatial modeling of plant species distribution. **Plant ecology**, v. 143, p. 107-122, 1999. DOI: <https://dx.doi.org/10.1023/a:1009841519580>

GUTH, P. L. ET AL. Digital elevation models: terminology and definitions. **Remote Sensing**, v. 13, n. 18, p. 3581, 2021. DOI: <http://dx.doi.org/10.3390/rs13183581>

GYAMFI-AMPADU, E. ET AL. Evaluating multi-sensors spectral and spatial resolutions for tree species diversity prediction. **Remote Sensing**, v. 13, n. 5, p. 1033, 2021. DOI: <https://doi.org/10.3390/rs13051033>

HALL, R. ET AL. Modeling forest stand structure attributes using Landsat ETM+ data: Application to mapping of aboveground biomass and stand volume. **Forest Ecology and Management**, v. 225, p. 378–390, 2006. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.foreco.2006.01.014>

HALL-BEYER, M. Practical guidelines for choosing GLCM textures to use in landscape

classification tasks over a range of moderate spatial scales. **International Journal of Remote Sensing**, v. 38, n. 5, p. 1312-1338, 2017. DOI: <https://doi.org/10.1080/01431161.2016.1278314>

HARALICK, R. M. ET AL. Textural features for image classification. **IEEE Transactions on systems, man, and cybernetics**, n. 6, p. 610-621, 1973. DOI: <http://dx.doi.org/10.1109/TSMC.1973.4309314>

HICKEY, L. J. ET AL. Contrasting development of canopy structure and primary production in planted and naturally regenerated red pine forests. **Forests**, v. 10, n. 7, p. 566, 2019. DOI: <http://dx.doi.org/10.3390/f10070566>

HIJMANS, R. J. ET AL. Package ‘dismo’. **Circles**, v. 9, n. 1, p. 1-68, 2017.

HIJMANS, R. J. ET AL. Package ‘raster’. **R package**, v. 734, p. 473, 2015.

HOLLUNDER, R. K. ET AL. Topography and vegetation structure mediate drought impacts on the understory of the South American Atlantic Forest. **Science of the Total Environment**, v. 766, p.144234, 2021. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2020.144234>

HUDAK, A. T. ET AL. Nearest neighbor imputation of species-level, plot-scale forest structure attributes from LiDAR data. **Remote Sensing of Environment**, v. 112, n. 5, p. 2232-2245, 2008. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2007.10.009>

HUNTER, M.O. ET AL. Tree height and tropical forest biomass estimation. **Biogeosciences**, v. 10, p. 8385–8399, 2013. DOI: <http://dx.doi.org/10.5194/bg-10-8385-2013>

IBANEZ, T. ET AL. How does forest fragmentation affect tree communities? A critical case study in the biodiversity hotspot of New Caledonia. **Landscape Ecology**, v. 32, p. 1671-1687, 2017. DOI: <http://dx.doi.org/10.1007/s10980-017-0534-7>

IBGE-Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. **Manual Técnico da Vegetação Brasileira**. Série Manuais Técnicos em Geociências 1, 2ª edição revista e ampliada. IBGE, Rio de Janeiro. 2012.

JACKSON, T. D. ET AL. The motion of trees in the wind: a data synthesis. **Biogeosciences**, v. 18, n. 13, p. 4059-4072, 2021. DOI: <http://dx.doi.org/10.5194/bg-18-4059-2021>

JENČO, M. The morphometric analysis of georelief in terms of a theoretical conception of the complex digital model of georelief. **Acta Facultatis Rerum Naturalium Universitatis Comenianae, Geographica**, v. 33, p. 133-151, 1992.

JENNY, J. P. **Neotropical Birds of Prey: Biology and Ecology of a Forest Raptor Community**. Cornell University Press, 2013.

JIN, S. ET AL. The transferability of random forest in canopy height estimation from multi-source remote sensing data. **Remote Sensing**, v. 10, p. 1183–1203, 2018. DOI: <http://dx.doi.org/10.3390/rs10081183>

JOLY, C. A. ET AL. Experiences from the Brazilian Atlantic Forest: ecological findings and conservation initiatives. **New phytologist**, v. 204, n. 3, p. 459-473, 2014. DOI: <https://doi.org/10.1111/nph.12989>

JUCKER, T. ET AL. Topography shapes the structure, composition and function of tropical forest landscapes. **Ecology letters**, v. 21, n. 7, p. 989-1000, 2018. DOI: <http://dx.doi.org/10.1111/ele.12964>

JUTRAS-PERREAU, M. C. ET AL. Detecting the presence of standing dead trees using airborne laser scanning and optical data. **Scandinavian Journal of Forest Research**, p. 1-13, 2023. DOI: <https://doi.org/10.1080/02827581.2023.2211807>

KATAYAMA, A. ET AL. Vertical variations in wood CO<sub>2</sub> efflux for live emergent trees in a Bornean tropical rainforest. **Tree Physiology**, v. 34, n. 5, p. 503-512, 2014. DOI: <https://doi.org/10.1093/treephys/tpu041>

KAVANAGH, R. P. ET AL. Birds in eucalypt plantations: the likely role of retained habitat trees. **Australian Birds**, v. 28, n. 2, p. 32-41, 1994.

KIMMEL, T. ET AL. The history of fragmentation of the Lowland Atlantic Forest of Pernambuco, Brazil. **Bioremediation, Biodiversity and Bioavailability**, v.2, n.1, p.1-4, 2008.

KIYOHARA, B. H. ET AL. Mapping Secondary Vegetation of a Region of Deforestation Hotspot in the Brazilian Amazon: Performance Analysis of C-and L-Band SAR Data Acquired in the Rainy Season. **Forests**, v. 13, n. 9, p. 1457, 2022. DOI: <http://dx.doi.org/10.3390/f13091457>

KÜBLER, S. ET AL. Edaphic and topographic constraints on exploitation of the Central Kenya Rift by large mammals and early hominins. **Open Quaternary**, p. 1-18, 2016. DOI: <http://dx.doi.org/10.5334/oq.21>

KUNZ, T. H. ET AL. Ecosystem services provided by bats. **Annals of the New York academy of sciences**, v. 1223, n. 1, p. 1-38, 2011. DOI: <http://dx.doi.org/10.1111/j.1749-6632.2011.06004.x>

KUPIDURA, P. The comparison of different methods of texture analysis for their efficacy for land use classification in satellite imagery. **Remote Sensing**, v. 11, n. 10, p. 1233, 2019. DOI: <http://dx.doi.org/10.3390/rs11101233>

LAHSSINI, S. ET AL. Modelling spatial distribution of the carob tree (*Ceratonia siliqua* L.) in Azilal Province, Morocco. **Journal of Geography and Geology**, v. 7, n. 4, 2015. DOI: <http://dx.doi.org/10.5539/jgg.v7n4p33>

LANDIS, J. R. ET AL. An application of hierarchical kappa-type statistics in the assessment of majority agreement among multiple observers. **Biometrics**, p. 363-374, 1977. DOI: <http://dx.doi.org/10.2307/2529786>

LAURANCE W.F. Conserving the hottest of the hotspots. **Biological Conservation**, v. 142, p. 1137, 2009. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.biocon.2008.10.011>

LAURANCE, W. F. ET AL. Rainforest fragmentation kills big trees. **Nature**, v. 404, n. 6780, p. 836-836, 2000. DOI: <http://dx.doi.org/10.1038/35009032>

LAURANCE, W. F. ET AL. Impacts of wind disturbance on fragmented tropical forests: A review and synthesis. **Austral Ecology**, v. 33, n. 4, p. 399-408, 2008. DOI:

<http://dx.doi.org/10.1111/j.1442-9993.2008.01895.x>

LAURANCE, W. F. ET AL. Consequências ecológicas da fragmentação florestal na Amazônia. **Oecologia brasiliensis**, 2009. DOI: <http://dx.doi.org/10.4257/oeco.2009.1303.03>

LAURIN, G. V. ET AL. Tree height in tropical forest as measured by different ground, proximal, and remote sensing instruments, and impacts on above ground biomass estimates. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v. 82, p. 101899, 2019. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jag.2019.101899>

LEWIS, S. L. ET AL. Increasing human dominance of tropical forests. **Science**, v. 349, n. 6250, p. 827-832, 2015. DOI: <http://dx.doi.org/10.1126/science.aaa9932>

LINDENMAYER, D.B. ET AL. The ecology, distribution, conservation and management of large old trees. **Biological Reviews**, v. 92, n. 3, p. 1434-1458, 2017. DOI: <http://dx.doi.org/10.1111/brv.12290>

LINDENMAYER, D. B. ET AL. The unique challenges of conserving large old trees. **Trends in Ecology & Evolution**, v. 31, n. 6, p. 416-418, 2016. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.tree.2016.03.003>

LINDENMAYER, D. B. ET AL. Global decline in large old trees. **Science**, v. 338, n. 6112, p. 1305-1306, 2012. DOI: <http://dx.doi.org/10.1126/science.1231070>

LINDO, Z. ET AL. Old trees contribute bio-available nitrogen through canopy bryophytes. **Plant and soil**, v. 342, p. 141-148, 2011. DOI: <http://dx.doi.org/10.1007/s11104-010-0678-6>

LINS-E-SILVA, A. C. B. Influência da área e da heterogeneidade de habitats na diversidade vegetal em fragmentos de Floresta Atlântica. **Rio de Janeiro: Universidade Federal do Rio de Janeiro**, 2010.

LONGO, M ET AL. Aboveground biomass variability across intact and degraded forests in the Brazilian Amazon. *Global Biogeochemical Cycles*, v. 30, n. 11, p. 1639-1660, 2016. DOI: [https://doi.org/10.1016/S0378-1127\(03\)00003-3](https://doi.org/10.1016/S0378-1127(03)00003-3)

LU, Dengsheng ET AL. Classification of successional forest stages in the Brazilian Amazon basin. **Forest Ecology and Management**, v. 181, n. 3, p. 301-312, 2003. DOI: [http://dx.doi.org/10.1016/S0378-1127\(03\)00003-3](http://dx.doi.org/10.1016/S0378-1127(03)00003-3)

LUDWIG, F. ET AL. The influence of savanna trees on nutrient, water and light availability and the understorey vegetation. **Plant Ecology**, v. 170, p. 93-105, 2004. DOI: <http://dx.doi.org/10.1023/B:VEGE.0000019023.29636.92>

LUGO, A. E. Visible and invisible effects of hurricanes on forest ecosystems: an international review. **Austral Ecology**, v. 33, n. 4, p. 368-398, 2008. DOI: <http://dx.doi.org/10.1111/j.1442-9993.2008.01894.x>

LUTZ, J. A. ET AL. Global importance of large-diameter trees. **Global Ecology and Biogeography**, v. 27, n. 7, p. 849-864, 2018. DOI: <http://dx.doi.org/10.1111/geb.12747>

MAGNAGO, L. F. S. ET AL. Do fragment size and edge effects predict carbon stocks in trees

and lianas in tropical forests?. **Functional Ecology**, v. 31, n. 2, p. 542-552, 2017. DOI: <http://dx.doi.org/10.1111/1365-2435.12752>

MAJOR, J. A functional, factorial approach to plant ecology. **Ecology**, v. 32, n. 3, p. 392-412, 1951. DOI: <http://dx.doi.org/10.2307/1931718>

MAO, L. ET AL. Environmental landscape determinants of maximum forest canopy height of boreal forests. **Journal of plant ecology**, v. 12, n. 1, p. 96-102, 2019. DOI: <http://dx.doi.org/10.1093/jpe/rtx071>

MARTIN, M. ET AL. "Old" is not precise enough: Airborne laser scanning reveals age-related structural diversity within old-growth forests. **Remote Sensing of Environment**, v. 278, p. 113098, 2022. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2022.113098>

MARTINS-NETO, R. P. ET AL. Identification of significative lidar metrics and comparison of machine learning approaches for estimating stand and diversity variables in heterogeneous brazilian atlantic forest. **Remote Sensing**, v. 13, n. 13, p. 2444, 2021. DOI: <http://dx.doi.org/10.3390/rs13132444>

MASON, P. J. ET AL. **Implementation plan for the global observing system for climate in support of the UNFCCC** (2010 Update). 2010.

MCGAUGHEY, R. J. M. FUSION/LDV. **Software for LIDAR Data Analysis and Visualization**, 2018.

MIELCAREK, M. ET AL. Testing and evaluating different LiDAR-derived canopy height model generation methods for tree height estimation. **International journal of applied earth observation and geoinformation**, v. 71, p. 132-143, 2018. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.jag.2018.05.002>

MILLIKAN, P. H. K. ET AL. Automated individual tree detection in Amazon tropical forest from airborne laser scanning data. **Cerne**, v. 25, p. 273-282, 2019. DOI: <http://dx.doi.org/10.1590/01047760201925032630>

MILTIADOU, M. ET AL. Detecting Dead Standing Eucalypt Trees from Voxelised Full-Waveform Lidar Using Multi-Scale 3D-Windows for Tackling Height and Size Variations. **Forests**, v. 11, n. 2, p. 161, 2020. DOI: <http://dx.doi.org/10.3390/f11020161>

MIRANDA, E. B. P. ET AL. Harpy Eagle (*Harpia harpyja*) nest tree selection: Selective logging in Amazon forest threatens Earth's largest eagle. **Biological Conservation**, v. 250, p. 108754, 2020. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.biocon.2020.108754>

MITCHARD, E. T. A. ET AL. Markedly divergent estimates of Amazon forest carbon density from ground plots and satellites. **Global ecology and biogeography**, v. 23, n. 8, p. 935-946, 2014. DOI: <https://doi.org/10.1111/geb.12168>

MITTERMEIER, R.A. ET AL. Global biodiversity conservation: the critical role of hotspots. In: Zachos, F.E., HABEL, J.C. (Eds.), *Biodiversity Hotspots*. Springer, Berlin, Heidelberg, pp. 3–22, 2011. DOI: [http://dx.doi.org/10.1007/978-3-642-20992-5\\_1](http://dx.doi.org/10.1007/978-3-642-20992-5_1)

MITTERMEIER, R. A. ET AL. Global biodiversity conservation: the critical role of hotspots. **Biodiversity hotspots: distribution and protection of conservation priority**

areas, p. 3-22, 2011. DOI: [http://dx.doi.org/10.1007/978-3-642-20992-5\\_1](http://dx.doi.org/10.1007/978-3-642-20992-5_1)

MOLTO, Q. ET AL. Error propagation in biomass estimation in tropical forests. **Methods in Ecology and Evolution**, v. 4, p. 175–183, 2013. DOI: <http://dx.doi.org/10.1111/j.2041-210x.2012.00266.x>

MOLTO, Q. ET AL. Error propagation in biomass estimation in tropical forests. **Methods in Ecology and Evolution**, v. 4, n. 2, p. 175-183, 2013. DOI: <http://dx.doi.org/10.1111/j.2041-210x.2012.00266.x>

MORELLATO, L. P. C. ET AL. Introduction: The Brazilian Atlantic Forest 1. **Biotropica**, v. 32, n. 4b, p. 786-792, 2000. DOI: <http://dx.doi.org/10.1111/j.1744-7429.2000.tb00618.x>

MUSCARELLA, M. E. ET AL. Resource heterogeneity structures aquatic bacterial communities. **The ISME Journal**, v. 13, n. 9, p. 2183-2195, 2019. DOI: <http://dx.doi.org/10.1038/s41396-019-0427-7>

MYERS, N. ET AL. Biodiversity hotspots for conservation priorities. **Nature**, v. 403, n. 6772, p. 853-858, 2000. DOI: <http://dx.doi.org/10.1038/35002501>

NASCIMENTO, L. M. ET AL. Florística de uma floresta estacional no Planalto da Borborema, nordeste do Brasil. **Rodriguésia**, v. 63, p. 429-440, 2012. DOI: <http://dx.doi.org/10.1590/S2175-78602012000200015>

NASCIMENTO, L. M. ET AL. Secondary succession in a fragmented Atlantic Forest landscape: evidence of structural and diversity convergence along a chronosequence. **Journal of forest research**, v. 19, n. 6, p. 501-513, 2014. DOI: <http://dx.doi.org/10.1007/s10310-014-0441-6>

NEPSTAD, D. C. ET AL. The role of deep roots in the hydrological and carbon cycles of Amazonian forests and pastures. **Nature**, v. 372, n. 6507, p. 666-669, 1994. DOI: <http://dx.doi.org/10.1038/372666a0>

NETTESHEIM, F. C. ET AL. Environment is more relevant than spatial structure as a driver of regional variation in tropical tree community richness and composition. **Plant Ecology & Diversity**, v. 11, n. 1, p. 27-40, 2018. DOI: <http://dx.doi.org/10.1080/17550874.2018.1473520>

NOGUEIRA, E. M. 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, 2008. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.foreco.2008.07.022>

NYIRAMBANGUTSE, B. ET AL. Carbon stocks and dynamics at different successional stages in an Afrotropical tropical forest. **Biogeosciences**, v. 14, n. 5, p. 1285-1303, 2017. DOI: <http://dx.doi.org/10.5194/bg-14-1285-2017>

O'HARA, K. L. ET AL. Technical commentary: a structural classification for inland northwest forest vegetation. **Western Journal of Applied Forestry**, v. 11, n. 3, p. 97-102, 1996. DOI: <http://dx.doi.org/10.1093/wjaf/11.3.97>

OLAYA, V.; CONRAD, O. Geomorphometry in SAGA. **Developments in soil science**, v.

33, p. 293-308, 2009.

OLIVEIRA, M. A. ET AL. Profound impoverishment of the large-tree stand in a hyper-fragmented landscape of the Atlantic forest. **Forest Ecology and Management**, v. 256, n. 11, p. 1910-1917, 2008. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.foreco.2008.07.014>

OZDEMIR, I. ET AL. Modelling tree size diversity from airborne laser scanning using canopy height models with image texture measures. **Forest Ecology and Management**, v. 295, p. 28-37, 2013. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.foreco.2012.12.044>

PAUSAS, J. G.; BOND, W. J. Humboldt and the reinvention of nature. **Journal of Ecology**, v. 107, n. 3, p. 1031-1037, 2019. DOI: <https://doi.org/10.1111/1365-2745.13109>

PECCHI, M. ET AL. Species distribution modelling to support forest management: A literature review. **Ecological Modelling**, v. 411, p. 108817, 2019. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2019.108817>

PHILLIPS, S. J. ET AL. Maximum entropy modeling of species geographic distributions. **Ecological modelling**, v. 190, n. 3-4, p. 231-259, 2006. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2005.03.026>

PINAGÉ, E.R. ET AL. Detecção da infraestrutura para exploração florestal em Rondônia utilizando dados de Sensoriamento Remoto. **Floresta e ambiente**, v. 22, p. 377-390, 2015. DOI: <http://dx.doi.org/10.1590/2179-8087.064013>

PINHO, B.X. ET AL. Critical role and collapse of tropical mega-trees: a key global resource. **Advances in Ecological Research**. v. 62, p. 253–294. 2020. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/bs.aecr.2020.01.009>

POORTER, L. ET AL. Biodiversity and climate determine the functioning of Neotropical forests. **Global ecology and biogeography**, v. 26, n. 12, p. 1423-1434, 2017. DOI: <https://doi.org/10.1111/geb.12668>

POPESCU, S.C. ET AL. Seeing the trees in the forest: Using lidar and multispectral data fusion with local filtering and variable window size for estimating tree height. **Photogrammetric engineering and remote sensing**, v. 70, n. 5, p. 589-604, 2004. DOI: <https://doi.org/10.14358/PERS.70.5.589>

POPPENBORG, P. ET AL. The influence of emergent trees on rainfall distribution in a cacao agroforest (Sulawesi, Indonesia). **Flora-Morphology, Distribution, Functional Ecology of Plants**, v. 204, n. 10, p. 730-736, 2009. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.flora.2008.10.003>

PRASAD, A.M. ET AL. Newer classification and regression tree techniques: bagging and random forests for ecological prediction. **Ecosystems**, v. 9, p. 181-199, 2006. DOI: <http://dx.doi.org/10.1007/s10021-005-0054-1>

PROJETO MAPBIOMAS. **Coleção 6 da Série Anual de Mapas de Cobertura e Uso da Terra do Brasil**. Disponível em: <<https://mapbiomas.org/colecoes-mapbiomas-1>> Acessado em 01 fev 2020.

PRUDENTE, V.H.R. ET AL. Limitations of cloud cover for optical remote sensing of agricultural areas across South America. **Remote Sensing Applications: Society and**

- Environment**, v. 20, p. 100414, 2020. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.rsase.2020.100414>
- PUNCHI-MANAGE, R. ET AL. Neighborhood diversity of large trees shows independent species patterns in a mixed dipterocarp forest in Sri Lanka. **Ecology**, v. 96, n. 7, p. 1823-1834, 2015. DOI: <https://doi.org/10.1890/14-1477.1>
- R CORE TEAM ET AL. R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. [http://www. R-project. org/](http://www.R-project.org/), 2016.
- RANTA, P. ET AL. The fragmented Atlantic rain forest of Brazil: size, shape and distribution of forest fragments. **Biodiversity & Conservation**, v. 7, p. 385-403, 1998. DOI: <http://dx.doi.org/10.1023/A:1008885813543>
- RECKNAGEL, F. Applications of machine learning to ecological modelling. **Ecological modelling**, v. 146, n. 1-3, p. 303-310, 2001. DOI: [http://dx.doi.org/10.1016/S0304-3800\(01\)00316-7](http://dx.doi.org/10.1016/S0304-3800(01)00316-7)
- RENNÓ, C.D. ET AL. HAND, a new terrain descriptor using SRTM-DEM: Mapping terra-firme rainforest environments in Amazonia. **Remote Sensing of Environment**, v. 112, n. 9, p. 3469-3481, 2008. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2008.03.018>
- REZENDE, C. L. ET AL. Atlantic Forest spontaneous regeneration at landscape scale. **Biodiversity and conservation**, v. 24, p. 2255-2272, 2015. DOI: <http://dx.doi.org/10.1007/s10531-015-0980-y>
- REZENDE, C. L. ET AL. From hotspot to hopespot: An opportunity for the Brazilian Atlantic Forest. **Perspectives in ecology and conservation**, v. 16, n. 4, p. 208-214, 2018. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.pecon.2018.10.002>
- RIBEIRO, M. ET AL. The Brazilian Atlantic Forest: how much is left, and how is the remaining forest distributed? Implications for conservation. **Biological Conservation**, v. 142, p. 1141–1153, 2009. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.biocon.2009.02.021>
- RIFAI, S. W. ET AL. Landscape-scale consequences of differential tree mortality from catastrophic wind disturbance in the Amazon. **Ecological Applications**, v. 26, n. 7, p. 2225-2237, 2016. DOI: <http://dx.doi.org/10.1002/eap.1368>
- RILEY, S. J. ET AL. Index that quantifies topographic heterogeneity. **intermountain Journal of sciences**, v. 5, n. 1-4, p. 23-27, 1999.
- RIVERA, O. R. ET AL. Development and comparison of species distribution models for forest inventories. **ISPRS International Journal of Geo-Information**, v. 6, n. 6, p. 176, 2017. DOI: <http://dx.doi.org/10.3390/ijgi6060176>
- ROECKER, S. M. ET AL. Scale effects on terrain attribute calculation and their use as environmental covariates for digital soil mapping. **Digital soil mapping: Bridging research, environmental application, and operation**, p. 55-66, 2010.
- ROSA, M. R. Hidden destruction of older forests threatens Brazil's Atlantic Forest and challenges restoration programs. **Science Advances**, v. 7, n. 4, p. 1-8, 2021. DOI: <https://doi.org/10.1126/sciadv.abc4547>

ROȘCA, S. ET AL. Comparing terrestrial laser scanning and unmanned aerial vehicle structure from motion to assess top of canopy structure in tropical forests. **Interface focus**, v. 8, n. 2, p. 20170038, 2018. DOI: <http://dx.doi.org/10.1098/rsfs.2017.0038>

ROZENDAAL, D. M. A. ET AL. Biodiversity recovery of Neotropical secondary forests. **Science advances**, v. 5, n. 3, p. eaau3114, 2019. DOI: <http://dx.doi.org/10.1126/sciadv.aau3114>

RUIZ-JAEN, M. C. ET AL. Can we predict carbon stocks in tropical ecosystems from tree diversity? Comparing species and functional diversity in a plantation and a natural forest. **New Phytologist**, v. 189, n. 4, p. 978-987, 2011. DOI: <http://dx.doi.org/10.1111/j.1469-8137.2010.03501.x>

SAATCHI, S. S. ET AL. Distribution of aboveground live biomass in the Amazon basin. **Global Change Biology**, v. 13, p. 816-837, 2007. DOI: <http://dx.doi.org/10.1111/j.1365-2486.2007.01323.x>

SCARANO, F. R. ET AL. Brazilian Atlantic Forest: impact, vulnerability, and adaptation to climate change. **Biodiversity and Conservation**, v. 24, n. 9, p. 2319-2331, 2015. DOI: <http://dx.doi.org/10.1007/s10531-015-0972-y>

SCHEFFERS, B. R. ET AL. Microhabitats reduce animal's exposure to climate extremes. **Global change biology**, v. 20, n. 2, p. 495-503, 2014. DOI: <http://dx.doi.org/10.1111/gcb.12439>

SCHOLTEN, T. ET AL. On the combined effect of soil fertility and topography on tree growth in subtropical forest ecosystems—a study from SE China. **Journal of Plant Ecology**, v. 10, n. 1, p. 111-127, 2017. DOI: <http://dx.doi.org/10.1093/jpe/rtw065>

SEIBERT, J. ET AL. Topographical influences on soil properties in boreal forests. **Geoderma**, v. 141, n. 1-2, p. 139-148, 2007. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.geoderma.2007.05.013>

SILVA JUNIOR, C.H.L ET AL. Benchmark maps of 33 years of secondary forest age for Brazil. **Scientific data**, v. 7, n. 1, p. 269, 2020. DOI: <https://doi.org/10.1038/s41597-020-00600-4>

SILVA, A.L. ET AL. Landsat-Based land use change assessment in the Brazilian Atlantic forest: Forest transition and sugarcane expansion. **Remote Sensing**, v. 10, n. 7, p. 996, 2018. DOI: <https://doi.org/10.3390/rs10070996>

SILVA, J. M. C. ET AL. Estado da biodiversidade da Mata Atlântica brasileira. **Mata Atlântica: biodiversidade, ameaças e perspectivas**, v. 1, p. 43-59, 2005.

SIST, P. ET AL. Large trees as key elements of carbon storage and dynamics after selective logging in the eastern Amazon. **Forest Ecology and Management**, v. 318, p. 103 – 109, 2014. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.foreco.2014.01.005>

SOTHE, C. ET AL. Evaluating a convolutional neural network for feature extraction and tree species classification using uav-hyperspectral images. **ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences**, v. 3, p. 193-199, 2020. DOI: <http://dx.doi.org/10.5194/isprs-annals-V-3-2020-193-2020>

SOUZA, C. M. ET AL. Reconstructing Three Decades of Land Use and Land Cover Changes in Brazilian Biomes with Landsat Archive and Earth Engine. **Remote Sensing**, v. 12, n. 17, p. 2735, 2020. DOI: <https://doi.org/10.3390/rs12172735>

STEIN, A. ET AL. Differential effects of environmental heterogeneity on global mammal species richness. **Global Ecology and Biogeography**, v. 24, n. 9, p. 1072-1083, 2015. DOI: <http://dx.doi.org/10.1111/geb.12337>

STEIN, A. ET AL. Terminology and quantification of environmental heterogeneity in species-richness research. **Biological Reviews**, v. 90, n. 3, p. 815-836, 2015. DOI: <http://dx.doi.org/10.1111/brv.12135>

STIRZAKER, R. ET AL. (Ed.). **Trees, Water and Salt: an Australian Guide to Using Trees for Health Catchments and Productive Farms**. Canberra: Joint Venture Agroforestry Program, 2002.

TABARELLI, M. ET AL. A Mata Atlântica do nordeste. **Rio de Janeiro: MMA**, 2006.

THOMAS, R. Q. ET AL. Low mortality in tall tropical trees. **Ecology**, v. 94, n. 4, p. 920-929, 2013. DOI: <http://dx.doi.org/10.1890/12-0939.1>

THORN, S. ET AL. The living dead: acknowledging life after tree death to stop forest degradation. **Frontiers in Ecology and the Environment**, v. 18, n. 9, p. 505-512, 2020. DOI: <http://dx.doi.org/10.1002/fee.2252>

TRINDADE, M. B. ET AL. Fragmentation of the Atlantic Rainforest in the northern coastal region of Pernambuco, Brazil: recent changes and implications for conservation. **Bioremediation, Biodiversity and Bioavailability**, v. 2, n. 1, p. 5-13, 2008.

VENIER, L. A. ET AL. Modelling vegetation understory cover using LiDAR metrics. **PLoS One**, v. 14, n. 11, p. e0220096, 2019. DOI: <http://dx.doi.org/10.1371/journal.pone.0220096>

VERLY, O. M. ET AL. Atlantic forest woody carbon stock estimation for different successional stages using Sentinel-2 data. **Ecological Indicators**, v. 146, p. 109870, 2023. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.ecolind.2023.109870>

VOIGT, C. C. ET AL. Bats fertilize roost trees. **Biotropica**, v. 47, n. 4, p. 403-406, 2015. DOI: <http://dx.doi.org/10.1111/btp.12226>

WANG, H. ET AL. Modeling tree canopy height using machine learning over mixed vegetation landscapes. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v. 101, p. 102353, 2021. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.jag.2021.102353>

WIEDERKEHR, N. C. ET AL. Discriminating Forest successional stages, forest degradation, and land use in central Amazon using ALOS/PALSAR-2 full-polarimetric data. **Remote Sensing**, v. 12, n. 21, p. 3512, 2020. DOI: <https://dx.doi.org/10.3390/rs12213512>

YOKOYAMA, R. ET AL. Visualizing topography by openness: A new application of image processing to digital elevation models. **Photogrammetric engineering and remote sensing**, v. 68, n. 3, p. 257-266, 2002.

ZENG, Z. ET AL. Environmental determinants of tropical forest and savanna distribution: A

quantitative model evaluation and its implication. **Journal of Geophysical Research: Biogeosciences**, v. 119, n. 7, p. 1432-1445, 2014. DOI:  
<http://dx.doi.org/10.1002/2014JG002627>

ZEVENBERGEN, L. W.; THORNE, C. R. Quantitative analysis of land surface topography. **Earth surface processes and landforms**, v. 12, n. 1, p. 47-56, 1987. DOI:  
<http://dx.doi.org/10.1002/esp.3290120107>

ZHU, H. ET AL. Vegetation, floristic composition and species diversity in a tropical mountain nature reserve in southern Yunnan, SW China, with implications for conservation. **Tropical Conservation Science**, v. 8, n. 2, p. 528-546, 2015. DOI:  
<http://dx.doi.org/10.1177/194008291500800216>