

RENAN TARENTA MEIRELLES BRASIL

**AVALIAÇÃO DA ESTIMATIVA DE EVAPOTRANSPIRAÇÃO REAL OBTIDA POR
SENSORIAMENTO REMOTO EM PLANTIOS DE EUCALIPTO**

Botucatu

2024

RENAN TARENTA MEIRELLES BRASIL

**AVALIAÇÃO DA ESTIMATIVA DE EVAPOTRANSPIRAÇÃO REAL OBTIDA POR
SENSORIAMENTO REMOTO EM PLANTIOS DE EUCALIPTO**

Dissertação apresentada à Faculdade de
Ciências Agronômicas da Unesp Câmpus
de Botucatu, para obtenção do título de
Mestre em Ciência Florestal.

Orientador(a): Clayton Alcarde Alvares

Botucatu

2024

B823a Brasil, Renan Tarenta Meirelles
Avaliação da estimativa de evapotranspiração real obtida por
sensoriamento remoto em plantios de eucalipto / Renan
Tarenta Meirelles Brasil. -- Botucatu, 2024
88 p.

Dissertação (mestrado) - Universidade Estadual Paulista
(UNESP), Faculdade de Ciências Agronômicas, Botucatu
Orientador: Clayton Alcarde Alvares

1. evapotranspiração. 2. ensemble. 3. eucalipto. I. Título.

CERTIFICADO DE APROVAÇÃO

TÍTULO DA DISSERTAÇÃO: AVALIAÇÃO DA ESTIMATIVA DE EVAPOTRANSPIRAÇÃO REAL OBTIDA POR SENSORIAMENTO REMOTO EM PLANTIOS DE EUCALIPTO

AUTOR: RENAN TARENTA MEIRELLES BRASIL

ORIENTADOR: CLAYTON ALCARDE ALVARES

Aprovado como parte das exigências para obtenção do Título de Mestre em Ciência Florestal, pela Comissão Examinadora:

Pesquisador Dr. CLAYTON ALCARDE ALVARES (Participação Presencial)
Tecnologia Florestal / Suzano Papel e Celulose



Pesquisadora Dr.^a YHASMIN PAIVA RODY (Participação Virtual)
Inovações em Sustentabilidade / Suzano S.A.



Prof. Dr. ANDERSON LUIS RUHOFF (Participação Virtual)
Hidromecânica e Hidrologia / Universidade Federal do Rio Grande do Sul



Botucatu, 22 de outubro de 2024

AGRADECIMENTOS

Aos meus queridos pais pelo apoio incondicional.

Ao Prof. Dr. Clayton Alvares, pelo incentivo, orientação, ensinamentos e paciência.

À empresa Suzano que apoiou a pós-graduação e tornou possível este trabalho.

À empresa MarvinBlue que apoiou na elaboração técnica das análises a nível estadual.

À Dra. Yhasmin Rody, pelo apoio junto a Suzano e MarvinBlue para a execução do trabalho e orientações de atividades.

“Feliz aquele que transfere o que sabe e aprende o que ensina”.

Coralina, C. Vintém de cobre: Meias confissões de Aninha. São Paulo: Global Editora, 1997.

RESUMO

Na busca por estratégias sustentáveis que enderecem a crescente preocupação com a segurança hídrica global, a compreensão e gestão eficiente da evapotranspiração (ET) se faz um componente fundamental na ciência ambiental e agrícola. A ET, é um processo vital no ciclo hidrológico, desempenhando um papel crucial na transferência de água do solo e das plantas para a atmosfera, influenciando significativamente o clima, a agricultura e a gestão de recursos hídricos. A quantificação precisa da ET não só contribui para o manejo sustentável da irrigação e o planejamento do uso da terra, mas também para a previsão de secas e a sustentabilidade. A utilização de tecnologias de sensoriamento remoto, como as imagens fornecidas pelo Landsat-8, permite a integração de informações espaciais e temporais com dados ambientais e climáticos, utilizando modelos de balanço de energia para estimar a evapotranspiração real (ETa). Isto representa uma oportunidade sem precedentes para monitorar e entender a ETa. Laipelt et al. (2021) provou a capacidade de fornecer dados de ETa com boa precisão para o Brasil. As plantações de eucalipto são um excelente estudo de caso, pois são valorizadas por sua rápida taxa de crescimento e adaptabilidade, e enfrentam desafios relacionados à eficiência do uso da água e impacto ambiental, especialmente em regiões com limitações hídricas, e a ETa pode auxiliar no desenvolvimento de práticas de manejo mais sustentáveis. Este trabalho tem como objetivo estimar a ETa e avaliar a eficiência do uso da água (EUA) em florestas de eucalipto por meio da plataforma de Modelos Ensemble. Além disso, busca-se analisar a influência de fatores de manejo, ambientais e de desenvolvimento florestal, utilizando dados de sensoriamento remoto e de torres de fluxo para fundamentar práticas de manejo mais eficientes. Os resultados indicam que a plataforma Ensemble possui estimativas comparáveis com as da torre de fluxo, e os resultados de ETa são pouco influenciados pelo ambiente e manejo florestal independente da fase da floresta. Enquanto a WUE tem boa correlação com essas variáveis, principalmente adensamento de plantio.

Palavras-chave: evapotranspiração; ensemble; eucalipto.

ABSTRACT

In the search for sustainable strategies to address the growing concern over global water security, understanding and efficiently managing evapotranspiration (ET) has become a fundamental component in environmental and agricultural science. ET is a vital process in the hydrological cycle, playing a crucial role in the transfer of water from soil and plants to the atmosphere, significantly influencing climate, agriculture, and water resource management. Accurate quantification of ET not only contributes to sustainable irrigation management and land-use planning but also to drought prediction and sustainability. The use of remote sensing technologies, such as the images provided by Landsat-8, allows the integration of spatial and temporal information with environmental and climatic data, using energy balance models to estimate actual evapotranspiration (ETa). This represents an unprecedented opportunity to monitor and understand ETa. Laipelt et al. (2021) demonstrated the ability to provide ETa data with good accuracy for Brazil. Eucalyptus plantations are an excellent case study, as they are valued for their rapid growth rate and adaptability, yet face challenges related to water use efficiency and environmental impact, especially in regions with water constraints. ETa can assist in the development of more sustainable management practices. This work aims to estimate the ETa and evaluate the water use efficiency (WUE) in eucalyptus forests through the Ensemble Model Platform. Additionally, it seeks to analyze the influence of management, environmental, and forest development factors, using remote sensing data and flux tower measurements to support more efficient forest management practices. The results indicate that the Ensemble platform has estimates comparable to those of the flux tower, and the ETa results are minimally influenced by the environment and forest management regardless of the forest phase. Meanwhile, WUE has a good correlation with these variables, especially planting density.

Keywords: evapotranspiration; ensemble; eucalyptus.

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO.....	15
2	REVISÃO DE LITERATURA.....	17
3	MATERIAL E MÉTODOS.....	21
3.1	Área de estudo.....	21
3.2	Parcelas de inventário florestal.....	22
3.3	Comparação da evapotranspiração.....	23
3.3.1	<i>Dados meteorológicos.....</i>	24
3.3.2	<i>Evapotranspiração de referência de Penman-Monteith.....</i>	25
3.3.3	<i>Evapotranspiração real da torre de fluxo.....</i>	26
3.3.4	<i>Evapotranspiração real do Modis.....</i>	26
3.3.5	<i>Evapotranspiração real da plataforma Ensemble.....</i>	26
3.4	Sensibilidade à colheita.....	28
3.5	Variáveis de ambiente e de manejo.....	28
3.6	Avaliação da responsividade da evapotranspiração real acumulada..	31
3.7	Eficiência de uso da água.....	32
3.8	Avaliação da responsividade da eficiência do uso da água.....	32
3.9	Predição do volume de madeira.....	33
3.10	Disponibilidade dos códigos.....	33
4	RESULTADOS.....	34

4.1	Comparação da evapotranspiração.....	34
4.2	Seleção de parcelas de inventário florestal.....	39
4.3	Sensibilidade à colheita.....	40
4.4	Avaliação da responsividade da evapotranspiração real.....	41
4.4.1	<i>Correlação entre ETa e idade.....</i>	42
4.4.2	<i>Análise da ETa pela árvore de decisão e regressão.....</i>	44
4.4.3	<i>Correlação da ETa com variáveis independentes.....</i>	48
4.5	Avaliação da responsividade da eficiência do uso da água.....	58
4.5.1	<i>Correlação entre WUE e idade.....</i>	59
4.5.2	<i>Análise da WUE pela árvore de decisão e regressão.....</i>	61
4.5.3	<i>Correlação da WUE com variáveis independentes.....</i>	62
4.6	Predição do volume de madeira.....	69
5	DISCUSSÃO.....	73
5.1	Evapotranspiração.....	73
5.2	Sensibilidade a colheita.....	74
5.3	Avaliação da responsividade da evapotranspiração real.....	75
5.4	Avaliação da responsividade da eficiência do uso da água.....	77
5.5	Predição do volume de madeira.....	79
6	CONCLUSÕES.....	81
	REFERÊNCIAS.....	83

1 INTRODUÇÃO

Na atualidade, a crescente preocupação global com a segurança hídrica e a sustentabilidade ambiental coloca em destaque a necessidade de estratégias eficazes para o manejo dos recursos naturais, especialmente a água, um dos recursos mais vitais e ao mesmo tempo mais desafiadores para a gestão sustentável. A evapotranspiração (ET), é um processo essencial no ciclo hidrológico, representando a transferência de água da superfície terrestre para a atmosfera através da combinação da evaporação do solo e da transpiração das plantas, influenciando diretamente o clima, a agricultura, e a gestão dos recursos hídricos, atuando entre os ciclos da água, energia e carbono. Portanto, a compreensão e quantificação da ET são indispensáveis para o desenvolvimento de práticas de manejo que promovam o uso eficiente da água, o planejamento adequado do uso da terra, a prevenção de secas e a conservação de ecossistemas naturais.

No contexto da agricultura e da silvicultura, onde a gestão eficaz da água é uma prioridade para garantir a produtividade e a sustentabilidade, o sensoriamento remoto surgiu como uma revolução tecnológica capaz de transformar o monitoramento e o entendimento da ET em larga escala. As últimas décadas apresentaram avanços significativos nesta área, com o desenvolvimento de sensores orbitais e algoritmos que permitem a análise detalhada de mudanças na cobertura do solo e no uso da água. Em particular, as imagens fornecidas pelo satélite Landsat-8, com sua alta diversidade espectral, tornaram-se uma ótima ferramenta para pesquisadores e gestores florestais, oferecendo dados para a compreensão das dinâmicas de crescimento das plantações e a gestão dos recursos hídricos.

Integrando essas tecnologias, as torres de fluxo são instrumentos fundamentais, fornecendo medições diretas da evapotranspiração e de outros fluxos de energia e massa, essenciais para a calibração e validação de modelos de balanço de energia para estimar a evapotranspiração real (ETa). A capacidade das torres de fluxo de capturar dados em tempo real e com alta resolução sobre as trocas atmosféricas é crucial para aprimorar a precisão dos modelos de sensoriamento remoto e de balanço hídrico, permitindo uma avaliação mais precisa e confiável da ETa em larga escala.

Dentro desse cenário, as plantações de eucalipto representam um excelente estudo de caso. Valorizadas por sua rápida taxa de crescimento, versatilidade e capacidade de adaptação, as plantações de eucalipto são fundamentais para a indústria florestal global. No entanto, a expansão dessas plantações, especialmente em regiões com escassez hídrica, levanta questões sobre a eficiência do uso da água e o impacto ambiental, tornando essencial a busca por práticas de manejo que maximizem a sustentabilidade. A utilização de tecnologias de sensoriamento remoto, em combinação com modelos de balanço de energia para estimar a ETa e a calibração fundamentada em dados de torres de fluxo, apresenta uma oportunidade sem precedentes para estimar a evapotranspiração em plantações de eucalipto, integrando dados espaciais, temporais, ambientais e climáticos para sustentar estratégias de manejo eficazes.

Este trabalho se destaca pelo uso de uma base de dados de grande escala e alta densidade, composta por mais de 19 mil parcelas de inventário florestal e 47 mil medições realizadas em florestas de eucalipto ao longo de mais de 8 anos de observações contínuas. E tem como objetivo estimar a evapotranspiração real e avaliar a eficiência do uso da água em florestas de eucalipto por meio da plataforma de modelos Ensemble, avaliando dados de sensoriamento remoto com torres de fluxo. Por meio de uma base de dados abrangente, busca-se compreender a relação entre o manejo florestal, as condições ambientais e o ciclo de desenvolvimento da floresta. O objetivo final é contribuir para práticas de manejo florestal mais eficientes e sustentáveis, com base em evidências robustas e análises em larga escala.

2 REVISÃO DE LITERATURA

Edenhofer et al. (2014) evidenciam como as alterações climáticas, impulsionadas por atividades humanas, afetam os sistemas climáticos globais, demonstrando a urgência em monitorar e entender essas mudanças. Teixeira et al. (2016) ressaltam a importância do monitoramento e planejamento do uso dos recursos hídricos, especialmente em contextos agrícolas, que demandam um conhecimento aprofundado sobre o balanço hídrico, radiação e fluxos de energia associados à ocupação da terra.

Na agricultura e silvicultura, a gestão eficaz da água é uma prioridade para garantir a produtividade e a sustentabilidade. Scanlon (2010) e Stoy et al. (2019) discutem a evapotranspiração (ET) como um indicador crítico da troca de energia e água entre a terra e a atmosfera, enfatizando a necessidade de medições precisas para o manejo eficiente dos recursos naturais. Wagle et al. (2020) destacam que a ET é fundamental para compreender a dinâmica do solo e promover práticas agrícolas eficientes.

Aryalekshmi et al. (2021) evidenciam que a ET estimada por métodos diretos como a Razão de Bowen, Lisímetro, Torre de Fluxo, entre outros são medidas pontuais de uma paisagem, que são válidas apenas para a microrregião onde essas medições são realizadas, apresentando diversos desafios na aplicação destes conceitos em uma área maior para entender a paisagem. Helen et al. (2007) apontam para os desafios e a importância da técnica da torre de fluxo na mensuração da ET, enquanto discutem as limitações de acessibilidade e custo desses equipamentos. A busca por superar essas limitações levou ao desenvolvimento de métodos alternativos, como a equação de Penman-Monteith, amplamente aceita e adotada pela FAO para estimar a evapotranspiração de referência (ET_r) de forma comparativa entre diferentes metodologias.

O avanço do sensoriamento remoto, como destacado por Faour (2018) e Zhang et al. (2016), revolucionou a estimativa da ET em escalas variadas, permitindo o monitoramento extensivo de fenômenos em paisagens diversificadas. A aplicabilidade desses métodos em larga escala oferece uma nova perspectiva no estudo da ET, integrando dados de campo a imagens de satélite para uma estimativa mais precisa e abrangente.

Cleugh (2007) e Aryalekshmi et al. (2021) evidenciam a eficácia de modelos como Penman-Monteith, quando combinados com dados de satélite, para estimar a ET com alta correlação com dados de campo, apesar das incertezas associadas aos sensores infravermelhos e efeitos atmosféricos. Dados de medida direta ou indireta de campo, como torres de fluxo, lisímetros e modelos como Penman-Monteith são considerados como uma base de validação para os produtos de ET gerados via sensoriamento remoto. (Ramoelo et al., 2014) E como demonstrado por Tasumi (2019), os dados de ET gerados por tecnologias orbitais são confiáveis e precisos.

As estimativas de ET via satélite podem ser aplicadas com duas grandes abordagens: Índices Espectrais e Balanços de Energia. (Barker et al., 2018) Sendo amplamente validadas pelas vias supracitadas. Existe uma vantagem no uso de modelos de balanço de energia que é não precisar saber a ETr de uma cultura específica ou os seus coeficientes. (Elhaddad et al., 2011)

A tecnologia de sensoriamento remoto, especialmente através do Landsat-8 com suas bandas termais, tem demonstrado ser uma ferramenta valiosa para estimar a ET, fornecendo dados essenciais para a gestão de recursos hídricos globalmente. Com os dados necessários para sua aplicação sendo sempre majoritariamente de domínio público, é possível a estimativa da ET em todo o mundo. (DHI-GRAS, 2020)

Dado este cenário favorável da tecnologia, diversos modelos para estimar a evapotranspiração real (ETa) foram propostos e testados, como: Surface Energy Balance Algorithm for Land (SEBAL) adaptado por Laipelt et al. (2021), que utiliza dados de temperatura da superfície e vegetação para estimar a ET, Mapping EvapoTranspiration at High Resolution using Internalized Calibration (METRIC) por Allen et al. (2011), que utiliza dados de temperatura da superfície e outras variáveis meteorológicas, Operational Simplified Surface Energy Balance (SSEBop) por Senay et al. (2013), que é um modelo simplificado baseado no balanço de energia da superfície, utilizando dados térmicos do Landsat, Disaggregation of the Atmosphere-Land Exchange Inverse (DisALEXI) por Anderson et al. (2018), que utiliza imagens térmicas e ópticas do Landsat para desagregar estimativas de ET em escala continental, Satellite Irrigation Management Support (SIMS) proposto por Melton et al. (2012) e adaptado por Pereira et al. (2020), que utiliza dados de refletância da superfície e informações sobre o tipo de cultura para calcular a ET em áreas agrícolas,

Priestley-Taylor Jet Propulsion Laboratory (PT-JPL) por Fisher et al. (2008), que é baseado na equação de Priestley-Taylor, ajustado para condições de advecção em áreas agrícolas e úmidas, entre outros modelos que usam inputs de satélites e dados climáticos.

Laipelt et al. (2021) usou o geeSEBAL, para a comparação entre dados de torres de fluxo e estimativas ETa no Brasil, demonstrando sua precisão em diferentes biomas e condições de cobertura do solo, produzindo estimativas consistentes com um desvio médio quadrático da raiz (RMSD) de 0.67 mm por dia e valores de R^2 superiores a 0.4 para a maioria dos locais de torres de fluxo avaliados. Enquanto Andrade et al. (2024) apresentam a primeira aplicação continental do modelo geeSEBAL com o dataset geeSEBAL-MODIS, de resolução espacial moderada, cobrindo toda a América do Sul com uma performance mais estável e sem as superestimções de modelos fenológicos e de superfície terrestre em áreas densamente vegetadas.

Assim como nas ciências climáticas, onde é comum o uso de modelos múltiplos, também temos no campo da evapotranspiração iniciativas na mesma direção conforme evidenciado por Melton et al. (2022) com o projeto OpenET que é uma iniciativa pública para desenvolver um sistema para gerar e distribuir dados de ETa na região Oeste dos Estados Unidos. O projeto conta com uma metodologia denominada Ensemble conforme descrita por ReVelle et al. (2021). A plataforma Ensemble é composta por um conjunto de modelos de evapotranspiração que operam de forma integrada, combinando as estimativas de ETa de vários modelos para fornecer um único valor mais preciso e confiável que é calculado como a média aritmética simples das estimativas de ETa dos modelos, após a remoção de outliers usando o método de Desvio Absoluto Mediano (MAD), reduzindo a incerteza dos modelos.

Os resultados do projeto OpenET com a plataforma Ensemble são bastante satisfatórios, como evidenciado por Volk et al. (2023), onde a mesma possui valores de R^2 próximos de 0.9 para a maioria dos locais de torres de fluxo avaliados. Contudo, no mesmo estudo também foi evidenciado que os resultados para áreas florestais mostram maior variabilidade e menor precisão em relação às áreas de agricultura.

A produtividade da floresta é controlada principalmente por chuva e temperatura, com a floresta mantendo a assimilação de carbono ao longo do ano, mesmo em condições de seca. (Leuning et al., 2004) E como evidenciado por Chen et al. (2022) a precipitação e o armazenamento de água no solo afetam a ET, observando que fatores hidrológicos dominam quando os recursos hídricos do solo são insuficientes, enquanto fatores relacionados à energia se tornam dominantes com o suprimento adequado de água no solo.

Hubbard et al. (2010) investigando o uso de água e a eficiência do uso de água entre clones de eucalipto resistentes à seca e de alta produtividade em locais secos constatou que o clone resistente à seca usou tanta ou mais água do que o clone de alta produtividade, tendo também uma menor eficiência de uso da água, atribuindo este comportamento ao início da rotação em função do regime de talhadia.

Com o objetivo de melhor explorar a ETa para florestas de eucalipto no Brasil, os resultados de ETa apresentados neste trabalho, que foram obtidos por meio do Ensemble adaptado para o Brasil pela empresa MarvinBlue de Israel, e serão comparados com a relação ao manejo florestal, as condições ambientais e o ciclo de desenvolvimento da floresta, além de avaliar a eficiência do uso da água (WUE).

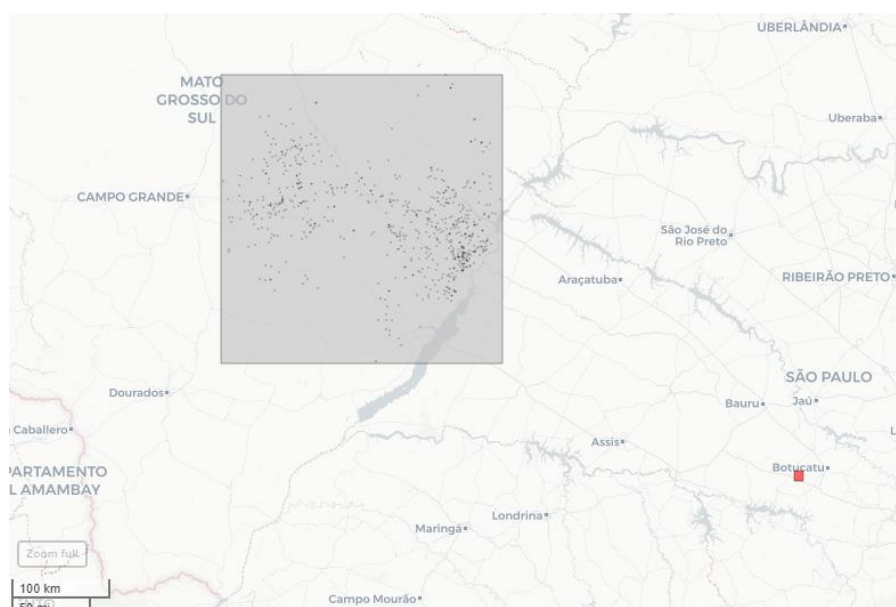
3 MATERIAL E MÉTODOS

3.1 Área de estudo

A região escolhida para o trabalho foram as plantações de eucalipto em uma das unidades da empresa Suzano S.A. localizada em Três Lagoas-MS, com uma área de interesse geográfico abrangendo em sua totalidade aproximadamente 8 milhões de hectares, onde estão inseridos por volta de 700 mil hectares de florestas plantadas de eucalipto, que podem ser observadas na Figura 1 dentro do quadro cinza. O clima da região, segundo a classificação de Köppen-Geiger pertence ao subtipo Aw (Tropical com estação seca no inverno - chuvas no verão) (Peel et al., 2007). A região é caracterizada por solos predominantemente arenosos, típicos do bioma Cerrado, esses solos possuem baixa fertilidade natural e alta permeabilidade (Rodrigues et al., 2014).

Além disto, para validação da plataforma de modelos de evapotranspiração real (ETa), Ensemble, foi selecionada uma torre de fluxo que mediu a ETa em um plantio de eucalipto por mais de 8 anos e fica localizada no município de Itatinga-SP, onde se encontra um experimento do Instituto de Pesquisas e Estudos Florestais (IPEF) em parceria com empresas e universidades conhecido como Programa Cooperativo sobre Produtividade e Fluxos de Carbono e Água em Eucalyptus (EUCFLUX). O local deste experimento pode ser observado na Figura 1 representado pelo quadro vermelho.

Figura 1 – Área de Estudo



3.2 Parcelas de inventário florestal

As florestas de eucalipto alvo deste trabalho contam com centenas de parcelas de Inventário Florestal Contínuo (IFC) e Inventário Pré-Corte (IPC) monitoradas pela Suzano. Estas parcelas são distribuídas em uma intensidade amostral sobre a base de 1:10 hectares, de formato circular com uma área 400 metros quadrados (m²) por parcela e começam a ser mensuradas a partir do aniversário de 2 anos de idade da floresta, e posteriormente de forma anual próximo de seus aniversários (IFC) até o momento de corte (IPC).

A área de interesse para a execução das análises deste trabalho foram as áreas de floresta de eucalipto contidas dentro destas parcelas. Composta por 19.520 parcelas amostrais, totalizando mais de 780 hectares de área amostrada. Essas parcelas foram monitoradas ao longo de 8 anos (2015 a 2023), gerando um total de 47.065 medições. Este conjunto de dados contém variáveis essenciais para o entendimento do ciclo de evapotranspiração, incluindo variáveis climáticas, ambientais e de manejo. Tal densidade e continuidade temporal oferecem um alto nível de detalhe para análises de evapotranspiração em florestas de eucalipto, garantindo a representatividade estatística e a robustez dos resultados.

Nestes inventários são mensuradas diversas variáveis das parcelas. Dentre elas, as variáveis objetivo para o atingimento dos resultados deste trabalho foram:

- Volume total com casca (VTCC): representando todo o crescimento vegetativo da floresta durante seu ciclo;
- Data de plantio da floresta: para calcular o período total do ciclo da floresta;
- Data da medição: permitindo calcular os dias corridos entre as medições da mesma parcela, representando o período de acúmulo de crescimento vegetativo e ETa entre as medições;
- Número (Nº) de árvores por hectare: que pode afetar a resposta espectral dos sensores orbitais devido ao metro quadrado ocupado por cada árvore;
- Grau de matocompetição (Grau Mato): uma medida definida por Dallapiccola et al. (2023), que é coletada pelas equipes de inventário para estimar de forma visual o nível de ocupação do solo, entre as árvores de eucalipto, que está tomado por plantas daninhas, esta medida pode variar de 0, sem a presença

de plantas daninhas, até 100, com o solo completamente coberto pelas plantas daninhas. Este comportamento em combinação com o N° de árvores por hectare pode afetar a resposta espectral dos sensores orbitais devido à resposta observada para cada metro quadrado de superfície. Além disso, a competição por recursos hídricos e nutrientes entre o eucalipto e plantas daninhas pode afetar negativamente o crescimento e a eficiência fotossintética, conforme observado por Silva et al. (2004);

- Localização geográfica da parcela: informação utilizada para permitir a extração dos dados meteorológicos e de ETa no ponto de medição real de cada parcela.

E as variáveis utilizadas com filtros para selecionar as parcelas foram:

- Data de plantio: sendo maior do que julho de 2015;
- Rotação: sendo a primeira rotação da floresta, para isolar efeitos de brotação;
- Percentual de árvores mortas: sendo zerado, para isolar efeitos de falhas;
- Idade da floresta no momento da medição: sendo menor do que 8 anos de idade, para garantir interpretações corretas dentro do tempo usual de um ciclo de plantio, que é de aproximadamente 7 anos;
- Interação entre área basal e volume total com casca: selecionando de forma manual as parcelas que possuíam um desenvolvimento de acordo com o esperado, visando remover efeitos de qualquer tipo de dano na floresta.

Estes filtros foram idealizados através de testes manuais visando garantir a qualidade das amostras para gerar interpretações assertivas sobre florestas sadias para compreender a dinâmica esperada da ETa em florestas de eucalipto.

3.3 Comparação da evapotranspiração

A estimativa de evapotranspiração (ET) contou com: a) Medição da ETa em uma torre de fluxo com os dados provenientes do EUCFLUX; b) Evapotranspiração de referência (ETr) calculada pelo modelo de Penman–Monteith; c) Medição da ETa através dos produtos MOD16A2 e MYD16A2 do satélite Modis e; d) ETa estimada pela plataforma Ensemble com o satélite Landsat-8.

Devido as observações empíricas realizadas nas bases de dados de ET adquiridas, todos os dados de ET citados foram tratados com um processo de remoção de outliers conhecido como Interquartile Range (IQR), que de acordo com Filho et al. (2023) é um método de remoção de outliers adequado para lidar com outliers univariados em distribuições aproximadamente normais, evidenciando a diferença entre o primeiro e terceiro quartis. Neste trabalho, foram considerados dados variando até 1,5 vezes a distância interquartil.

A ET foi validada na área de influência da torre de fluxo, com os dados dos métodos “a”, “b” e “c” citados acima, comparados com o método “d” utilizando análise estatística para testar a hipótese de diferença entre a plataforma Ensemble e outros métodos de mensuração de ET por meio do teste T de Student para duas amostras independentes, pois são comparadas diferentes metodologias no mesmo espaço e tempo. Para os modelos que não apresentaram diferença estatística entre os resultados, foram aplicadas análises de regressões lineares e polinomiais para entender e quantificar o relacionamento entre elas na escala de ETa diária, além de acumular os dados de ETa na escala mensal e anual. Todas as análises foram conduzidas através do software de programação R.

3.3.1 Dados meteorológicos

O uso de dados meteorológicos obtidos por medidas indiretas, permite um modelo que seja replicável em qualquer região. Portanto, para todo o trabalho foram utilizados os dados de precipitação do The Climate Hazards Center InfraRed Precipitation with Stations (CHIRPS) fornecendo informações de precipitação a uma resolução de aproximadamente 5 quilômetros (km). Enquanto as demais variáveis meteorológicas como: radiação solar, temperatura, umidade relativa, velocidade e direção do vento foram provenientes do ERA5 que é um modelo de reanálise atmosférica (Hersbach et al., 2020) do European Centre for Medium-Range Weather Forecasts (ECMWF) e possui uma resolução de aproximadamente 30 km.

Além dos dados meteorológicos diretos, também são utilizados parâmetros climáticos auxiliares para calcular a troca de energia entre a superfície terrestre, a atmosfera sobrejacente e o solo subjacente envolvem quatro termos de energia importantes:

Radiação Líquida (Rn): Representa o saldo líquido entre os ganhos e as perdas de energia de radiação pela superfície.

Fluxo de Calor Sensível (H): Representa a perda (ou ganho) de energia pela superfície devido à transferência de calor para a atmosfera.

Fluxo de Calor no Solo (G): Representa a perda (ou ganho) de energia através da condução de calor pela camada inferior da superfície.

Fluxo de Calor Latente (λE): Representa a perda (ou ganho) de energia da superfície devido à evapotranspiração.

Para calcular a quantidade de água evapotranspirada em quilogramas, o fluxo de calor latente (λE) é dividido por λ , o calor latente de vaporização (expresso em J/kg).

Os dados de cada variável meteorológica foram baixados de seus respectivos repositórios online e extraídos para cada região de interesse do trabalho utilizando o software de programação R.

3.3.2 Evapotranspiração de referência de Penman-Monteith

O modelo de Penman–Monteith (Monteith, 1965) foi utilizado conforme parametrizado no boletim 56 de Irrigação e Drenagem da Food and Agriculture Organization (FAO), parametrizado para uma cultura hipotética (PM-FAO56) (Allen et al., 1998) e pode ser visto na Figura 2.

Figura 2. Modelo de Penman–Monteith proposto pela FAO.

$$ET_o = \frac{0.408 \Delta (R_n - G) + \gamma \frac{900}{T + 273} u_2 (e_s - e_a)}{\Delta + \gamma (1 + 0.34 u_2)}$$

Onde, ET_o é a evapotranspiração de referência, R_n é a radiação líquida no alvo, G é a radiação/caloria do solo para a atmosfera, T é a média da temperatura do ar, u_2 é a velocidade do vento, e_s é a saturação da pressão de vapor, e_a é a pressão de vapor atual, Δ é a curva tempo de pressão de vapor e γ é a constante psicométrica.

Os dados meteorológicos foram aplicados na fórmula de Penman-Monteith para obter a ET_r de cada região de interesse utilizando o software de programação Python.

3.3.3 Evapotranspiração real da torre de fluxo

Os dados utilizados são referentes a uma série histórica de 2013 a 2019 já consolidada no trabalho de Nouvellon et al. (2018), que se trata de uma área monitorada continuamente desde 2009 como parte do projeto EUCFLUX (<http://www.ipef.br/eucflux/>). As medições incluem conteúdo de umidade do solo, parâmetros coletados por uma estação meteorológica e trocas de gases H₂O e CO₂ entre o ecossistema e a atmosfera. A ETa diária foi obtida de uma torre de fluxo, usando o método de covariância de vórtices (Christina et al., 2017).

Os dados de ETr da torre de fluxo foram adquiridos com os pesquisadores do EUCFLUX via planilha digital e extraídos utilizando o software de programação R.

3.3.4 Evapotranspiração real do Modis

Os dados referentes ao produto de evapotranspiração MOD16A2 e MYD16A2, são fornecidos pela Earth Data-National Aeronautics and Space Administration (NASA). Os mesmos contam como entrada de dados o produto de cobertura do solo MOD12Q1, o produto de índice de área foliar MOD15 e produto de Albedo MCD43A2. O produto de ET do Modis é baseado na metodologia proposta por Running et al. (2017) e os dados possuem uma resolução de aproximadamente 500 metros (m), com valores acumulados de 8 dias.

Os dados de ETa do Modis foram baixados de seu repositório online e extraídos para cada região de interesse do trabalho utilizando o software de programação R.

3.3.5 Evapotranspiração real da plataforma Ensemble

A plataforma Ensemble, baseada no projeto OpenET, foi desenvolvida através de uma parceria entre as empresas MarvinBlue, de Israel e Suzano, do Brasil, para melhorar a capacidade de estimativa de ETa no Brasil e no mundo com o intuito de utilização de seus resultados em uma plataforma especializada e personalizada para gestão de recursos hídricos oferecida pela empresa MarvinBlue.

Portanto, a plataforma Ensemble conta com os dados meteorológicos já mencionados no item 3.3.1, os insumos para os modelos incluem a temperatura da superfície terrestre derivada das imagens térmicas, juntamente com índices de vegetação. O

conjunto atual de satélites Landsat (7, 8 e 9) fornece a resolução espacial (30 metros) e temporal (8 dias de revisita) necessária.

Foram implementados os seguintes modelos físicos representativos com base nos princípios do Balanço de Energia da Superfície:

- SSEBop - Operational Simplified Surface Energy Balance, proposto por Senay et al. (2013), que é um modelo de uma única fonte que trata a superfície como uma camada uniforme, sem distinção entre a "superfície de solo exposta" e a "superfície vegetada" dentro da imagem de satélite.
- PT-JPL - Priestley-Taylor Jet Propulsion Laboratory, proposto por Fisher et al. (2008), que é baseado na equação de Priestley-Taylor, se trata de um modelo de duas fontes que aborda separadamente o solo e a vegetação.

O modelo SSEBop é uma abordagem simplificada de balanço de energia de superfície. Ele trata a superfície terrestre como uma camada uniforme, sem distinguir as contribuições separadas do solo e da vegetação para o fluxo de energia. O modelo usa a temperatura da superfície derivada de sensores orbitais para calcular a evapotranspiração, permitindo que grandes áreas sejam analisadas de forma eficiente. Contudo, o modelo é sensível à precisão dos dados de temperatura de superfície fornecidos por satélites, que podem ser afetados por fatores atmosféricos. Além disso, o SSEBop não diferencia o comportamento do solo e da vegetação no cálculo do fluxo de calor latente, o que pode levar a subestimações em áreas densamente vegetadas. Isso ocorre porque o modelo assume que toda a superfície responde de forma homogênea à energia radiante. Em regiões áridas ou semiáridas, o SSEBop pode subestimar a ET, pois não incorpora as variações de umidade do solo e as condições específicas de estresse hídrico (Sabiston et al., 2024).

O modelo PT-JPL é mais detalhado, baseando-se na equação de Priestley-Taylor, que separa a contribuição do solo e da vegetação para o fluxo de calor latente. Esse modelo permite uma maior precisão em ambientes heterogêneos, como florestas nativas, culturas agrícolas e florestas plantadas. O PT-JPL utiliza variáveis de sensoriamento remoto, como o índice de vegetação por diferença normalizada (NDVI) e a temperatura de superfície terrestre, para calcular separadamente a evaporação do solo e a transpiração das plantas. Além disso, ele incorpora variáveis climáticas,

como umidade relativa e pressão de vapor, tornando a estimativa mais sensível à dinâmica atmosférica. Contudo, por ser mais detalhado e utilizar dados de entrada mais completos, incluindo variáveis meteorológicas e de vegetação, o modelo fica limitado em locais onde os dados de entrada não estão prontamente disponíveis. Além disso, como o PT-JPL separa a evaporação do solo e a transpiração da vegetação, a acurácia das suas estimativas está diretamente relacionada à precisão dos índices de vegetação, mudanças sazonais e a presença de vegetação densa podem gerar incertezas nas estimativas de ET (Marshall et al., 2020).

Na plataforma Ensemble, foi utilizada a média aritmética para calcular as estimativas finais de ET. Para derivar as estimativas diárias de evapotranspiração a partir do satélite a cada 8 dias, aplicamos a interpolação linear para a evapotranspiração fracionada, definida como a razão entre a ET real e a ET de referência (ASCE-EWRI, 2005). A razão interpolada em dias sem imageamento orbital é então convertida em ET real diária, multiplicando-a pela evapotranspiração de referência diária correspondente.

Os dados de ETr da plataforma Ensemble foram adquiridos com os pesquisadores da MarvinBlue via planilha digital e extraídos para cada região de interesse do trabalho e processados utilizando o software de programação R.

3.4 Sensibilidade à colheita

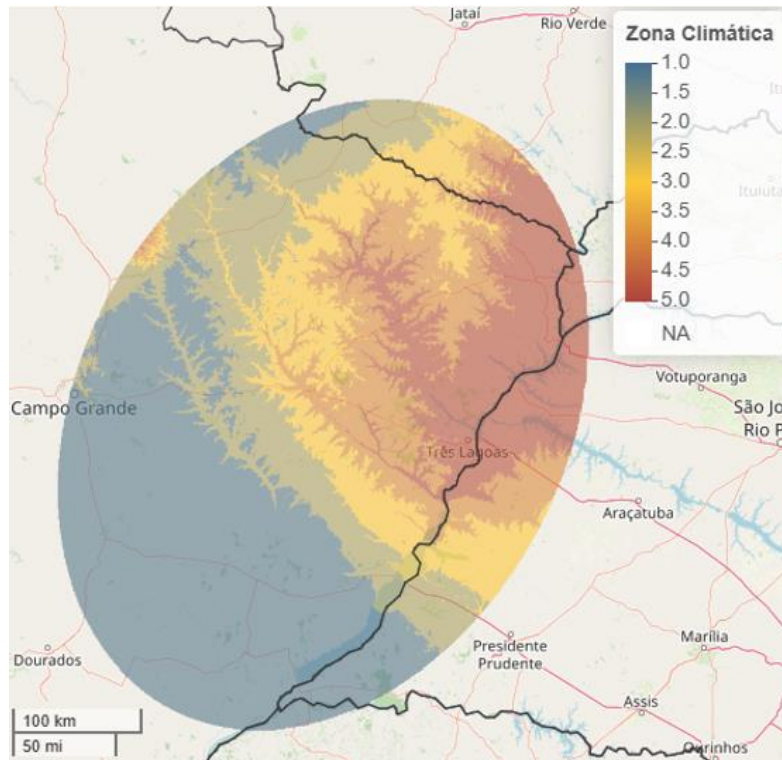
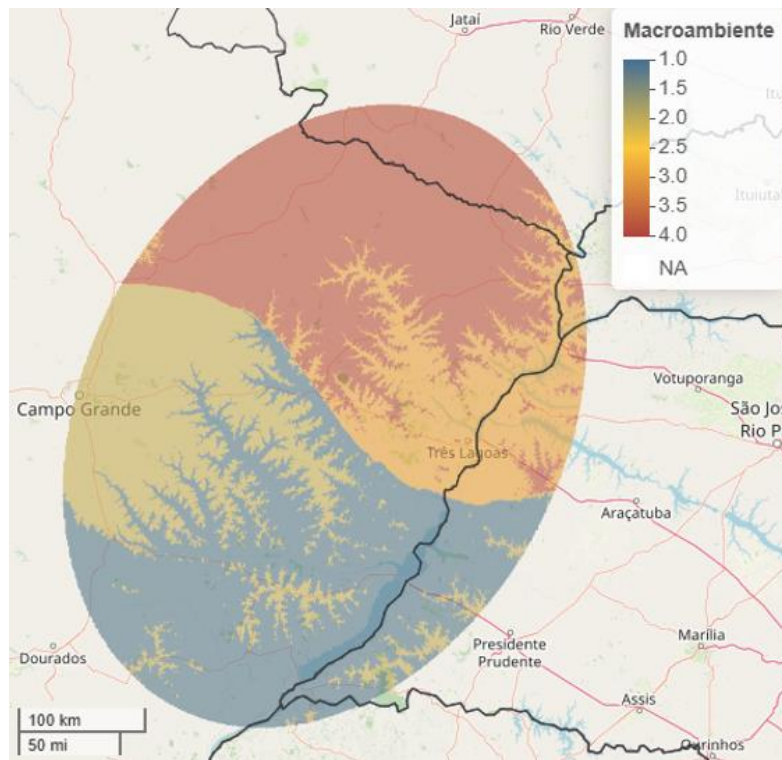
Com o intuito de validar a sensibilidade da ETa com a presença da floresta de eucalipto, foram selecionadas 12 parcelas com a colheita realizada em 2020, sendo uma parcela para cada mês do ano, visando avaliar também a sazonalidade da ferramenta. Estas 12 parcelas selecionadas tiveram sua ETa diária avaliada em comparação com a data de colheita e com a data de novo plantio após a colheita, tendo como expectativa a queda abrupta da ETa no momento da colheita, e a progressão gradual da ETa após o novo plantio.

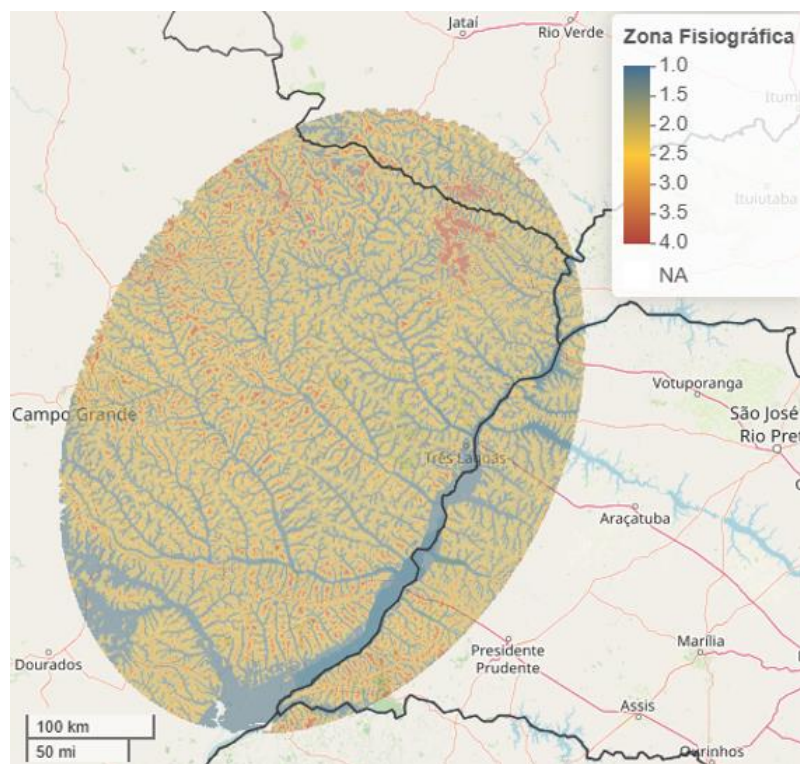
3.5 Variáveis de ambiente e de manejo

As variáveis de ambiente são fatores observados na paisagem onde estão plantadas as florestas de eucalipto. Enquanto algumas variáveis possuem uma classificação nacional ou internacional, existem outras que são parametrizadas dentro da empresa

Suzano para atender a realidade do microgerenciamento da empresa, permitindo interpretações mais específicas para a área de atuação da empresa. Dentre as variáveis de ambiente temos:

- Altitude: é a altitude do relevo em relação ao nível do mar;
- Ordem do solo: é o nível mais alto de classificação no Sistema Brasileiro de Classificação de Solos (SiBCS). Agrupa os solos com base em características como a formação e os processos pedogenéticos predominantes. Existem 13 ordens de solos no Brasil;
- Textura do solo: refere-se à proporção de partículas de diferentes tamanhos, areia, silte e argila, presentes no solo. No SiBCS, a textura é um atributo que influencia a classificação dos solos;
- Capacidade de Armazenamento de Água dos solos (CAD): é a capacidade que o solo possui de armazenar água, sendo influenciado pela classe do solo, até o ponto em que o excesso possa fluir lateralmente ou para o lençol freático sob o efeito gravitacional, o seu valor é referente a CAD de 1 m³ de solo. (Sousa et al., 2020);
- Zona Climática: é um zoneamento climático realizado pela Suzano especificamente para suas áreas, levando em consideração variáveis meteorológicas, principalmente precipitação e temperatura. Sua classificação vai de 1 até 5, sendo 1 o ambiente com maior oferta climática para o desenvolvimento de floresta de eucalipto e 5 o ambiente mais restritivo. O produto pode ser visto na Figura 3;
- Macroambiente: é um zoneamento produtivo realizado pela Suzano levando em consideração a produtividade de madeira das florestas de eucalipto. Sua classificação vai de 1 até 4, sendo 1 o ambiente com mais favorável para a produção de madeira e 4 o ambiente menos favorável. O produto pode ser visto na Figura 4;
- Zona Fisiográfica: é um zoneamento de posição geográfica que leva em consideração a distância do relevo com a profundidade do lençol freático na bacia hidrográfica (Stape et al., 2023). Sua classificação varia de 1 até 4 e ajuda a explicar produtividade pelo efeito da drenagem local e do déficit hídrico, muito comum na região de estudo deste trabalho. O produto pode ser visto na Figura 5.

Figura 3. Zona Climática.**Figura 4. Macroambiente.****Figura 5. Zona Fisiográfica.**



Enquanto as variáveis de manejo são fatores controlados pela própria empresa no momento de implantação das florestas. Dentre as variáveis de manejo temos:

- Adensamento de plantio: é o número de árvores por hectare;
- Material Genético: refere-se a muda clone de eucalipto e suas características genéticas que foram selecionadas.

As variáveis de ambiente e manejo foram adquiridas com os pesquisadores da empresa Suzano via uma planilha digital para cada área de interesse do trabalho, as mesmas foram extraídas utilizando o software de programação R.

3.6 Avaliação da responsividade da evapotranspiração real acumulada

Os resultados de ETa foram acumulados ao longo do ciclo de cada parcela, definido entre a data de plantio e a data de medição do inventário. Dado sua alta correlação com a idade, os dados foram divididos em classes de idade. Para representar a floresta jovem e adulta foram selecionadas as classes de idade de 2 e 4 anos para serem analisadas de forma independente.

Buscando entender como as variáveis ambientais e de manejo poderiam influenciar a ETa, foi aplicada uma técnica estatística de árvore de decisão utilizando análise de

variância (ANOVA) para selecionar os pontos de divisão da árvore (Giasson et al., 2013). As variáveis mais recorrentes foram posteriormente analisadas de forma individual.

Para avaliar quão bem essas variáveis explicam a ETa de forma individual ou conjunta, foram aplicadas técnicas estatísticas de análise de regressão linear e polinomial de 2º grau (Pansera et al., 2021). As variáveis mais representativas nos modelos também foram posteriormente analisadas de forma individual.

Na análise individual das variáveis foi avaliado como é a sua distribuição frente aos resultados de ETa acumulada no ciclo. E para verificar quão bem a variável poderia explicar a ETa, foi aplicada uma análise de regressão linear para esta única variável.

3.7 Eficiência de uso da água

Com os dados de inventário florestal de VTCC acumulado durante o ciclo da floresta e os dados de ETa, também acumulado durante o ciclo da floresta, foi calculada a Eficiência do Uso da Água (WUE) baseada em equações de biomassa, como propostas por Binkley et al., (2017) e adaptada para produzir o resultado em quilogramas de carbono por metro cúbico de água (Kg C/m³ água) (Hubbard et al., 2010) como pode ser visto na Figura 6.

Figura 6. Modelo de conversão de VTCC e ETa para WUE.

$$WUE = \frac{VTCC * fKg * fC}{(ETa * Marv * 0,001)}$$

Onde, WUE é a eficiência de uso da água em Kg C/m³ água. VTCC é o volume total com casca em m³/ha. fKg é uma constante igual a 0,5 para transformar m³ de madeira em Kg de madeira. fC é uma constante igual a 0,5 para transformar Kg de madeira em Kg de carbono. ETa é a evapotranspiração real acumulada no ciclo em milímetros (mm). Marv é o m² de superfície ocupada por cada árvore. E 0,001 transforma litros de água em m³.

3.8 Avaliação da responsividade da eficiência do uso da água

Os resultados de WUE para cada medição de inventário foram testados em correlação com a idade da parcela para verificar sua dependência. Em seguida foram removidos

das análises posteriores as parcelas com menos de 3 anos, enquanto as parcelas restantes foram analisadas de forma conjunta.

Assim como foi realizado no tópico 3.6, foi aplicada a técnica estatística de árvore de decisão utilizando ANOVA e foram aplicadas técnicas estatísticas de análise de regressão linear e polinomial de 2º grau, em função da WUE. Uma vez na análise individual das variáveis mais responsivas, foi avaliado como é a distribuição das mesmas frente aos resultados de WUE. E para verificar quão bem a variável poderia explicar a WUE, foi aplicada uma análise de regressão linear para esta única variável.

Todas as análises foram conduzidas através do software de programação R.

3.9 Predição do volume de madeira

De forma complementar, foi avaliado se o uso da ETa poderia melhorar a predição volumétrica em VTCC de uma floresta de eucalipto. Para isto, foi testado o VTCC em função das variáveis ambientais e de manejo no ajuste de um modelo polinomial de 2º grau com e sem a inclusão da ETa. Dado a alta correlação de ETa com a idade, também foi ajustado um modelo utilizando idade no lugar de ETa para avaliar o impacto desta dependência, além de um modelo contendo ETa e idade junto das variáveis ambientais e de manejo.

Para todos estes ajustes mencionados, o banco de dados foi separado em duas partes, sendo 70% dos dados dedicados ao treino do modelo, enquanto os outros 30% foram utilizados para validar a acurácia do modelo ajustado. Todas as análises foram conduzidas através do software de programação R.

3.10 Disponibilidade dos códigos

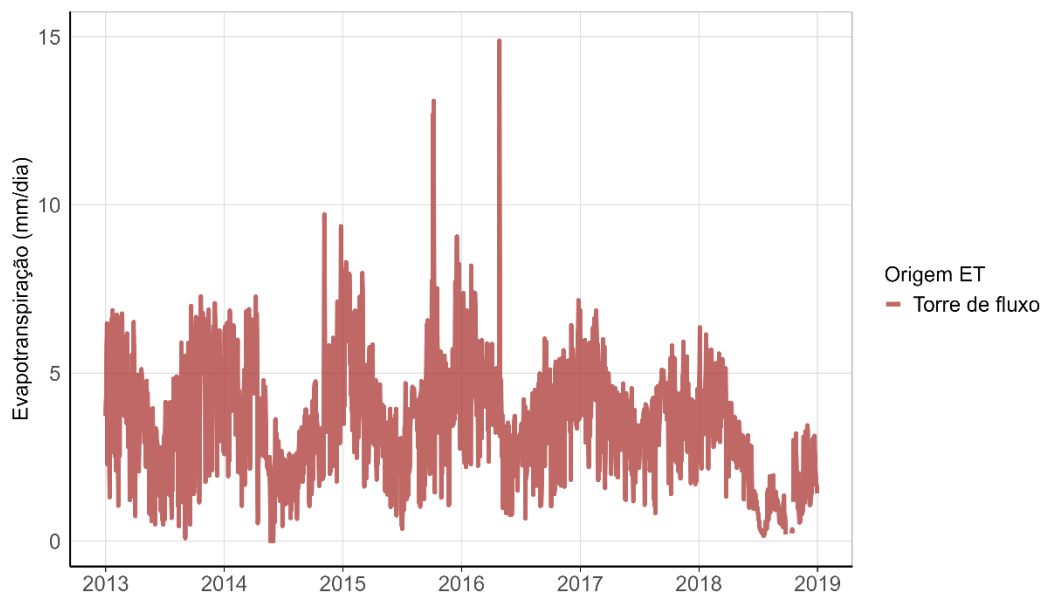
Todas as análises estatísticas e gráficos do trabalho foram realizados no software de programação R. O código usado para processar os dados está disponível publicamente no GitHub (https://github.com/renanbrasil/dissertacao_mestrado).

4 RESULTADOS

4.1 Comparação da evapotranspiração

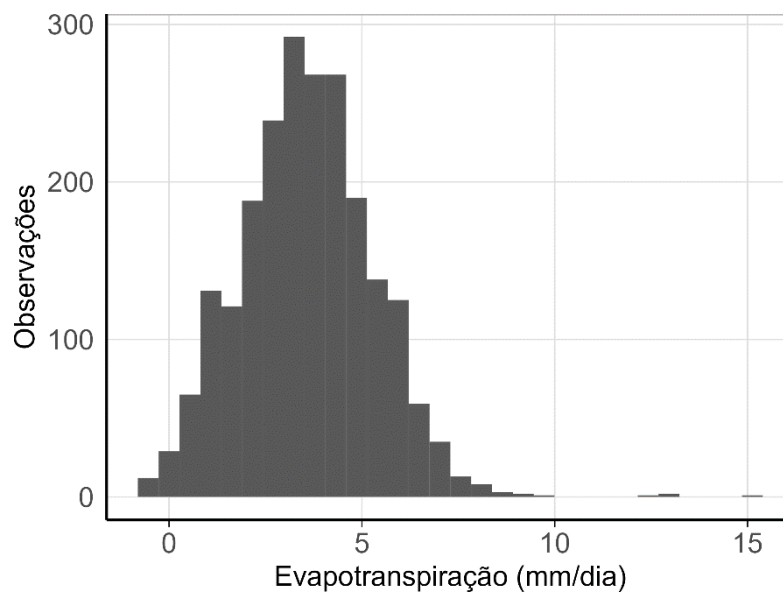
Na Figura 7, observamos a série temporal de ETa da torre de fluxo com os dados brutos de 2013 até 2019.

Figura 7. Série temporal bruta de ETa da torre de fluxo.



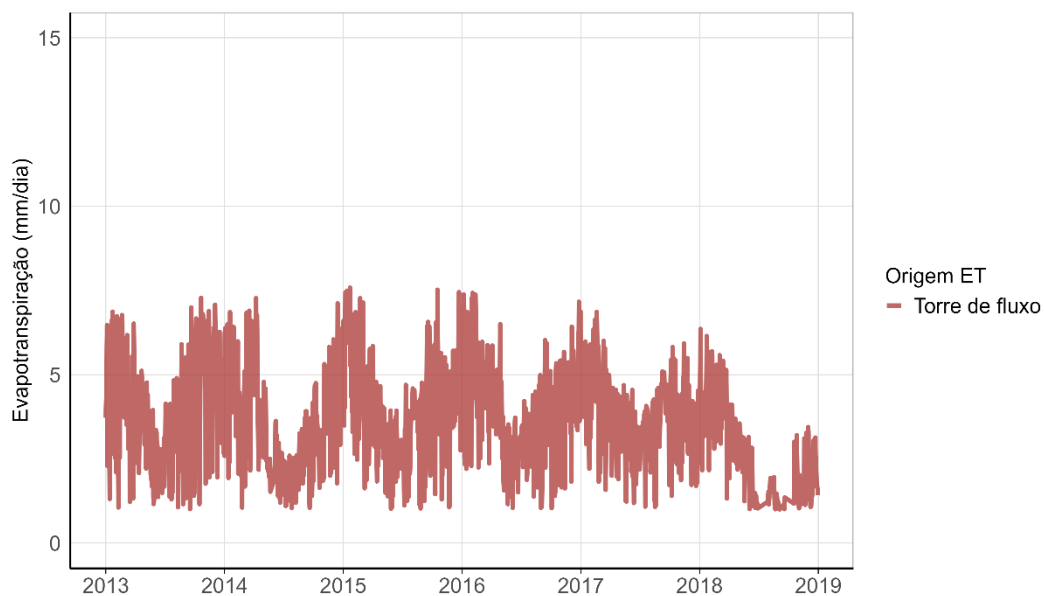
Na Figura 8, observamos a distribuição da ETa da torre de fluxo com tendência de normalidade.

Figura 8. Distribuição dos dados de ETa na torre de fluxo.



Na Figura 9, observamos a série temporal de ETa da torre de fluxo após o processo de remoção de outliers IQR, com os valores condizentes com o comportamento esperado de ETa.

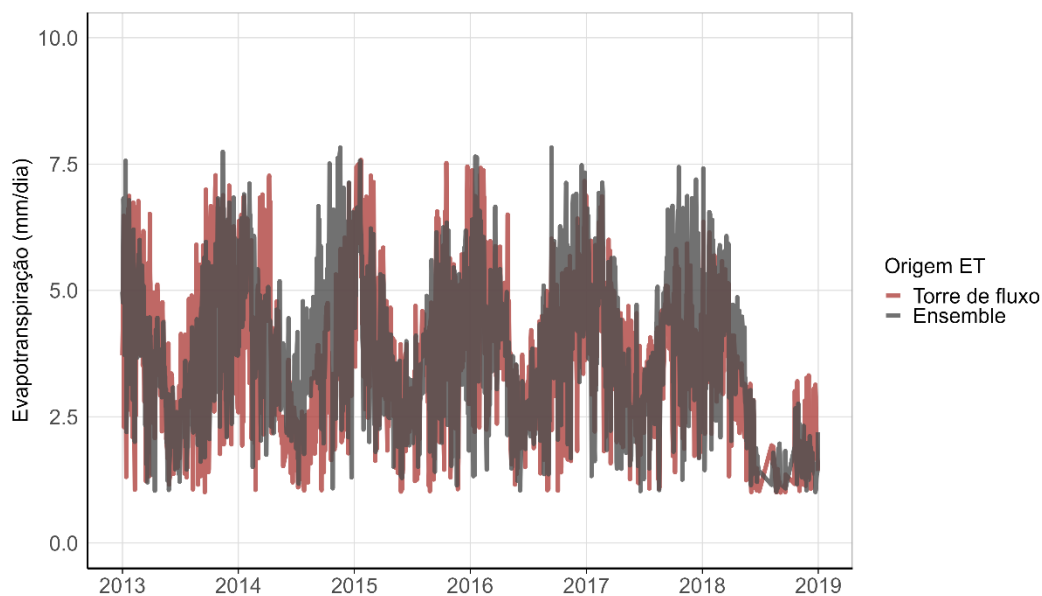
Figura 9. Série temporal sem outliers de ETa da torre de fluxo.



O mesmo processo de tratamento e validação dos dados foi realizado com as outras fontes de dados de evapotranspiração.

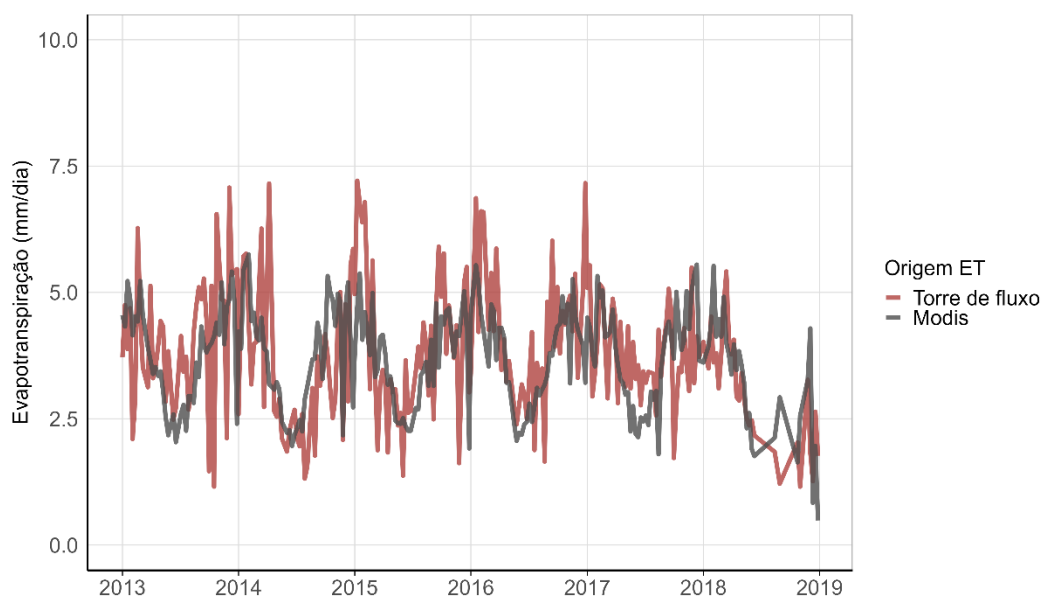
Nas Figuras 10, 11 e 12 podemos observar a comparação da ETa da torre de fluxo com, respectivamente, a ETa da plataforma Ensemble, a ETa do produto Modis e a ETr de Penman-Monteith.

Figura 10. Série temporal de ETa da torre de fluxo e ETa do Ensemble.



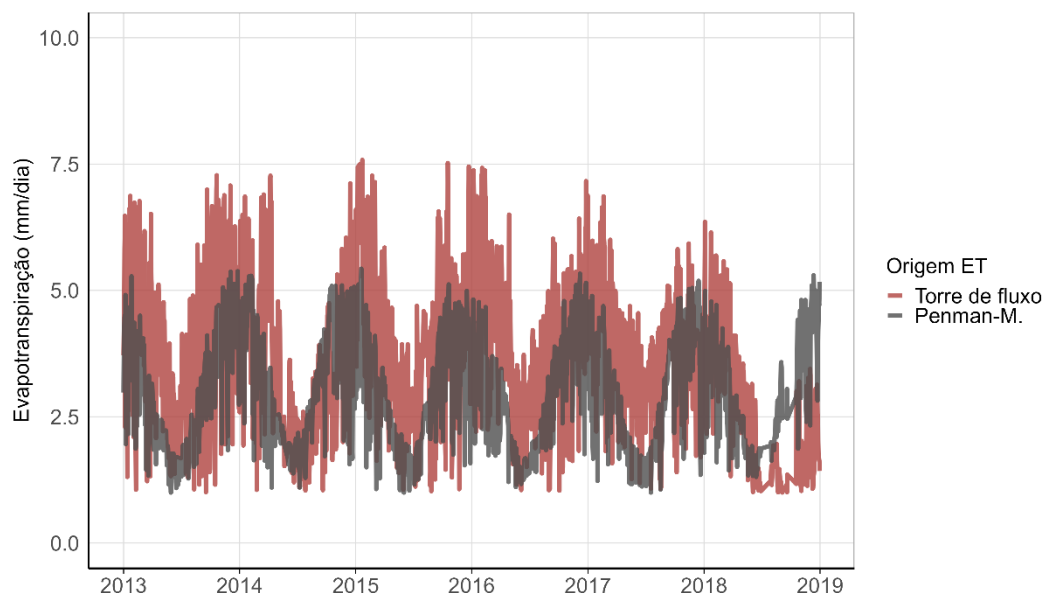
Na Figura 10 o teste T de Student apresentou um P valor de 0,728, portanto, não há evidências para rejeitar a hipótese nula, logo, não há diferença entre a ETa da torre de fluxo e da plataforma Ensemble.

Figura 11. Série temporal de ETa da torre de fluxo e ETa do Modis.



Na Figura 11, o teste T de Student apresentou um P valor de 0,2225, portanto, não há evidências para rejeitar a hipótese nula, logo, não há diferença entre a ETa da torre de fluxo e do produto Modis.

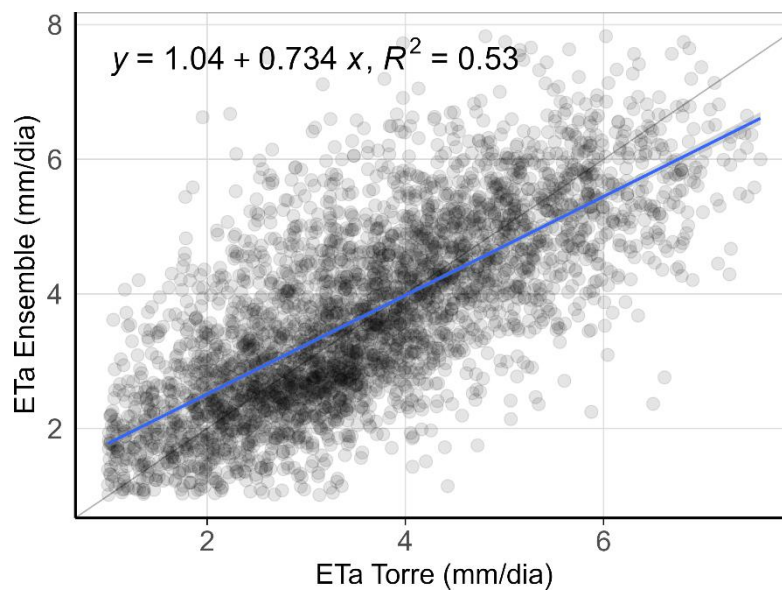
Figura 12. Série temporal de ETa da torre de fluxo e ETr de Penman-Monteith.



Na Figura 12, o teste T de Student apresentou um P valor de 0,000, portanto, há evidências para rejeitar a hipótese nula, logo, há diferença entre a ETa da torre de fluxo e a ETr de Penman-Monteith.

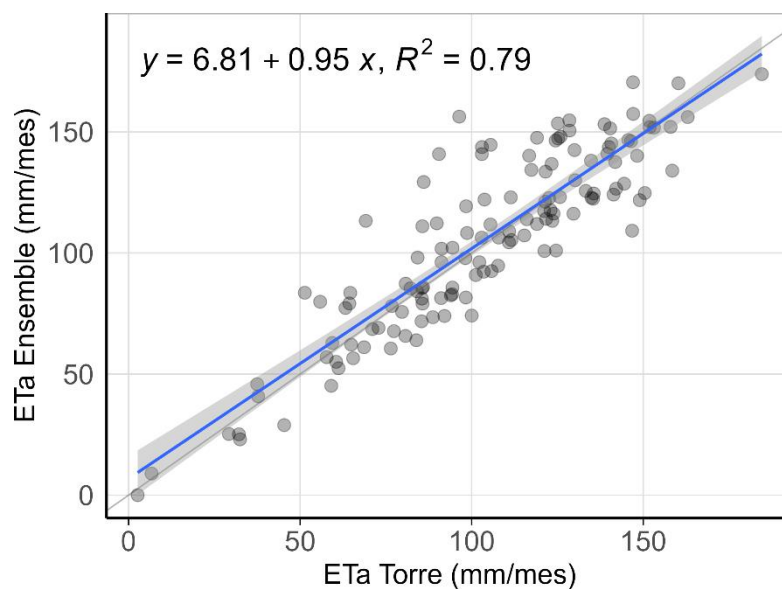
Na Figura 13, podemos ver a regressão linear entre a ETa diária da torre de fluxo e da plataforma Ensemble. Esta regressão apresentou um coeficiente de determinação (R^2) de 0,53.

Figura 13. Regressão linear da ETa diária da torre de fluxo e do Ensemble.



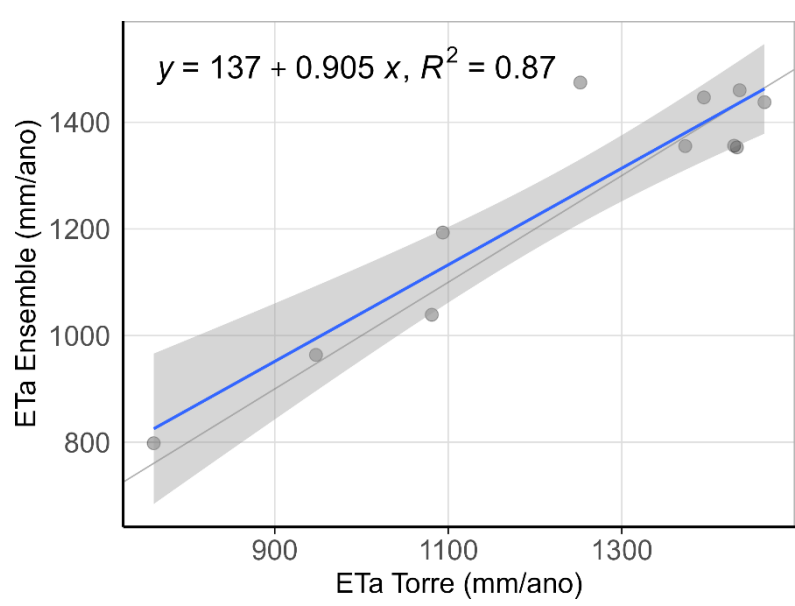
Na Figura 14, podemos ver a regressão linear entre a ETa mensal da torre de fluxo e da plataforma Ensemble. Esta regressão, ao agregar os valores diários, apresentou um coeficiente de determinação (R^2) de 0,79.

Figura 14. Regressão linear da ETa mensal da torre de fluxo e do Ensemble.



Na Figura 15, podemos ver a regressão linear entre a ETa anual da torre de fluxo e da plataforma Ensemble. Esta regressão, ao agregar os valores mensais, apresentou um coeficiente de determinação (R^2) de 0,87.

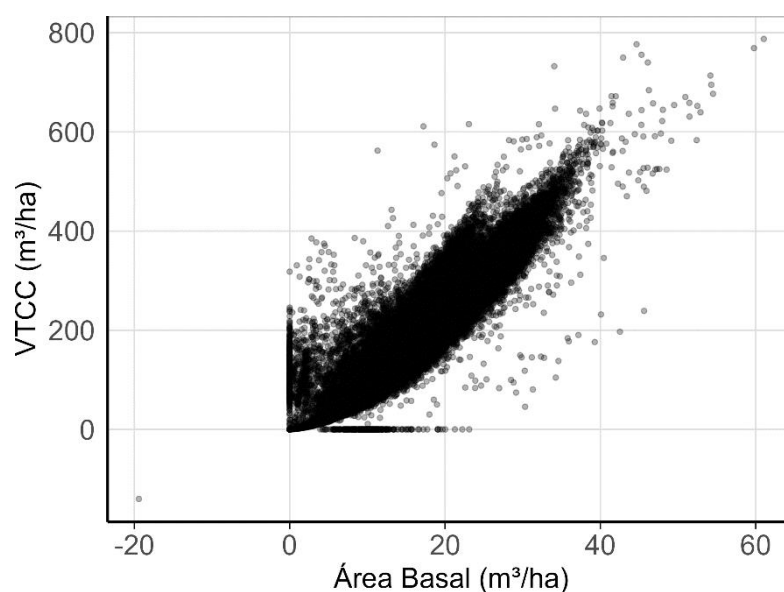
Figura 15. Regressão linear da ETa anual da torre de fluxo e do Ensemble.



4.2 Seleção de parcelas de inventário florestal

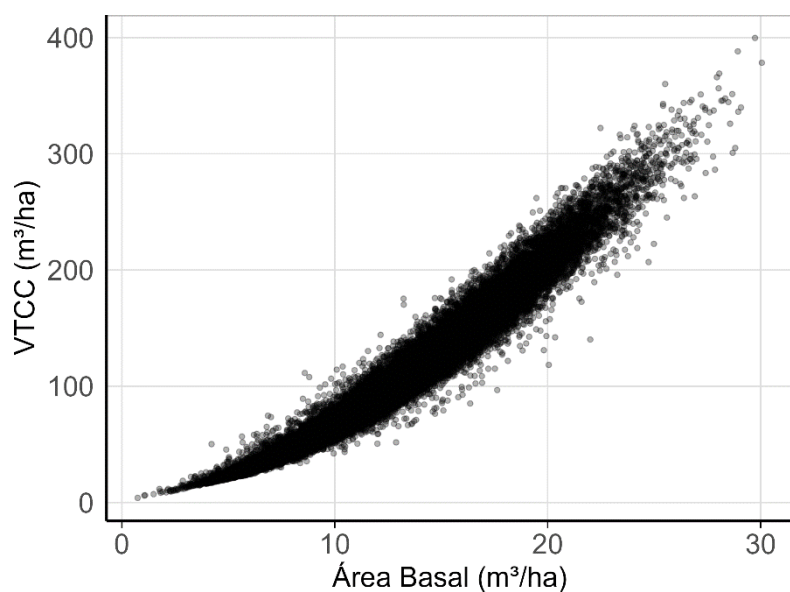
Na Figura 16, podemos observar o gráfico de interação entre o VTCC e a Área Basal para todas as parcelas de inventário, totalizando 40.437 parcelas. Evidenciando diversos valores em cima dos eixos de valor 0 e valores negativos.

Figura 16. Interação de VTCC com Área Basal para todas as parcelas.



Na Figura 17, podemos observar o gráfico de interação entre o VTCC e a Área Basal após a aplicação dos filtros mencionados no item 3.2, totalizando 19.520 parcelas remanescentes. Evidenciando uma curva de interação esperada para florestas saudáveis.

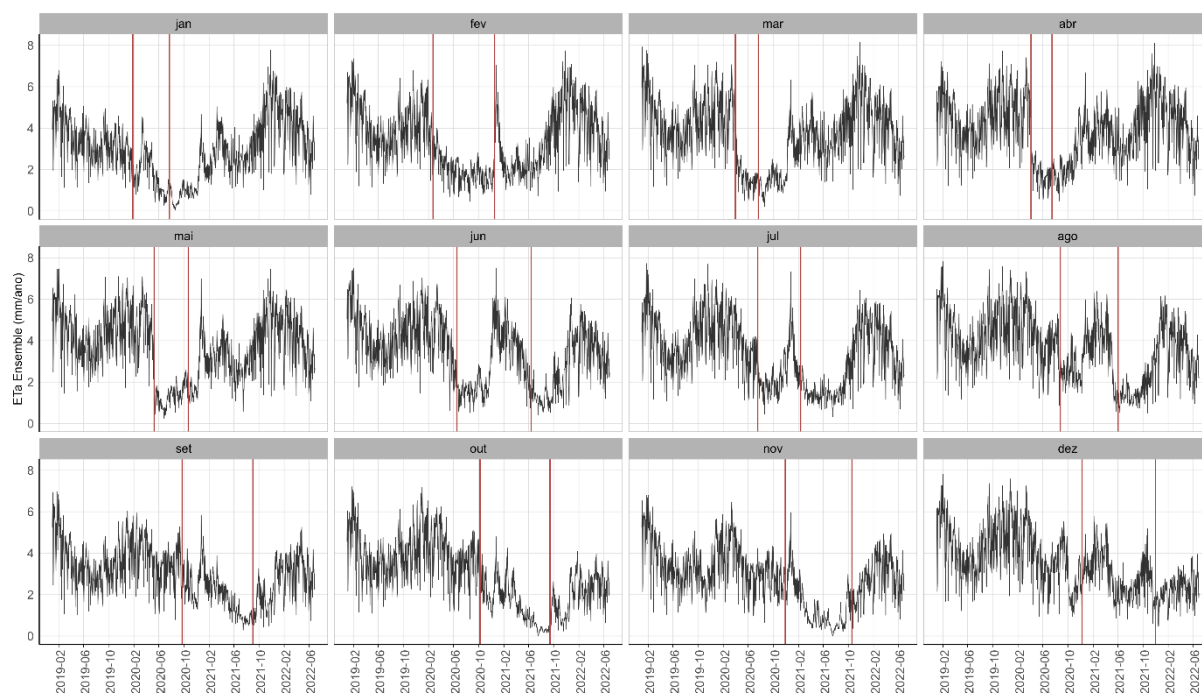
Figura 17. Interação de VTCC com Área Basal para parcelas filtradas.



4.3 Sensibilidade à colheita

Na Figura 18, observamos a série temporal de ETa da plataforma Ensemble sobre o período de 2019 a 2021 em 12 parcelas, uma para cada mês do ano, que tiveram suas florestas colhidas em 2020. As linhas vermelhas indicam o momento de corte e posterior plantio de cada parcela, ficando evidenciada a sensibilidade da ETa com a presença de floresta.

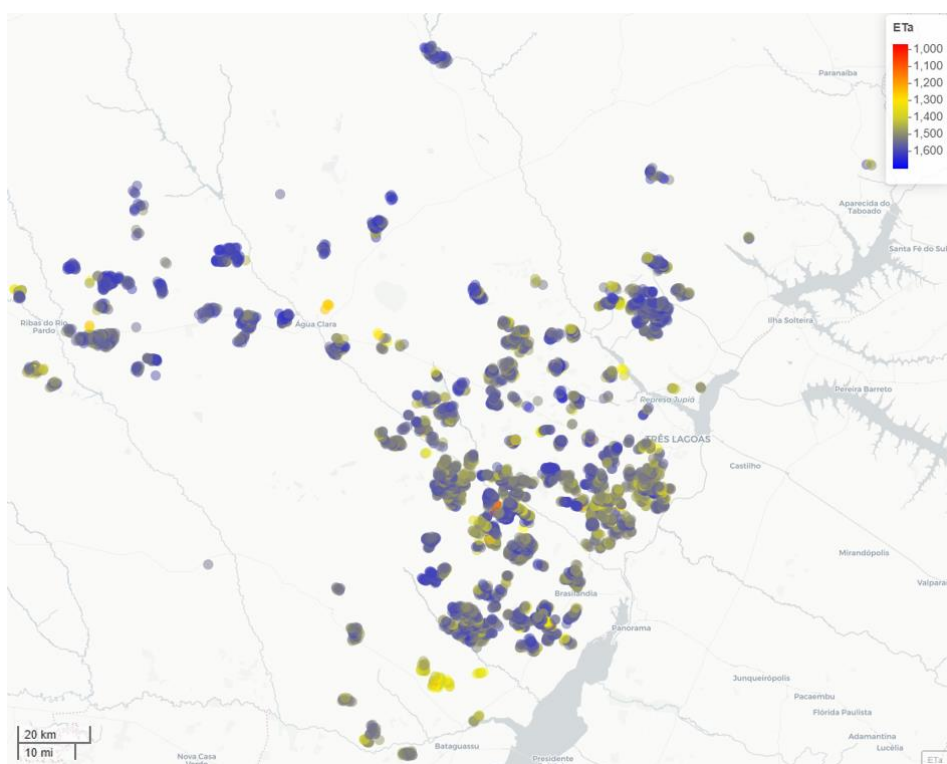
Figura 18. Sensibilidade da ETa do Ensemble à presença de floresta.



4.4 Avaliação da responsividade da evapotranspiração real

Na Figura 19, temos a representação de ETa acumula no ano de 2022 por parcela na região de estudo.

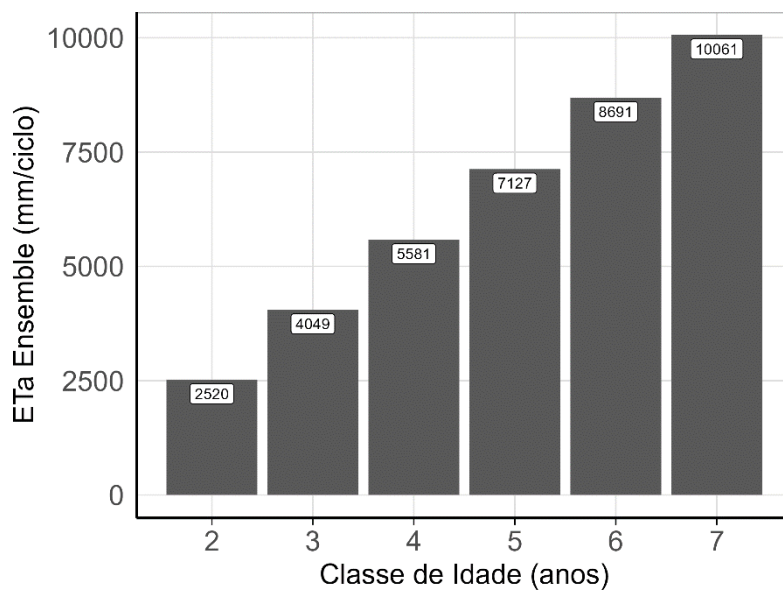
Figura 19. ETa acumulada em 2022 por parcela.



4.4.1 Correlação entre ETa e idade

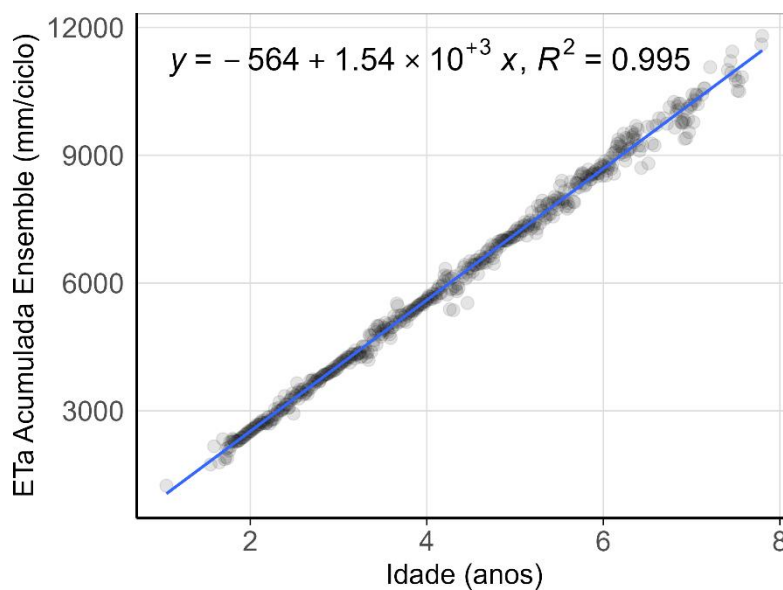
Na Figura 20, temos a representação de ETa média acumulada por parcela para cada classe de idade da floresta.

Figura 20. ETa acumulada média por classe de idade.



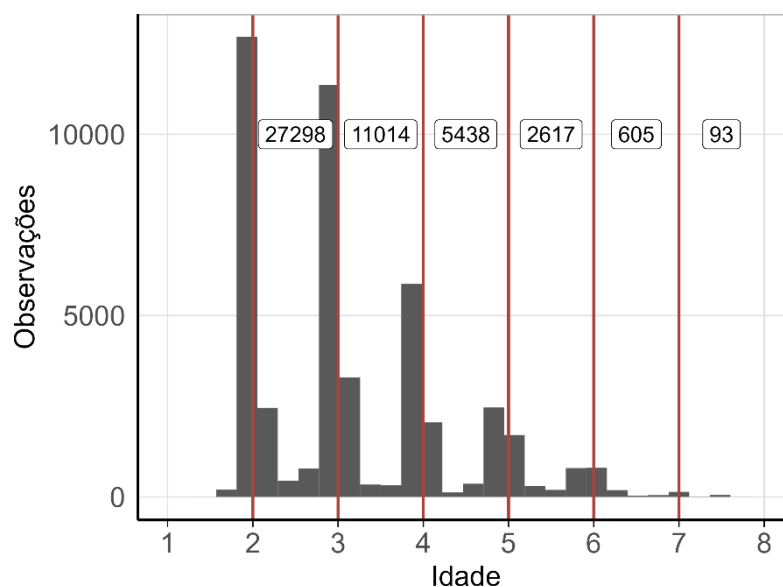
Na Figura 21, observamos a regressão linear entre a ETa acumulada no ciclo e a idade da parcela, conforme tendência de forte correlação linear evidenciada pela Figura 19.

Figura 21. Regressão linear entre ETa acumulada e idade.



Na Figura 22, observamos o histograma de distribuição das idades para as 47.065 parcelas do estudo. Evidenciando a tendência de levantamento das parcelas de inventário próximos a data de aniversário de uma floresta.

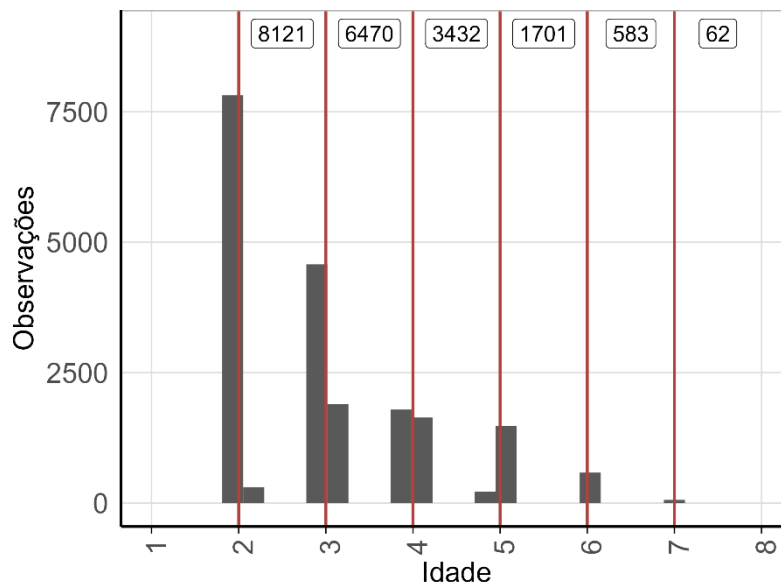
Figura 22. Histograma de distribuição das idades.



Devido à forte correlação linear entre idade e ETa e a não distribuição uniforme das medições ao longo das idades, foi necessário trabalhar com os grupos de classe de idade definidos dentro de um mês de diferença, para evitar uma grande diferença no acumulado de ETa dentre as parcelas de idade semelhante.

Na Figura 23, podemos observar a distribuição do universo amostral de parcelas para cada classe de idade com o qual passamos a trabalhar.

Figura 23. Histograma de distribuição de parcelas para cada classe de idade.

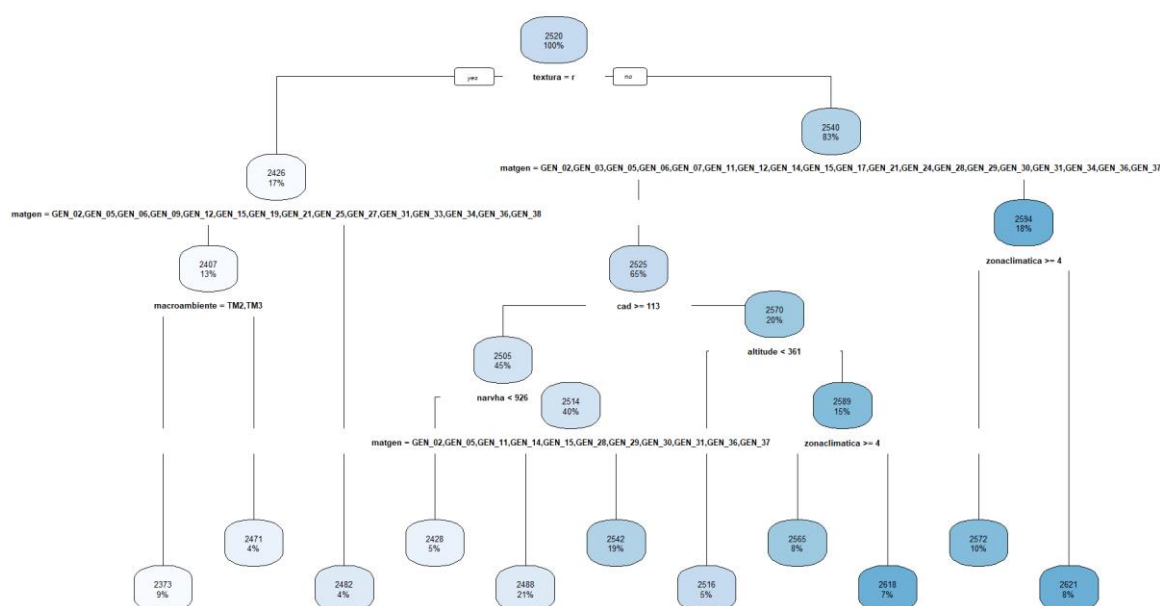


Para representar a floresta jovem e adulta, foram selecionadas as classes de idade de 2 anos e 4 anos.

4.4.2 Análise da ETa pela árvore de decisão e regressão

Na Figura 24, podemos observar o resultado da árvore de decisão para as parcelas de 2 anos de idade, tendo como principais pontos de divisão: Zona Climática com 2 aparições (2), Macroambiente (1), CAD (1), Altitude (1), Textura (1), Material Genético (3) e Adensamento (1), indicando que estas podem ser as variáveis que mais afetam a ETa para as florestas de 2 anos de idade.

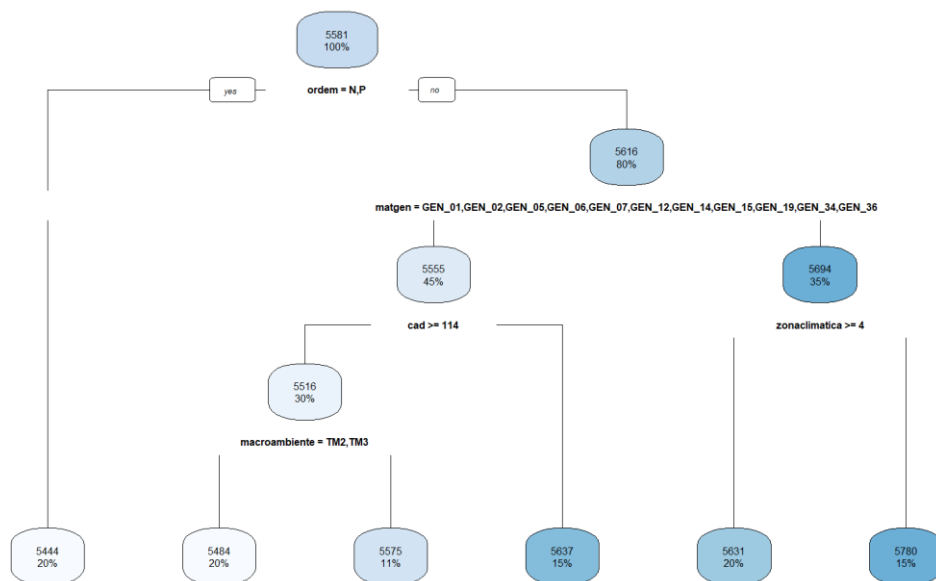
Figura 24. Árvore de decisão para ETa em parcelas com 2 anos de idade.



Por se tratar de uma árvore com até 5 níveis de divisão, a seleção de 7 variáveis chaves sem muita repetição entre elas, até 3 repetições, na árvore de decisão indica que pode haver uma chance de codependência ou baixa correlação.

Na Figura 25, podemos observar o resultado da árvore de decisão para as parcelas de 4 anos de idade, tendo como principais pontos de divisão: Zona Climática com 1 aparição (1), Macroambiente (1), CAD (1), Ordem (1) e Material Genético (1), indicando que estas podem ser as variáveis que mais afetam a ETa para as florestas de 4 anos de idade.

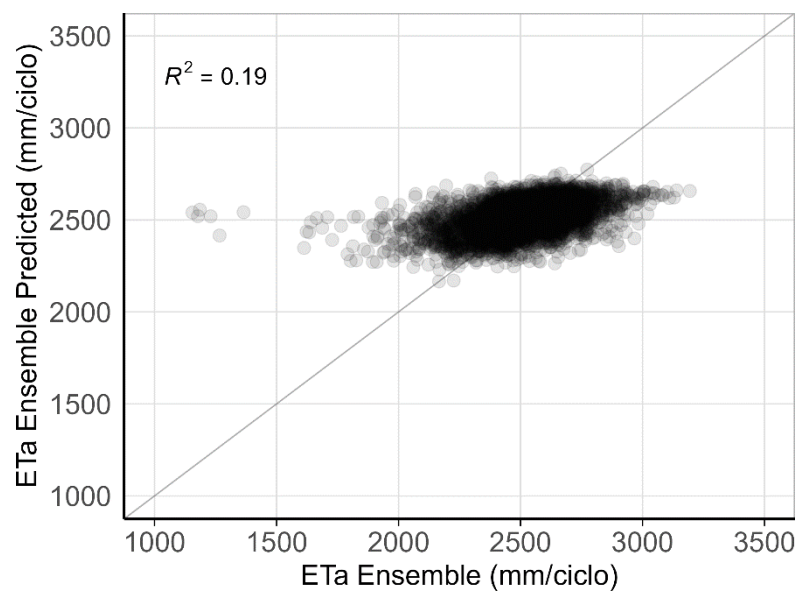
Figura 25. Árvore de decisão para ETa em parcelas com 4 anos de idade.



Por se tratar de uma árvore com até 5 níveis de divisão, a baixa quantidade de divisões na árvore de decisão indica que pode haver baixa correlação das variáveis ou pouca intensidade amostral

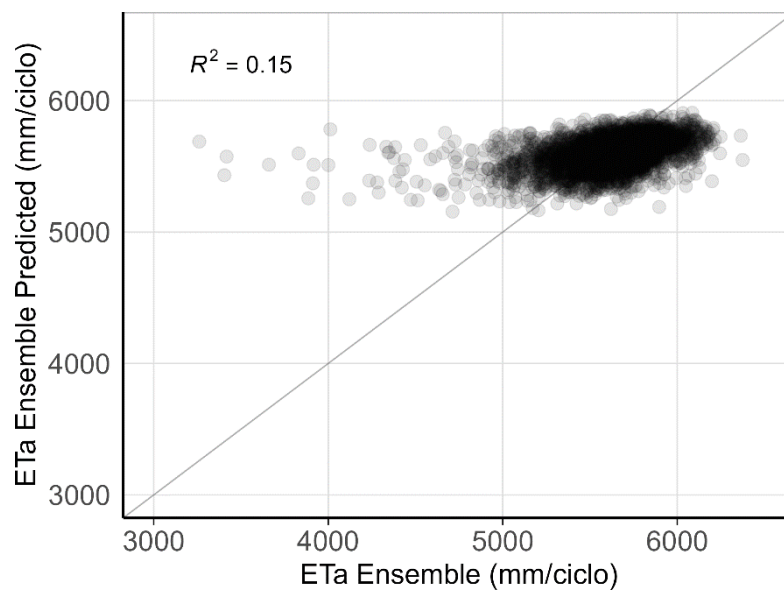
Na Figura 26, podemos ver o ajuste da regressão linear para a idade de 2 anos.

Figura 26. Regressão linear de ETa em parcelas com 2 anos de idade.



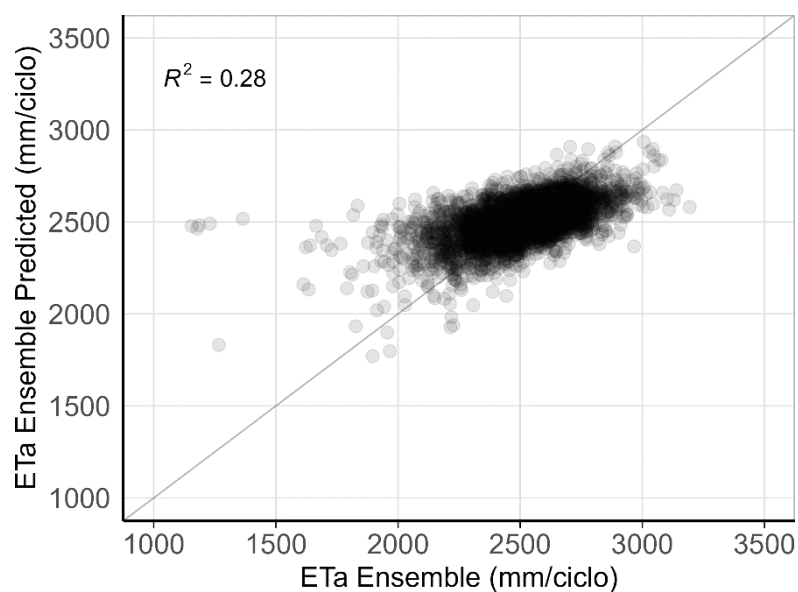
Na Figura 27, podemos ver o ajuste da regressão linear para a idade de 4 anos.

Figura 27. Regressão linear de ETa em parcelas com 4 anos de idade.



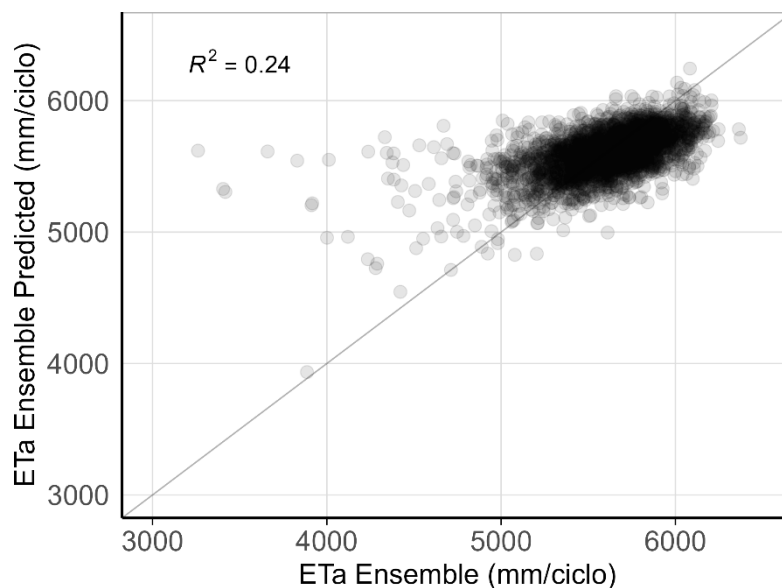
Na Figura 28, podemos ver o ajuste da regressão polinomial de 2º grau para a idade de 2 anos.

Figura 28. Regressão polinomial de ETa em parcelas com 2 anos de idade.



Na Figura 29, podemos ver o ajuste da regressão polinomial de 2º grau para a idade de 4 anos.

Figura 29. Regressão polinomial de ETa em parcelas com 4 anos de idade.



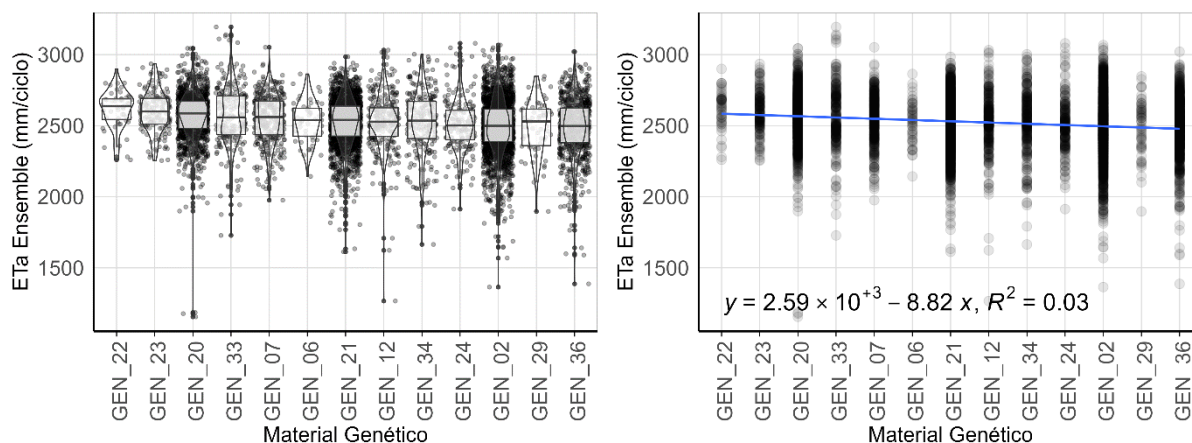
Foi observado que mesmo com a melhora do ajuste para a regressão polinomial em ambos os casos, ainda não temos um resultado satisfatório, comprovando a hipótese de baixa correlação evidenciada pelo método de árvore de decisão.

4.4.3 Correlação da ETa com variáveis independentes

De acordo com as evidências encontradas nos métodos estatísticos de árvore de decisão e regressão linear e polinomial, foram testadas como variáveis independentes: Material Genético, Zona Fisiográfica, CAD, Altitude, Macroambiente, Ordem, Adensamento e Grau Mato.

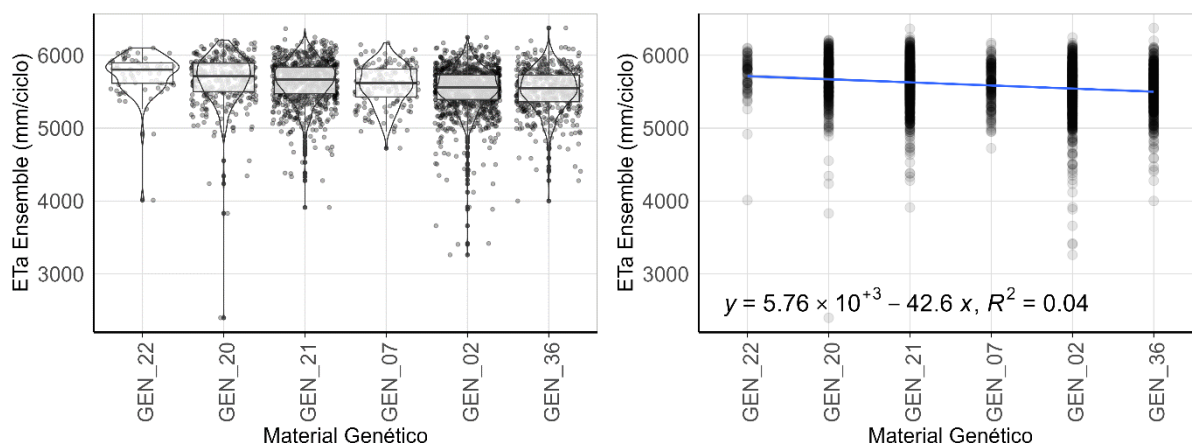
Na Figura 30, verificamos a distribuição de observações da ETa acumulada das parcelas de 2 anos de idade em função do Material Genético e sua regressão linear.

Figura 30. Distribuição boxplot e regressão linear de ETa em função de Material Genético em parcelas de 2 anos.



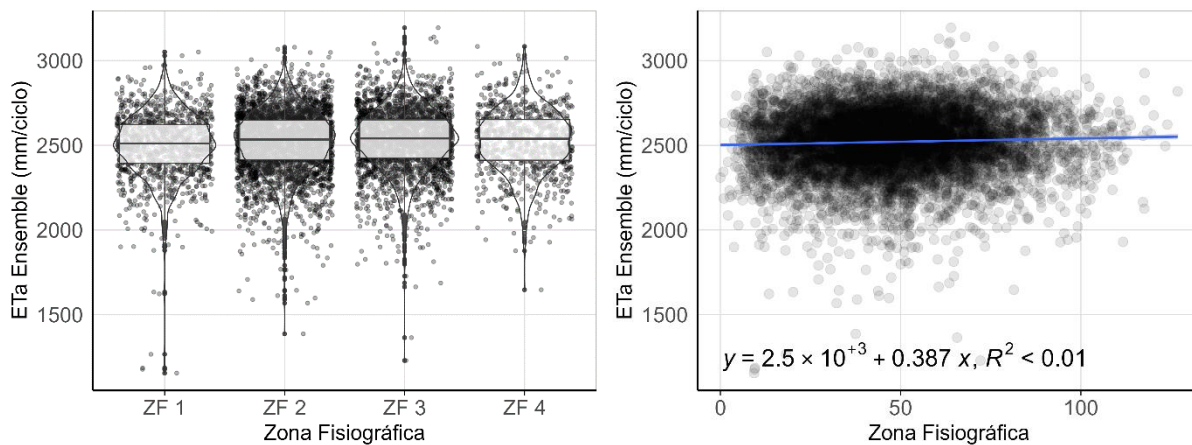
Na Figura 31, verificamos a distribuição de observações da ETa acumulada das parcelas de 4 anos de idade em função do Material Genético e sua regressão linear.

Figura 31. Distribuição boxplot e regressão linear de ETa em função de Material Genético em parcelas de 4 anos.



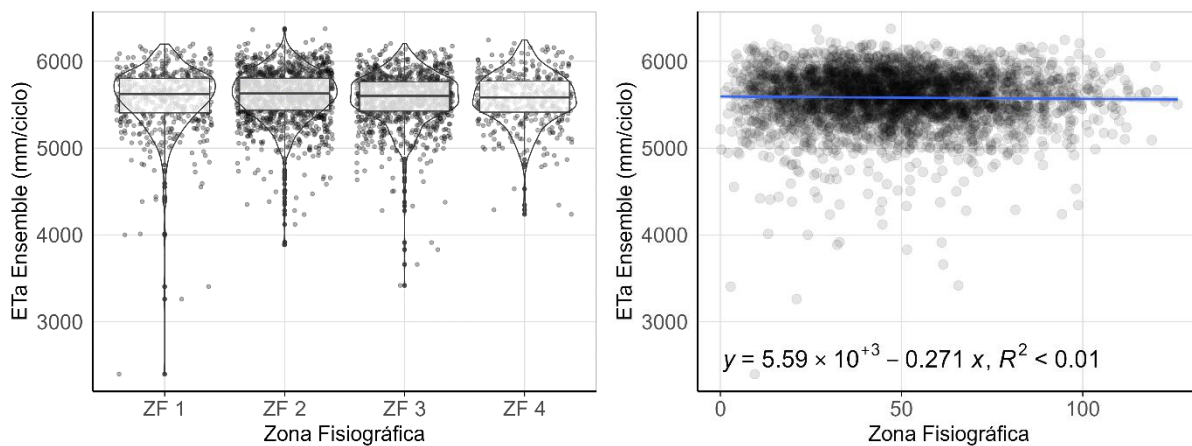
Na Figura 32, verificamos a distribuição de observações da ETa acumulada das parcelas de 2 anos de idade em função da Zona Fisiográfica e sua regressão linear.

Figura 32. Distribuição boxplot e regressão linear de ETa em função da Zona Fisiográfica em parcelas de 2 anos.



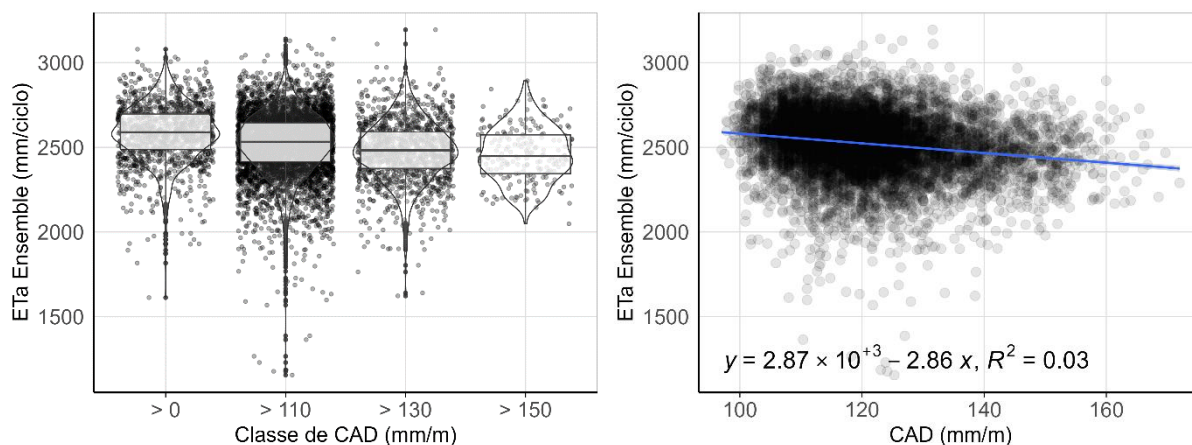
Na Figura 33 verificamos a distribuição de observações da ETa acumulada das parcelas de 4 anos de idade em função da Zona Fisiográfica e sua regressão linear.

Figura 33. Distribuição boxplot e regressão linear de ETa em função da Zona Fisiográfica em parcelas de 4 anos.



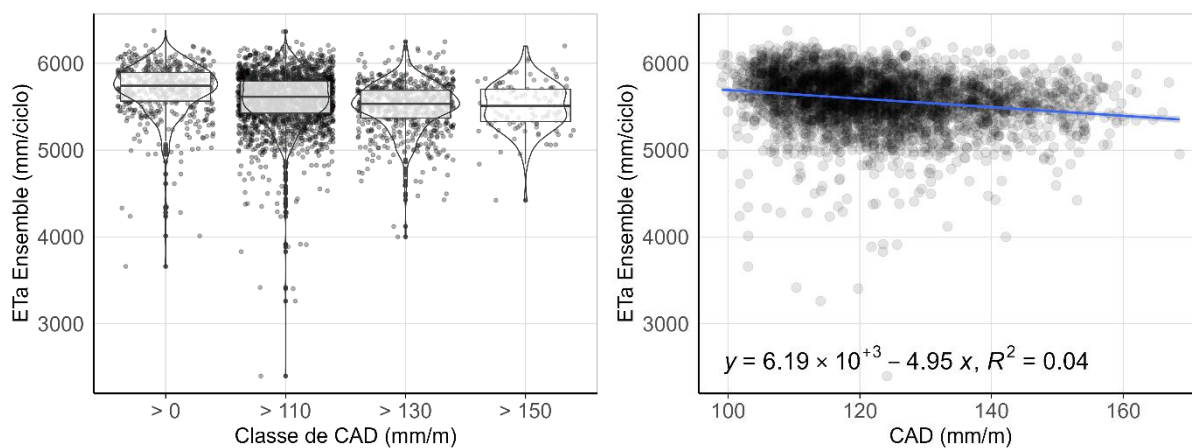
Na Figura 34, verificamos a distribuição de observações da ETa acumulada das parcelas de 2 anos de idade em função da CAD e sua regressão linear.

Figura 34. Distribuição boxplot e regressão linear de ETa em função da CAD em parcelas de 2 anos.



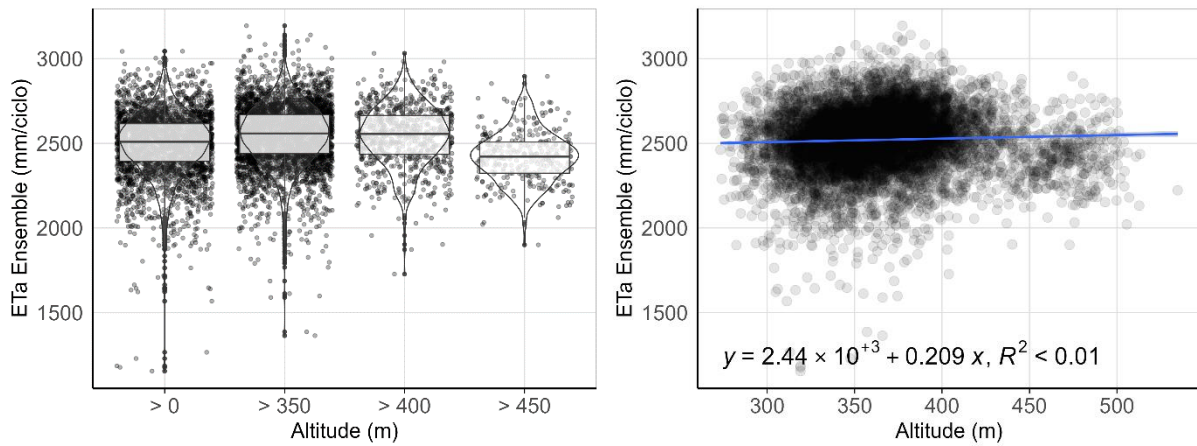
Na Figura 35, verificamos a distribuição de observações da ETa acumulada das parcelas de 4 anos de idade em função da CAD e sua regressão linear.

Figura 35. Distribuição boxplot e regressão linear de ETa em função da CAD em parcelas de 4 anos.



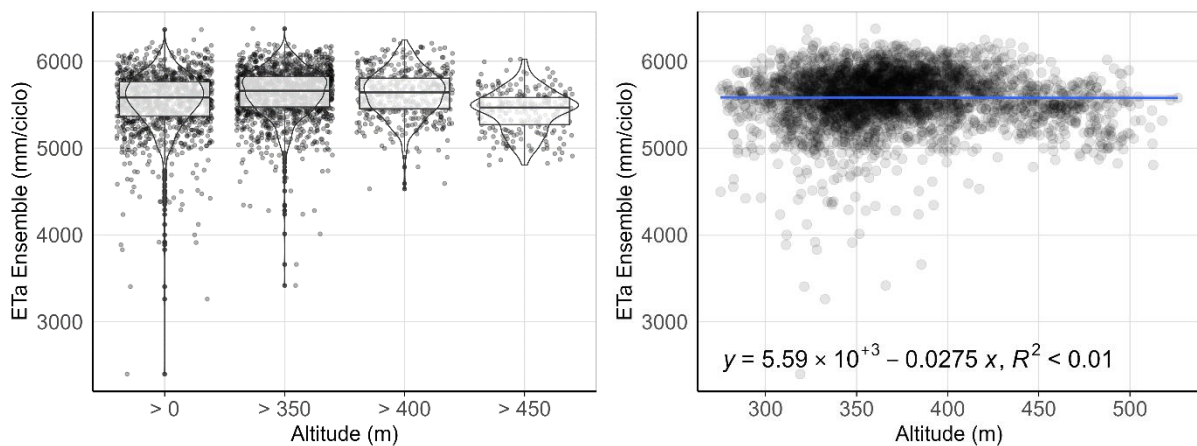
Na Figura 36, verificamos a distribuição de observações da ETa acumulada das parcelas de 2 anos de idade em função da Altitude e sua regressão linear.

Figura 36. Distribuição boxplot e regressão linear de ETa em função da Altitude em parcelas de 2 anos.



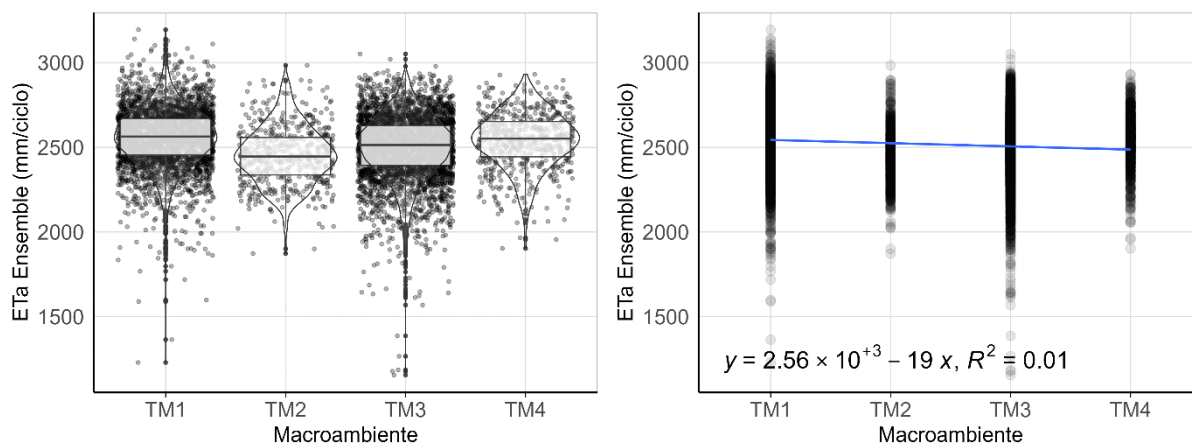
Na Figura 37, verificamos a distribuição de observações da ETa acumulada das parcelas de 4 anos de idade em função da Altitude e sua regressão linear.

Figura 37. Distribuição boxplot e regressão linear de ETa em função da Altitude em parcelas de 4 anos.



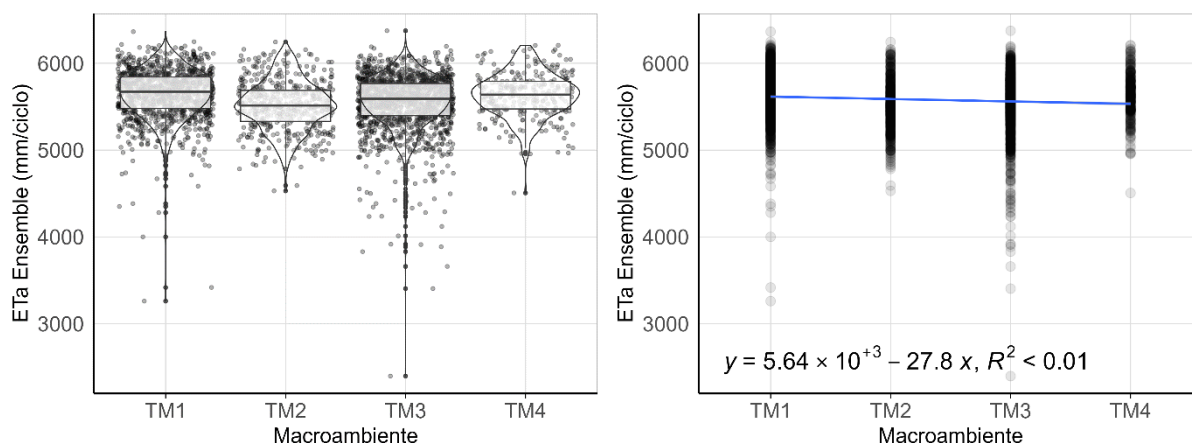
Na Figura 38, verificamos a distribuição de observações da ETa acumulada das parcelas de 2 anos de idade em função do Macroambiente e sua regressão linear.

Figura 38. Distribuição boxplot e regressão linear de ETa em função do Macroambiente em parcelas de 2 anos.



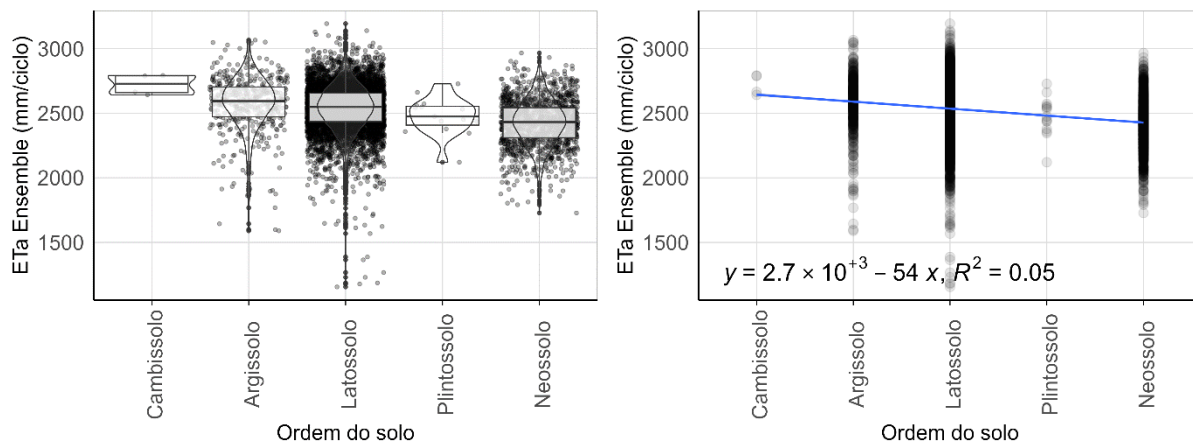
Na Figura 39, verificamos a distribuição de observações da ETa acumulada das parcelas de 4 anos de idade em função do Macroambiente e sua regressão linear.

Figura 39. Distribuição boxplot e regressão linear de ETa em função do Macroambiente em parcelas de 4 anos.



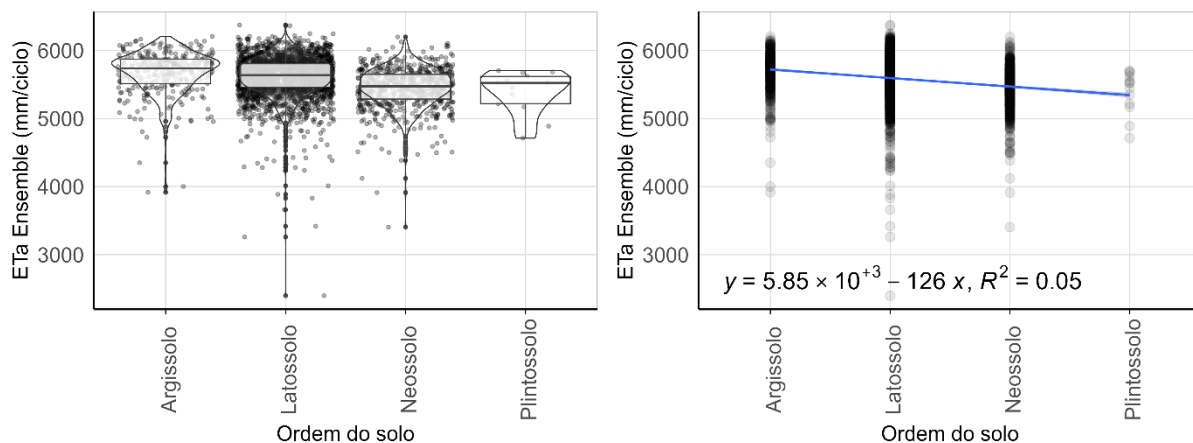
Na Figura 40, verificamos a distribuição de observações da ETa acumulada das parcelas de 2 anos de idade em função da Ordem e sua regressão linear.

Figura 40. Distribuição boxplot e regressão linear de ETa em função da Ordem em parcelas de 2 anos.



Na Figura 41, verificamos a distribuição de observações da ETa acumulada das parcelas de 4 anos de idade em função da Ordem e sua regressão linear.

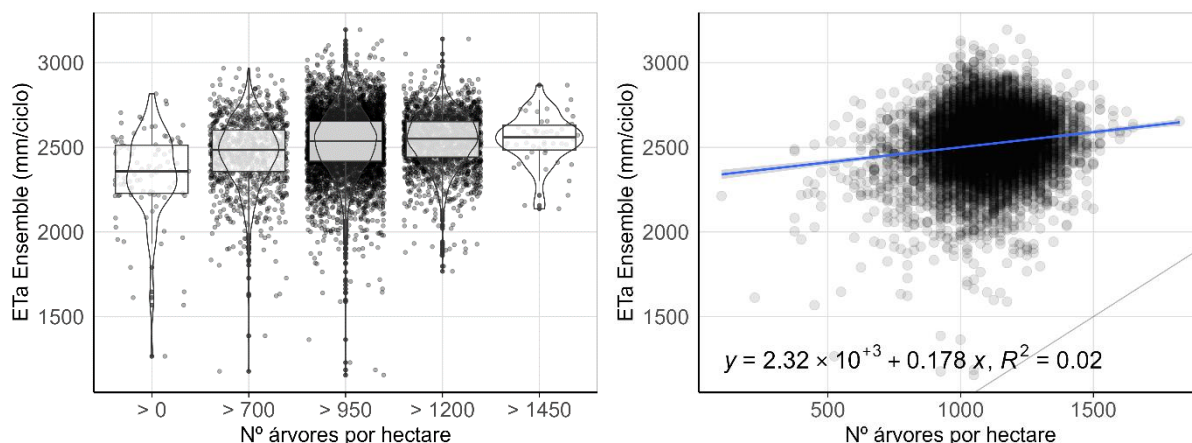
Figura 41. Distribuição boxplot e regressão linear de ETa em função da Ordem em parcelas de 4 anos.



Para ambas as idades, parece haver algum tipo de correlação entre a ETa e a Ordem do solo.

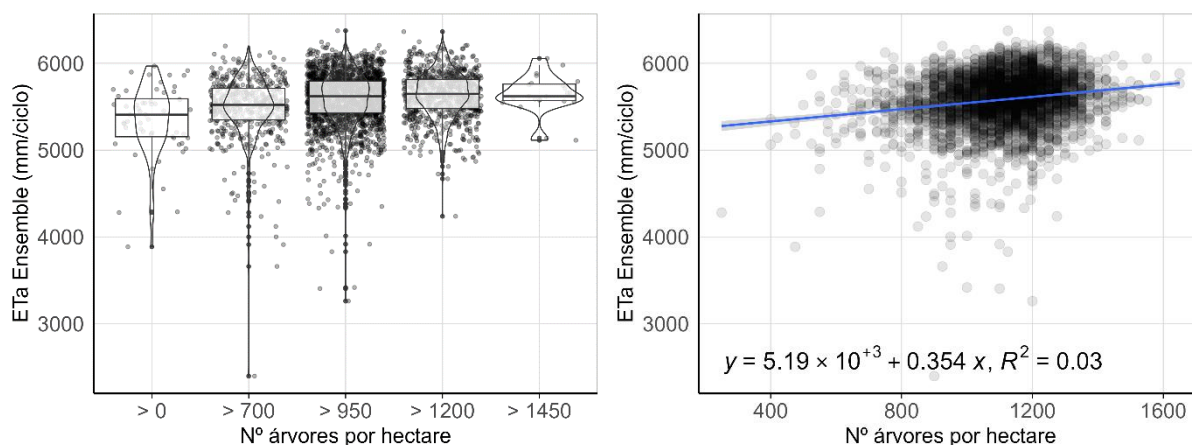
Na Figura 42, verificamos a distribuição de observações da ETa acumulada das parcelas de 2 anos de idade em função do Adensamento e sua regressão linear.

Figura 42. Distribuição boxplot e regressão linear de ETa em função do Adensamento em parcelas de 2 anos.



Na Figura 43, verificamos a distribuição de observações da ETa acumulada das parcelas de 4 anos de idade em função do Adensamento e sua regressão linear.

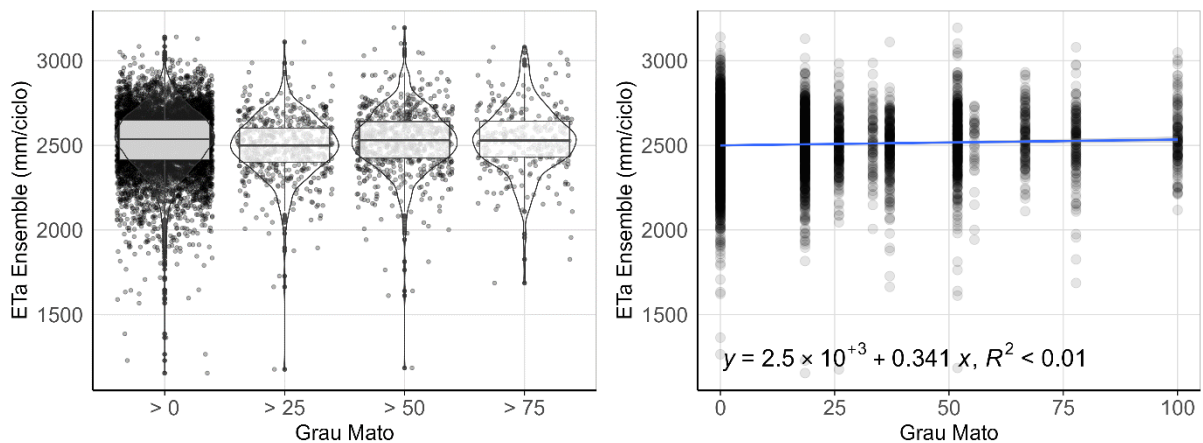
Figura 43. Distribuição boxplot e regressão linear de ETa em função do Adensamento em parcelas de 4 anos.



Para ambas as idades, parece haver algum tipo de correlação entre a ETa e o adensamento de plantio.

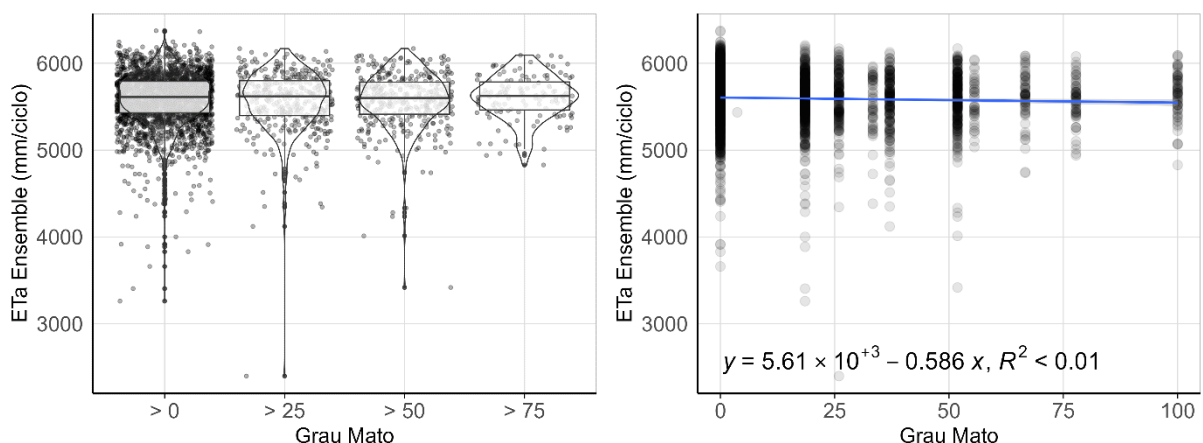
Na Figura 44, verificamos a distribuição de observações da ETa acumulada das parcelas de 2 anos de idade em função do Grau Mato e sua regressão linear.

Figura 44. Distribuição boxplot e regressão linear de ETa em função do Grau Mato em parcelas de 2 anos.



Na Figura 45, verificamos a distribuição de observações da ETa acumulada das parcelas de 4 anos de idade em função do Grau Mato e sua regressão linear.

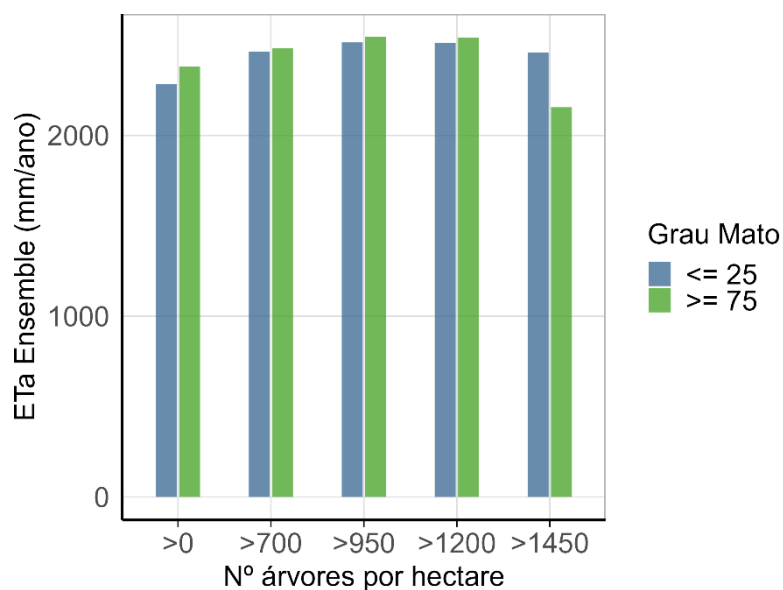
Figura 45. Distribuição boxplot e regressão linear de ETa em função do Grau Mato em parcelas de 4 anos.



Devido a hipótese de que o Grau Mato em combinação com o Adensamento de plantio pode afetar a resposta espectral dos sensores orbitais devido à resposta observada para cada metro quadrado de superfície, foram realizadas algumas análises para investigar este comportamento. As análises foram realizadas apenas em parcelas com 2 anos de idade, período em que o Grau mato pode ser mais impactante na resposta espectral.

Na Figura 46, verificamos o comportamento médio da ETa acumulada de acordo com o Adensamento de plantio e o nível de Grau mato em suas extremidades, sendo ele baixo (≤ 25) ou alto (≥ 75).

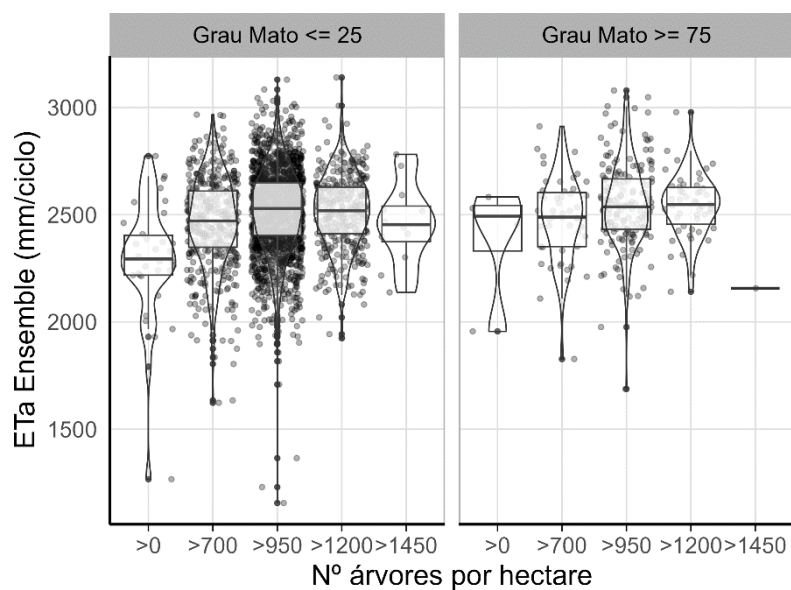
Figura 46. ETa média para diferentes níveis de Adensamento em diferentes situações de Grau mato



De forma geral, sempre que o Grau mato é baixo existe uma pequena redução na resposta de ETa, porém o comportamento não parece ser muito expressivo.

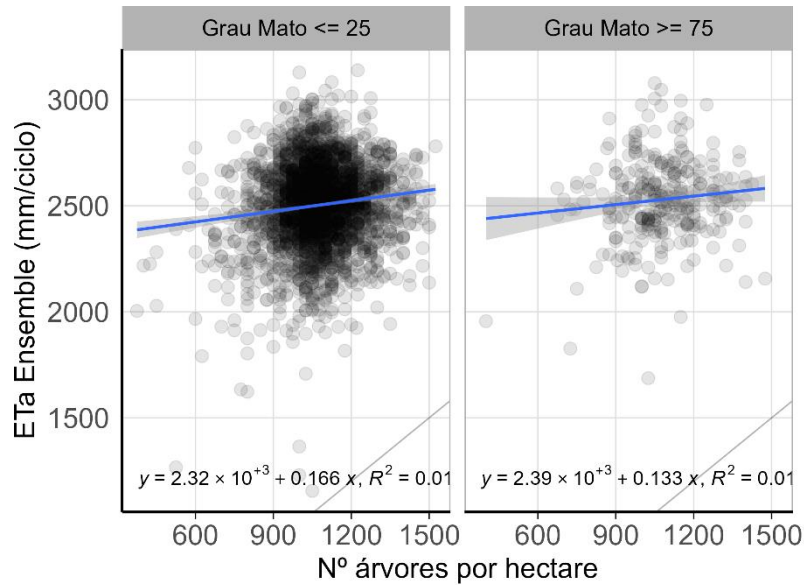
Na Figura 47, podemos verificar a distribuição de observações da ETa acumulada de acordo com a intensidade do Grau Mato.

Figura 47. Distribuição boxplot da ETa para diferentes intensidades de Grau mato.



Na Figura 48, podemos verificar a regressão das observações da ETa acumulada de acordo com a intensidade do Grau Mato.

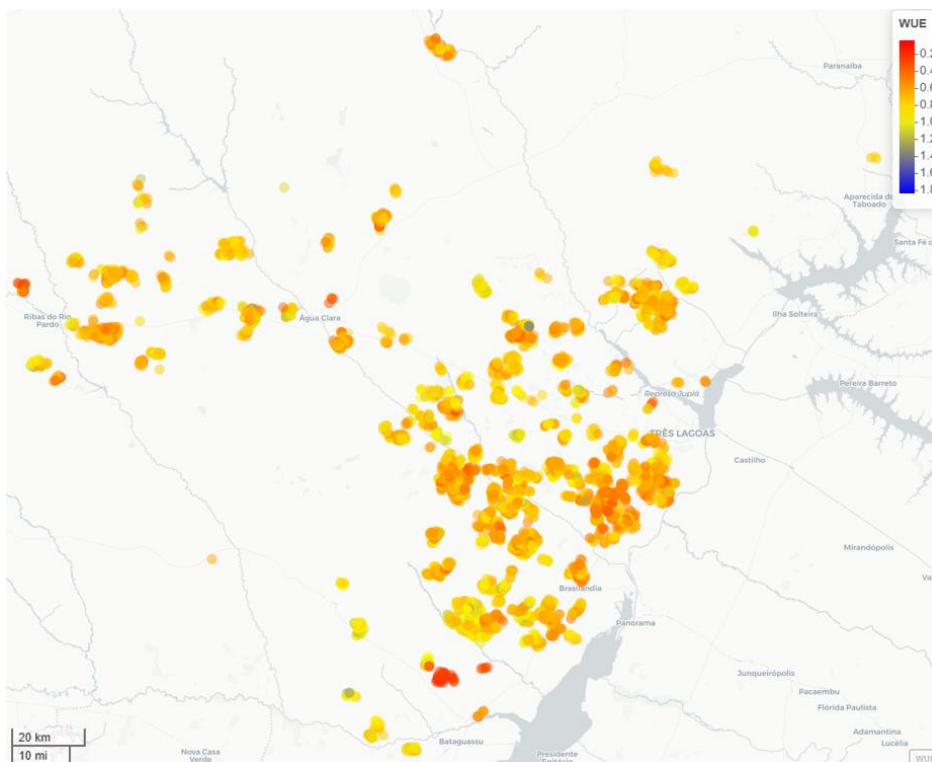
Figura 48. Regressão da ETa para diferentes intensidades de Grau mato.



4.5 Avaliação da responsividade da eficiência do uso da água

Na Figura 49, temos a representação da WUE no ano de 2022 por parcela na região de estudo.

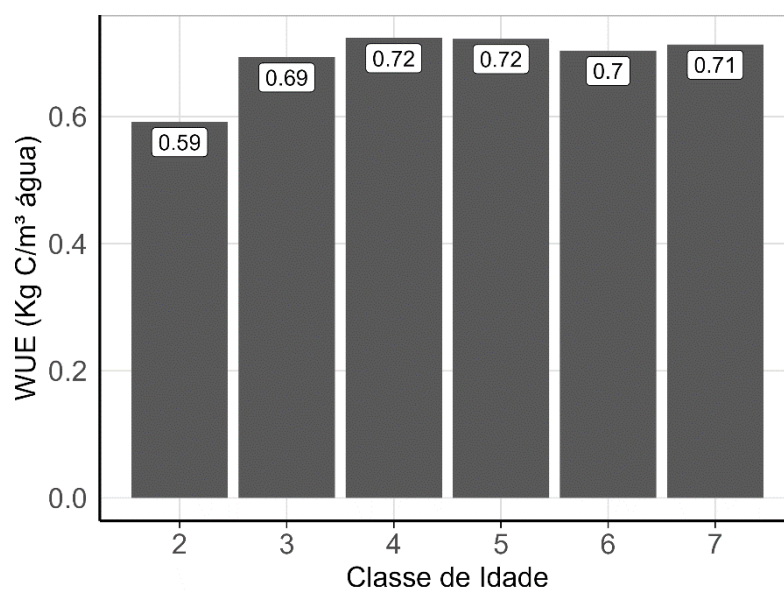
Figura 49. WUE em 2022 por parcela.



4.5.1 Correlação entre WUE e idade

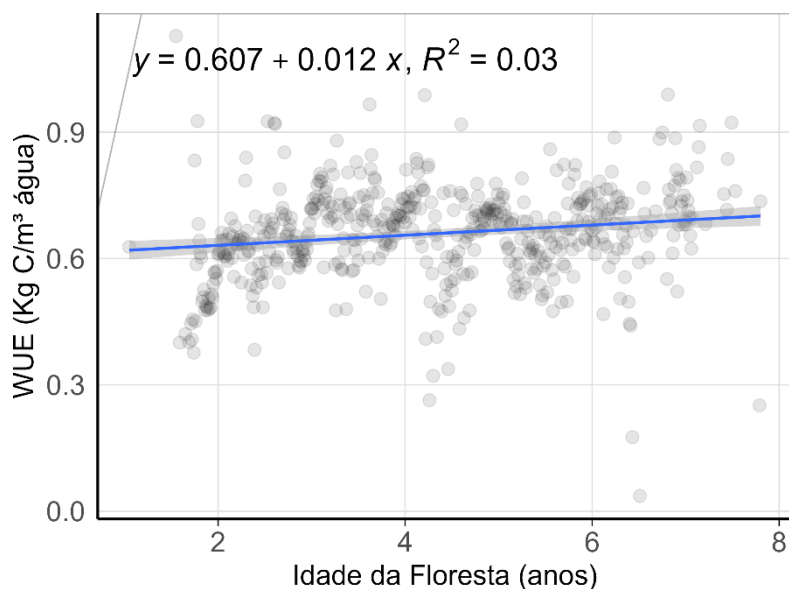
Na Figura 50, temos a representação da WUE por parcela para cada classe de idade da floresta.

Figura 50. WUE média por classe de idade.



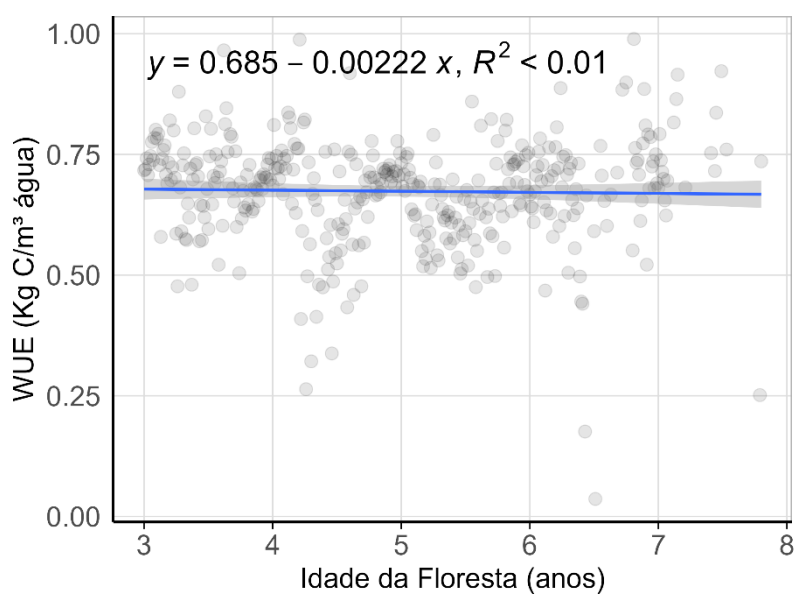
Na Figura 51, observamos a regressão linear entre a WUE e a idade da parcela, conforme evidenciada pela Figura 20, sem força de correlação.

Figura 51. Regressão linear entre WUE e idade.



A fim de garantir a imparcialidade das análises, na Figura 52, podemos observar a regressão linear entre a WUE e a idade da parcela apenas com idades iguais ou superiores a 3 anos.

Figura 52. Regressão linear entre WUE e idade acima de 3 anos.

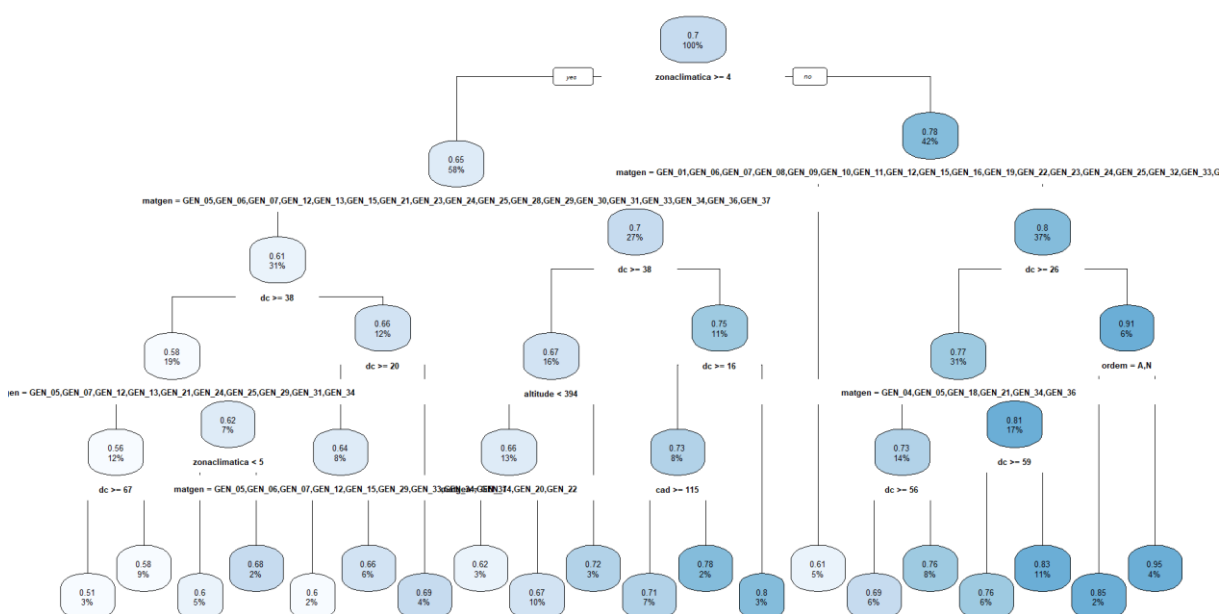


A escolha de remoção de parcelas com idade menor do que 3 anos garantiu uma ausência de correlação com a remoção da inclinação da reta no ajuste. Totalizando um universo amostral de 19.723 parcelas para as análises de WUE subsequentes.

4.5.2 Análise da WUE pela árvore de decisão e regressão

Na Figura 53, podemos observar o resultado da árvore de decisão para as parcelas acima de 3 anos de idade, tendo como principais pontos de divisão: Zona Climática com 2 aparições (2), CAD (1), DC (8), Altitude (1), Ordem (1) e Material Genético (6), indicando que estas podem ser as variáveis que mais afetam a WUE.

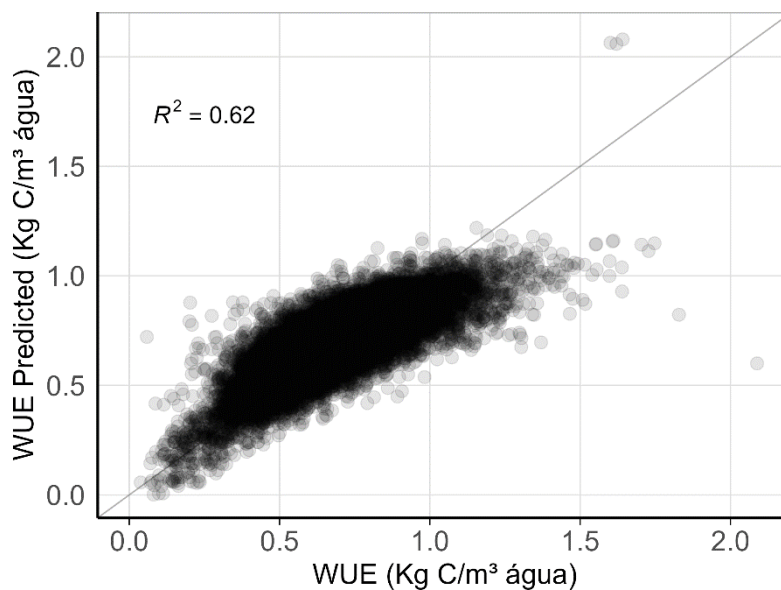
Figura 53. Árvore de decisão para WUE.



Por se tratar de uma árvore com até 5 níveis de divisão, a seleção de 6 variáveis chaves com bastante repetição entre elas, até 8 repetições, na árvore de decisão indica que pode haver alta chance de correlação positiva.

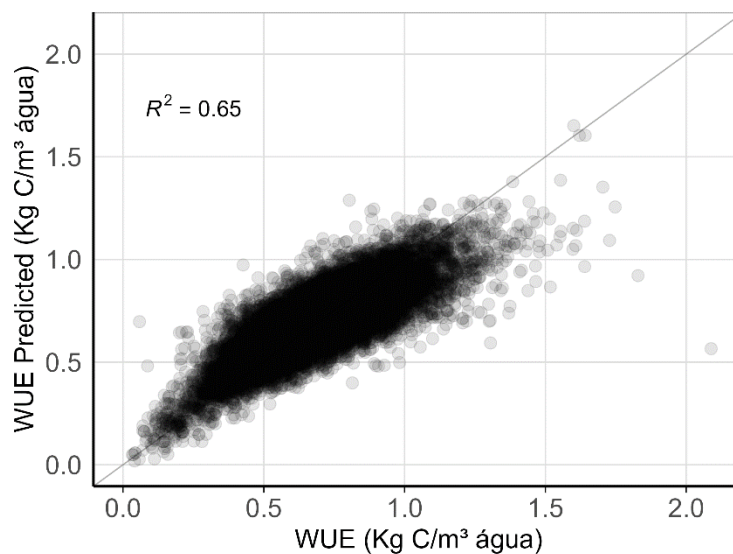
Na Figura 54, podemos ver o ajuste da regressão linear para a WUE.

Figura 54. Regressão linear de WUE.



Na Figura 55, podemos ver o ajuste da regressão polinomial de 2º grau para a WUE.

Figura 55. Regressão polinomial de WUE.



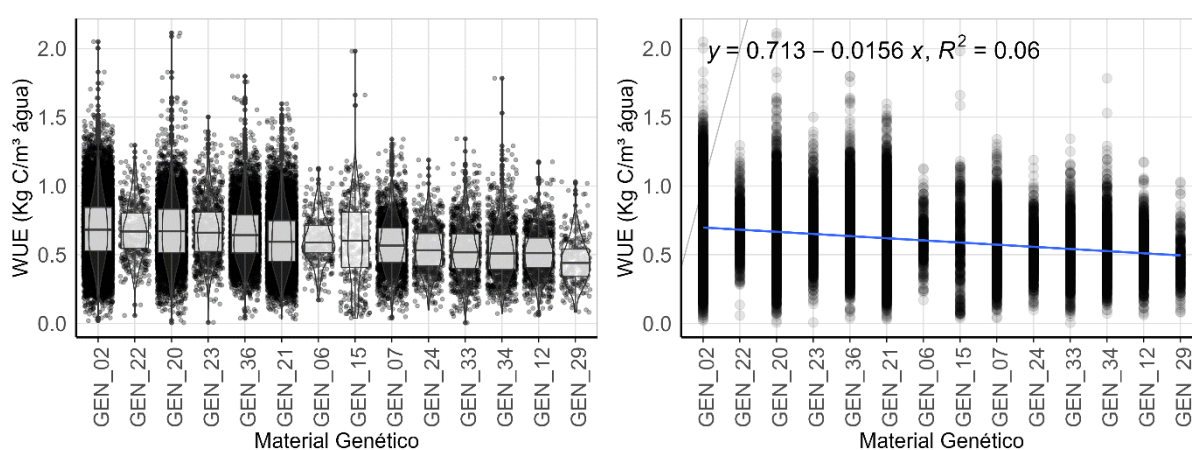
Foi observado que além da melhora do ajuste para a regressão polinomial foi atingido um resultado satisfatório para o ajuste e o coeficiente de determinação acima de 0.6, comprovando a hipótese de uma correlação positiva evidenciada pelo método de árvore de decisão.

4.5.3 Correlação da WUE com variáveis independentes

De acordo com as evidências encontradas nos métodos estatísticos de árvore de decisão e regressão linear e polinomial, foram testadas como variáveis independentes: Material Genético, Zona Fisiográfica, CAD, Altitude, Macroambiente, Ordem, Textura, Zona Climática, Adensamento e Grau Mato.

Na Figura 56, verificamos a distribuição de observações da WUE em função do Material Genético e sua regressão linear.

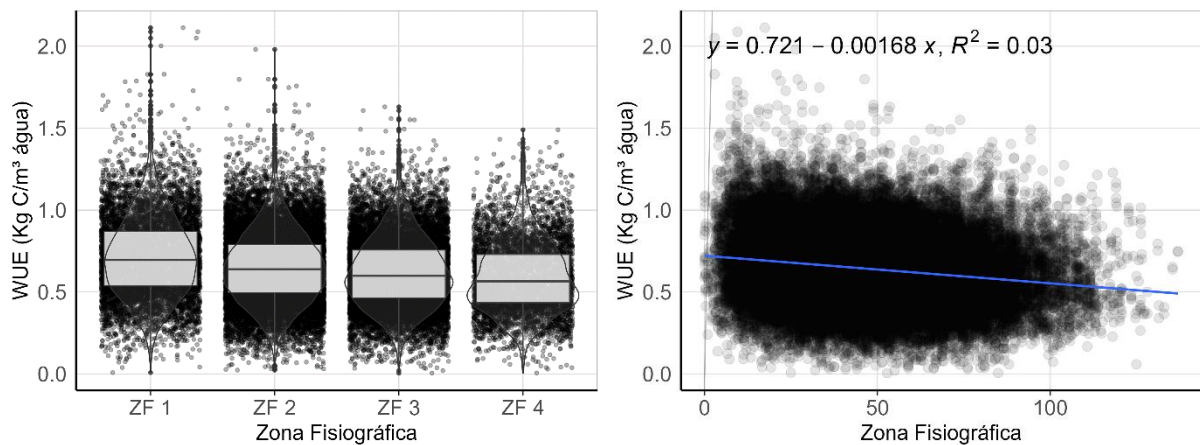
Figura 56. Distribuição boxplot e regressão linear da WUE em função do Material Genético.



Parece haver algum tipo de correlação entre a Eficiência do Uso da Água (WUE) e o Material Genético.

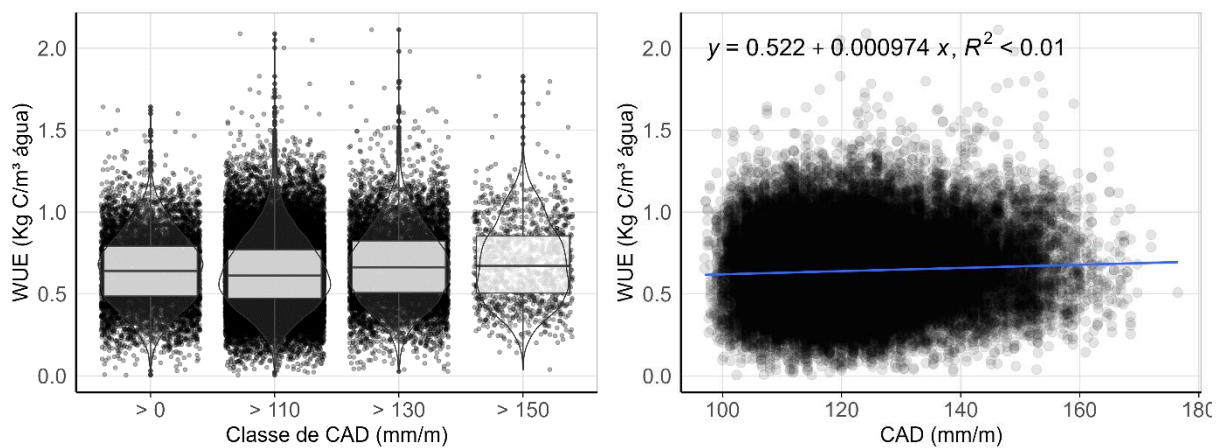
Na Figura 57, verificamos a distribuição de observações da WUE em função da Zona Fisiográfica e sua regressão linear.

Figura 57. Distribuição boxplot e regressão linear da WUE em função da Zona Fisiográfica.



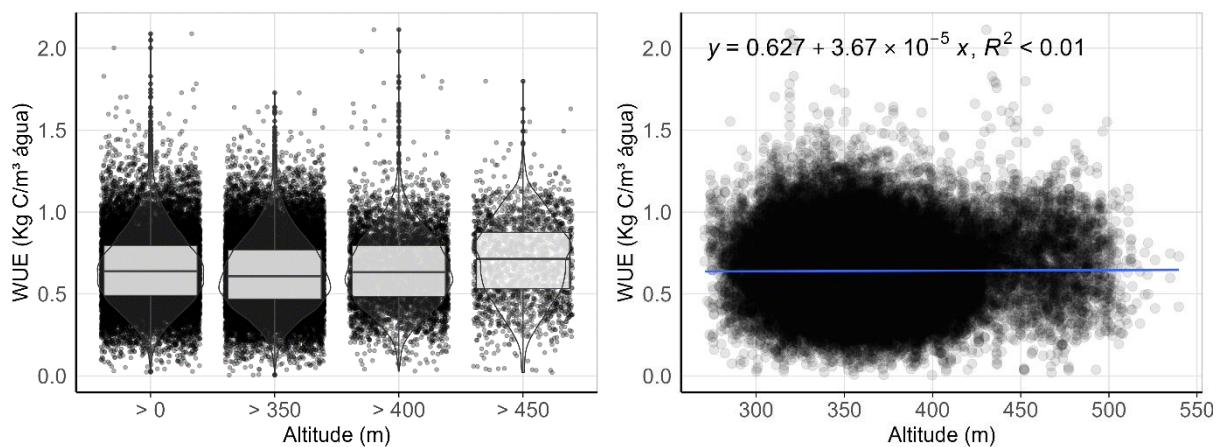
Na Figura 58, verificamos a distribuição de observações da WUE em função da CAD e sua regressão linear.

Figura 58. Distribuição boxplot e regressão linear da WUE em função da CAD.



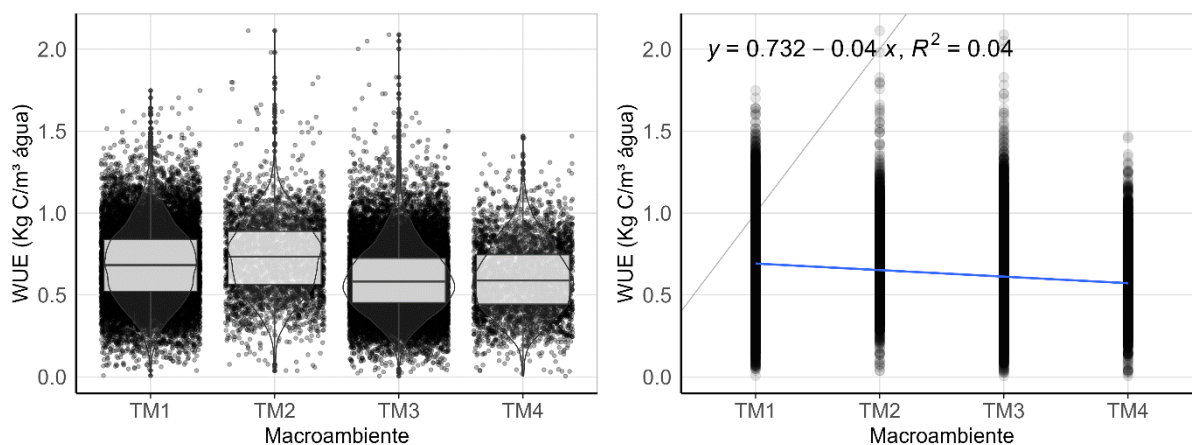
Na Figura 59, observamos a distribuição de observações da WUE em função da Altitude e sua regressão linear.

Figura 59. Distribuição boxplot e regressão linear da WUE em função da Altitude.



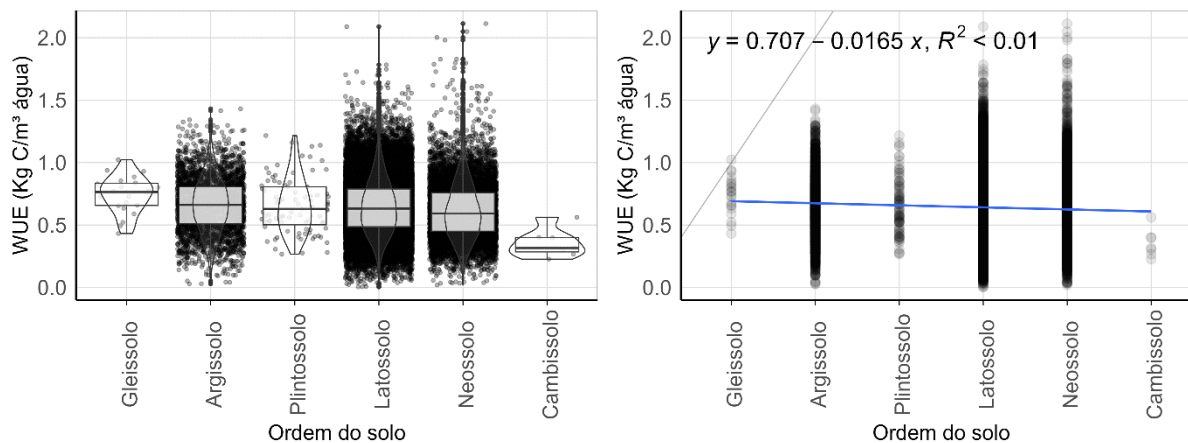
Na Figura 60, verificamos a distribuição de observações da WUE em função do Macroambiente e sua regressão linear.

Figura 60. Distribuição boxplot e regressão linear da WUE em função do Macroambiente.



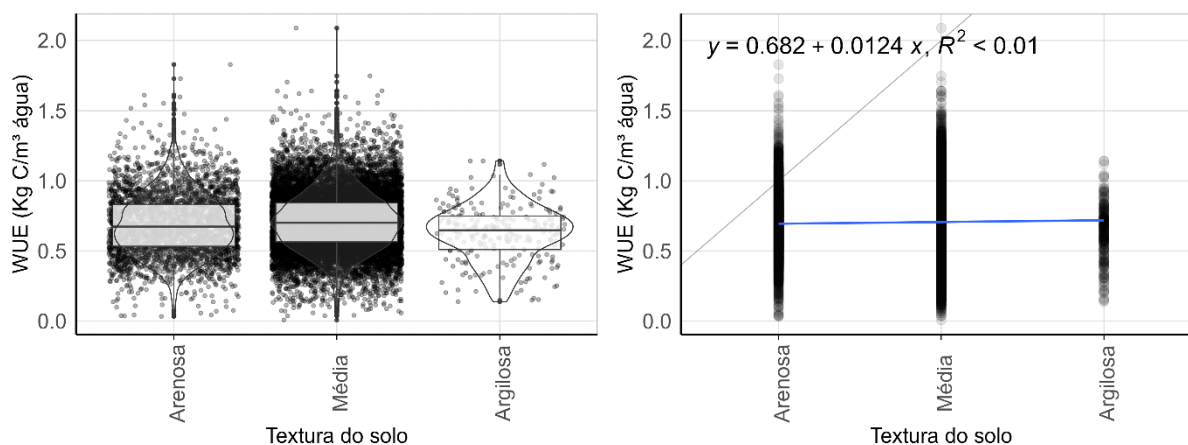
Na Figura 61, verificamos a distribuição de observações da WUE em função da Ordem do solo e sua regressão linear.

Figura 61. Distribuição boxplot e regressão linear da WUE em função da Ordem do solo.



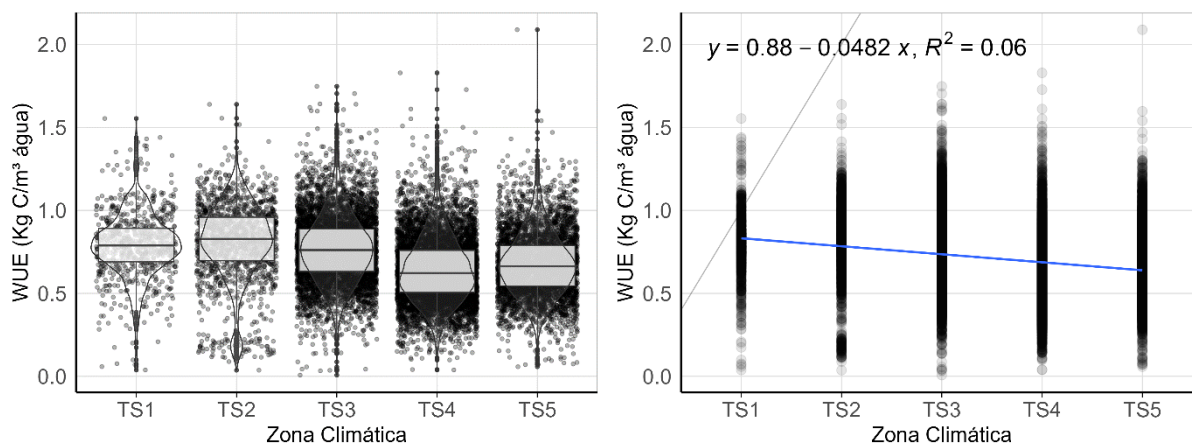
Na Figura 62, verificamos a distribuição de observações da WUE em função da Textura do solo e sua regressão linear.

Figura 62. Distribuição boxplot e regressão linear da WUE em função da Textura do solo.



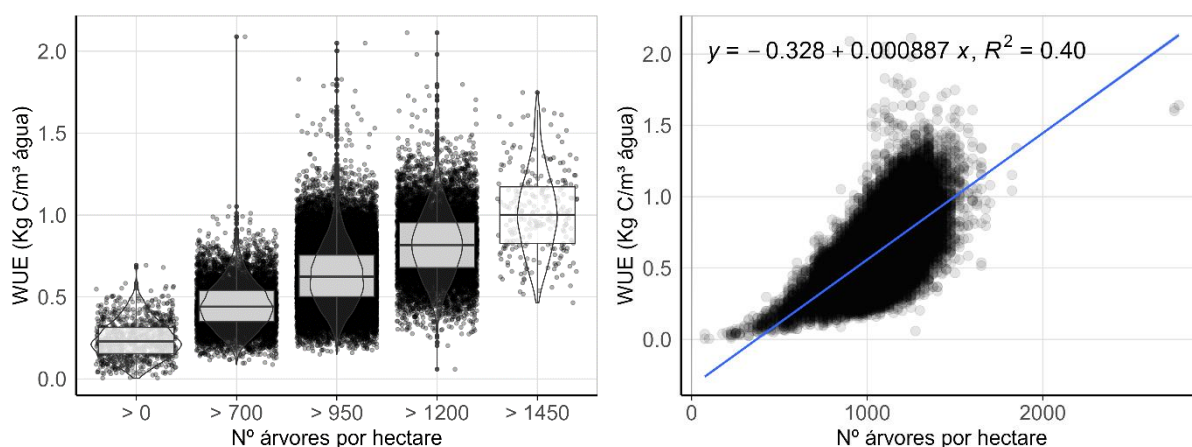
Na Figura 63, verificamos a distribuição de observações da WUE em função da Zona Climática e sua regressão linear.

Figura 63. Distribuição boxplot e regressão linear da WUE em função da Zona Climática.



Na Figura 64, verificamos a distribuição de observações da WUE em função do Adensamento e sua regressão linear.

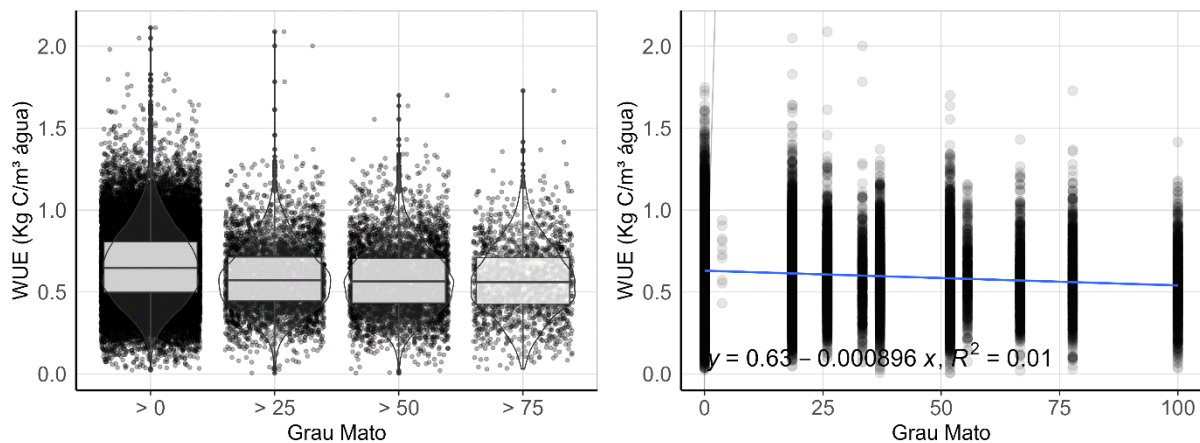
Figura 64. Distribuição boxplot e regressão linear da WUE em função do Adensamento.



Parece haver algum tipo de correlação entre a WUE e o Adensamento de plantio.

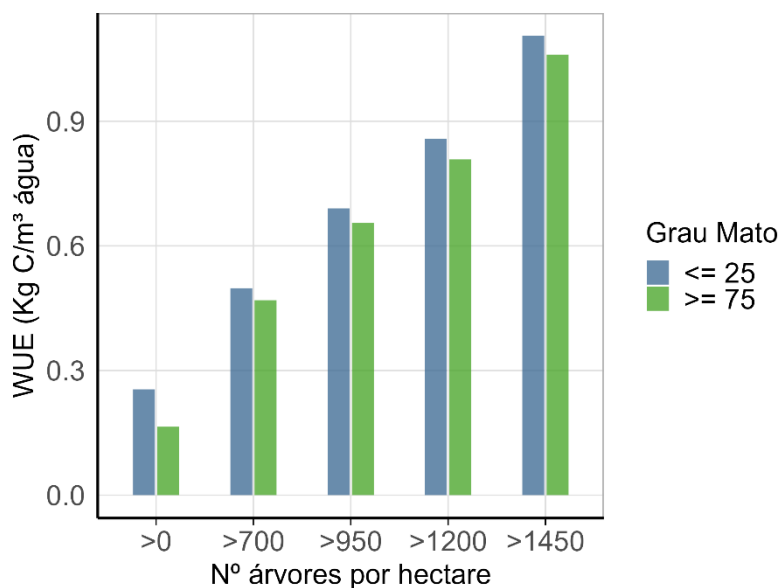
Na Figura 65, verificamos a distribuição de observações da WUE em função do Grau mato e sua regressão linear.

Figura 65. Distribuição boxplot e regressão linear da WUE em função do Grau mato.



Na Figura 66, observamos o comportamento médio da WUE de acordo com o Adensamento de plantio e o nível de Grau mato em suas extremidades, sendo ele baixo (≤ 25) ou alto (≥ 75).

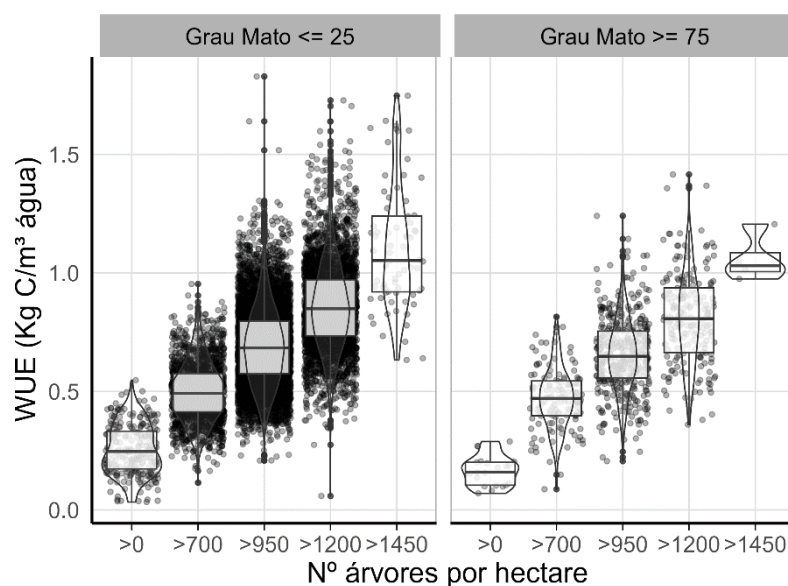
Figura 66. WUE média para diferentes níveis de Adensamento em diferentes situações de Grau mato



De forma geral, a WUE é maior quando a presença de mato é baixa, fenômeno que parece ser intensificado com a redução do adensamento de plantio.

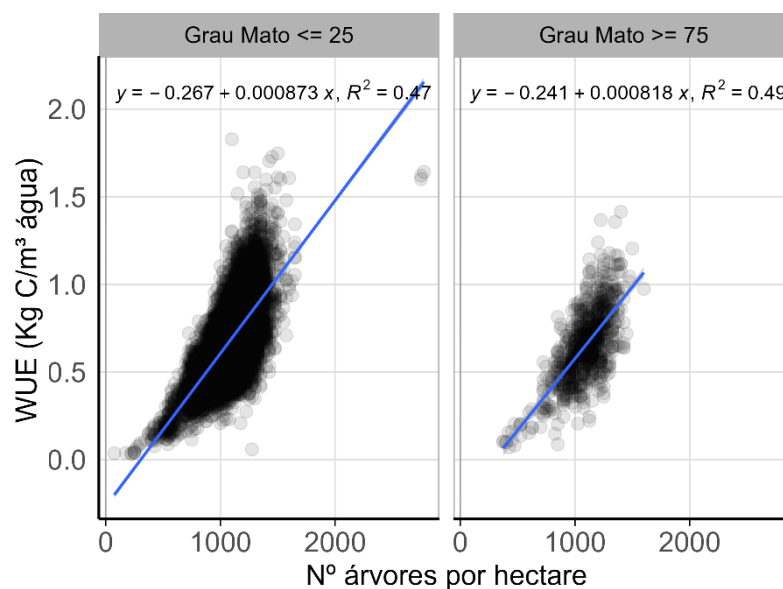
Na Figura 67, podemos verificar a distribuição de observações da WUE de acordo com a intensidade do Grau Mato.

Figura 67. Distribuição boxplot da WUE para diferentes intensidades de Grau mato.



Na Figura 68, podemos verificar a regressão das observações da WUE de acordo com a intensidade do Grau Mato.

Figura 68. Regressão da WUE para diferentes intensidades de Grau mato.

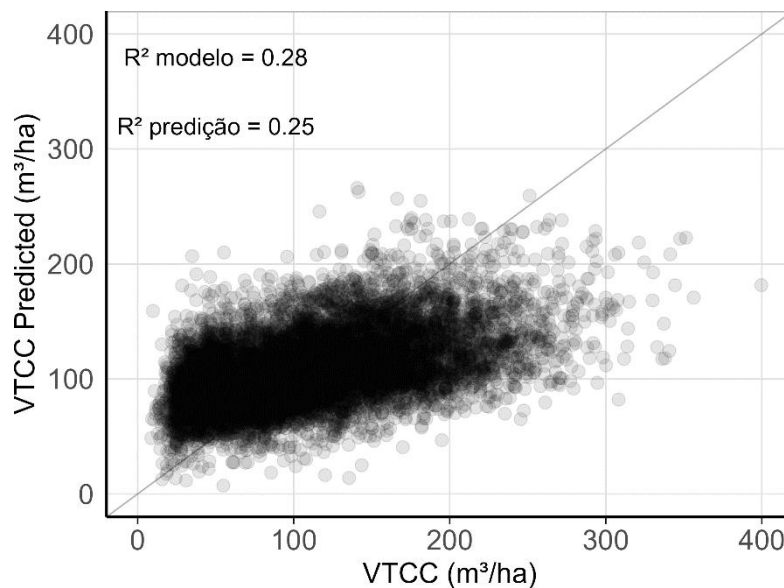


O efeito da variável de grau mato intensificou de forma positiva a correlação entre a WUE e o Adensamento de plantio, seja com alto ou baixo grau mato.

4.6 Predição do volume de madeira

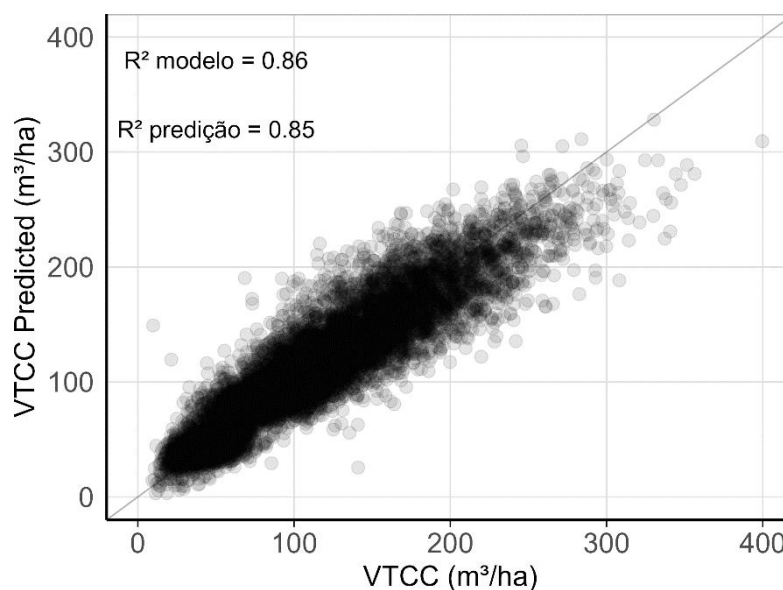
Na Figura 69, observamos o resultado da base de testes para predição de VTCC em função das variáveis de ambiente e de manejo, sem a inclusão de ETa ou idade, apresentando um coeficiente de determinação do modelo ajustado de 0,28 e um coeficiente de determinação para os resultados preditos de 0,25.

Figura 69. Predição de VTCC sem ETa e idade.



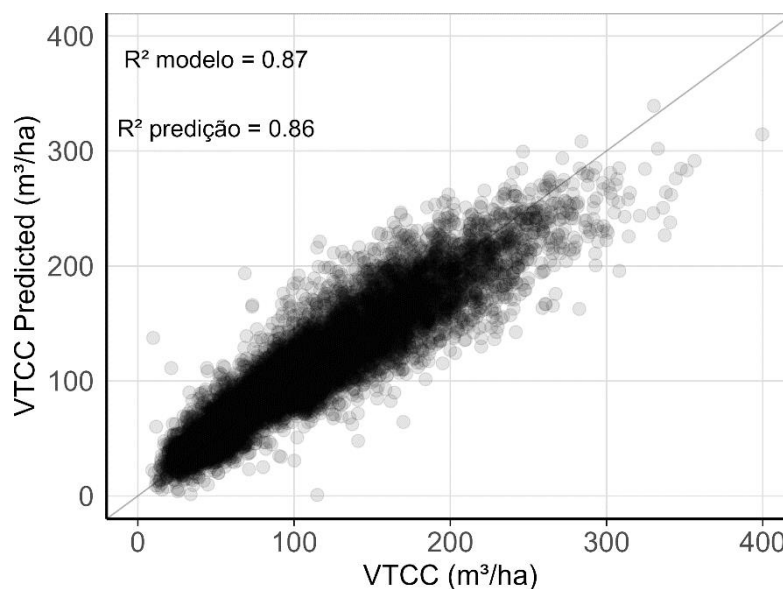
Na Figura 70, observamos o resultado da base de testes para predição de VTCC em função das variáveis de ambiente e de manejo, com a inclusão de idade, apresentando um coeficiente de determinação do modelo ajustado de 0,86 e um coeficiente de determinação para os resultados preditos de 0,85.

Figura 70. Predição de VTCC com idade.

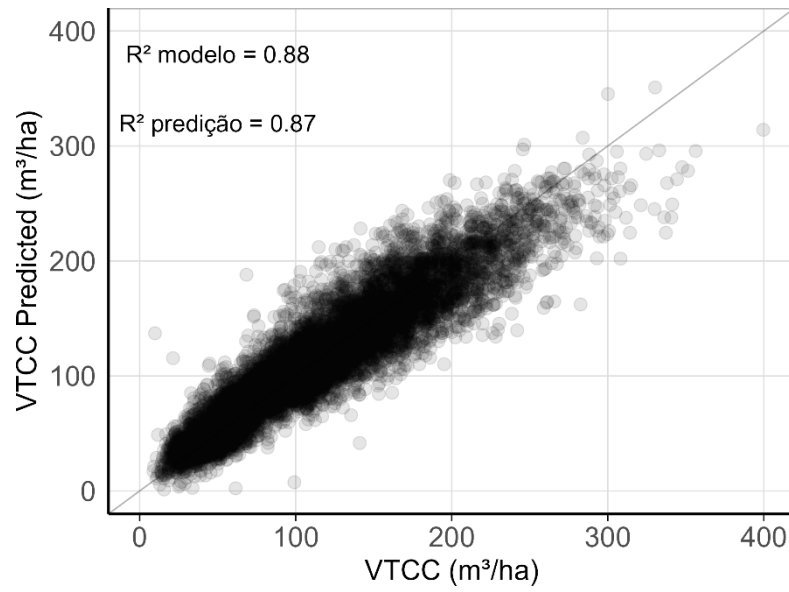


Na Figura 71, observamos o resultado da base de testes para predição de VTCC em função das variáveis de ambiente e de manejo, com a inclusão de ETa, apresentando um coeficiente de determinação do modelo ajustado de 0,87 e um coeficiente de determinação para os resultados preditos de 0,86.

Figura 71. Predição de VTCC com ETa.



Na Figura 72, observamos o resultado da base de testes para predição de VTCC em função das variáveis de ambiente e de manejo, com a inclusão de ETa e idade, apresentando um coeficiente de determinação do modelo ajustado de 0,88 e um coeficiente de determinação para os resultados preditos de 0,87.

Figura 72. Predição de VTCC com ETa.

5 DISCUSSÃO

5.1 Evapotranspiração

Os dados brutos de evapotranspiração sempre apresentam alguma inconsistência com a realidade, como observado na Figura 7, com valores superiores a 10 mm/dia, transpirando mais do que a quantidade de energia que chega na terra, ou muito próximos a zero. Isto nos sugeriu a necessidade de tratamento dos dados brutos, e uma vez que os dados de evapotranspiração seguem uma distribuição com tendência normal, como observado na Figura 8, foi possível confirmar a eficácia do método de IQR para remoção destes outliers, pois após sua aplicação foram obtidas para todas as evapotranspirações valores condizentes com o esperado.

Com os dados de ET normalizados, pudemos constatar através do teste de comparação de médias de Studente que assim como o modelo Modis já utilizado mundialmente para obter dados da terra, a plataforma Ensemble teve resultado similar com a torre de fluxo, que se trata do nosso referencial de ETa, sendo um indicativo positivo para o uso do modelo, como evidenciado na Figura 10.

Somado a isto, na análise de regressão linear entre a ETa diária do Ensemble com a da torre de fluxo, obtivemos um ajuste dentro do esperado de 0,53 (Figura 13) de acordo com os pressupostos definidos por Laipelt et al. (2021), que devem apresentar resultados acima de 0,4 para todo o Brasil. Contudo, a inclinação da reta do ajuste nos sugere que existe algum espaço para melhorar a estimativa na escala diária, pois podemos ver que o modelo faz uma leve superestimativa de valores baixos e uma leve subestimativa de valores altos.

Os efeitos observados na escala diária acabam se cancelando quando acumulamos os resultados de ETa nas escalas mensais ou anuais (Figuras 14 e 15), conforme esperado ao realizarmos agrupamento de observações em uma escala maior, mas o benefício desta técnica se mostrou muito eficiente, elevando o coeficiente de determinação para valores em torno de 0,8 e aproximando o coeficiente angular de 1. Estes resultados nos sugerem que trabalhar com a ETa de forma acumulada, nos traz maior acurácia nas análises, sendo o motivo de utilizarmos nas outras análises deste trabalho os valores de ETa acumulados.

5.2 Sensibilidade a colheita

Estas análises tiveram o intuito de validar a responsividade da ETa a presença de floresta, e os resultados nos mostram que a responsividade existe e não depende de sazonalidade, pois a captura do momento do corte da floresta acontece na escala diária, onde o corte resulta em uma abrupta queda no valor de ETa diária durante todo o ano, como evidenciado na Figura 18. Esses resultados estão alinhados com os estudos de Hubbard et al. (2010), que evidenciaram uma queda abrupta na ETa após o corte e a recuperação gradual no momento do replantio.

A partir do momento do plantio podemos observar uma gradual e relativamente rápida ascensão dos valores de ETa, atingindo seu patamar máximo em um período de aproximadamente 1 ano, o que corrobora com o comportamento da floresta de eucalipto, que entre 8 e 12 meses de idade, a depender do material genético e as condições do ambiente, fecham todo o espaço livre da copa, representando para sensores orbitais um comportamento similar ao de uma floresta já adulta, pois toda a superfície do terreno fica coberta por copas. Este comportamento mostra que a plataforma Ensemble tem uma alta sensibilidade à presença da floresta, porém a floresta atinge o pico de uso da água de forma relativamente rápida (em até 1 ano) devido a forma de desenvolvimento do eucalipto.

Entre o período de colheita e plantio temos um espaço de tempo que é denominado de tempo ocioso da terra (TOT), durante este momento não existe floresta comercial, porém os resultados de ETa apontam algumas variações durante o período, podendo ser moderadas ou até altas como observadas no mês de agosto. Este comportamento, quando moderado, está, provavelmente, associado a plantas daninhas, endereçadas neste trabalho como grau mato, que crescem no solo exposto durante o TOT. Silva (2023) destaca que a mudança na cobertura vegetal influencia significativamente os fluxos de evapotranspiração, o que corrobora com as evidências sobre a variação da ETa após a colheita. E quando este comportamento pós-colheita apresenta altas variações é muito provável que o modelo está capturando a própria brotação do eucalipto, pois quando não controlada, começa a nascer uma nova floresta da brotação, em tempo até mais rápido do que o plantio propriamente dito, por já apresentarem seu sistema radicular desenvolvido. Neste caso, quem faz o papel do grau mato é o próprio eucalipto. Devido a estas observações de sensibilidade da

plataforma Ensemble, foram analisados neste trabalho qual é o impacto do grau mato nos dados de ETa.

5.3 Avaliação da responsividade da evapotranspiração real

Observamos na Figura 21 a alta correlação entre ETa e os valores contínuos de idade, isto nos mostra que para trabalhar com a ETa acumulada não podemos misturar grandes períodos de intervalo de idade. Somado a isto, temos a tendência dos inventários da Suzano serem realizados no aniversário das florestas (Figura 22), o que nos permitiu realizar as análises somente para parcelas que compartilham o mesmo mês de aniversário. Como este comportamento nos reduziu bastante o universo amostral de parcelas de inventário, foram selecionadas as classes de idade de 2 e 4 anos para representar florestas jovens e adultas nas análises de responsividade da ETa.

De acordo com Souza et al. (2016), a precisão na estimativa da evapotranspiração está intimamente ligada às variáveis ambientais consideradas, o que reforça a importância de avaliar esses fatores. A fim de entender qual é a responsividade das variáveis de ambiente e manejo sobre a ETa foram aplicadas estatísticas de árvore de decisão para ambas as classes de idade. Para a classe de idade de 2 anos, com mais de 8 mil parcelas, tivemos um bom número de divisões da árvore (Figura 24), porém com um alto nível de variáveis e baixa reincidência, evidenciando que as variáveis de maneira independente não devem ter uma boa responsividade a ETa. Já para a classe de idade de 4 anos, com menos de 4 mil parcelas, não apresentou um bom número de divisões da árvore (Figura 25), o que pode indicar uma falta de suficiência amostral.

Nas análises de regressões lineares e polinomiais para ambas as classes de idade, ficou evidenciado que o ajuste polinomial de 2º grau foi muito mais responsivo do que o linear (Figuras 28 e 29), aumentando o coeficiente de determinação em aproximadamente 10%. Contudo, de maneira geral o resultado do ajuste ainda foi muito baixo (R^2 menor que 0,3), evidenciando que a ETa não pode ser predita por variáveis de ambiente ou de manejo, o que corrobora com a necessidade de mensuração da ETa através de algum método direto ou indireto, como a plataforma Ensemble.

Para realizar as análises das variáveis independentes, foram utilizados os resultados das árvores de decisões e das regressões para selecionar quais variáveis poderiam ser responsivas. Embora diversas variáveis terem sido de alguma valia para as estatísticas mencionadas, apenas quatro delas apresentaram algum tipo de responsividade a ETa para ambas as classes de idade, sendo elas: Material Genético, CAD, Ordem do solo e Adensamento de plantio, sendo que pode haver algum tipo de codependência entre a CAD e a Ordem do solo, necessitando maiores testes no futuro. O comportamento observado na relação entre ETa e as variáveis de manejo está de acordo com Aryalekshmi et al. (2021), que destacam como a capacidade de armazenamento de água no solo afetam a ETa.

Dentre as variáveis mais responsivas temos destaque para a Ordem do solo e o Adensamento de plantio (Figuras 40, 41, 42 e 43), que apesar de não possuírem um bom ajuste individual (R^2 menor do que 0,1), apresentam uma tendência de coeficiente angular, indicando que de acordo com a ordem do solo podemos esperar um comportamento levemente diferente da ETa, e de acordo com o Adensamento de plantio, podemos esperar que um baixo adensamento apresente um comportamento de ETa levemente menor do que um alto adensamento.

O comportamento do adensamento pode ser devido à natureza da aquisição dos dados de ETa, pois o sensoriamento remoto irá capturar de maneira sistemática o número de árvores dentro de um pixel observado, sendo completamente dependente do adensamento. Para maiores discussões, se fazem necessários outros testes, envolvendo o pico de uso da água da floresta, como por exemplo com uma série de sensores de fluxo de seiva, e a captura espectral dos satélites, utilizando a plataforma Ensemble.

A hipótese sobre a interferência do grau mato na resposta de ETa de acordo com o adensamento de plantio, evidenciada nas Figuras 46, 47 e 48, foi descartada por enquanto, pois o comportamento da interação não parece ser expressivo o suficiente para a captura de diferenças na ETa.

De forma geral, não houve diferença entre o comportamento da ETa nas diferentes classes de idade avaliadas e embora algumas variáveis de ambiente ou de manejo possam ser balizadoras de comportamentos esperados da ETa, a mesma não pode

ser predita por essas variáveis, isto sugere a necessidade de mensuração direta ou indireta da ETa.

5.4 Avaliação da responsividade da eficiência do uso da água

Observamos na Figura 51 a baixa correlação entre WUE e os valores contínuos de idade, isto evidencia que podemos utilizar todas as parcelas na avaliação da responsividade da WUE, contudo, conforme observado na Figura 50, a classe de idade de 2 anos parece ter um valor reduzido de WUE, provavelmente afetado pelo peso relativo do primeiro ano de desenvolvimento da floresta (50% do valor) nesta classe de idade, então foi tomada a decisão de remover da análise de WUE idades abaixo de 3 anos, obtendo um resultado ainda mais não correlato entre a WUE e a idade, praticamente removendo o coeficiente angular do ajuste (Figura 52), e nos deixando com um grande universo amostral de 19.723 parcelas para avaliar a WUE.

A fim de entender qual é a responsividade das variáveis de ambiente e manejo sobre a WUE foi aplicada uma árvore de decisão. Tivemos um bom número de divisões da árvore (Figura 53), e com alta taxa de reincidência entre as variáveis chave, o que pode indicar alta chance de correlação positiva.

Nas análises de regressões lineares e polinomiais ficou evidenciado que o ajuste polinomial de 2º grau foi levemente mais responsivo do que o linear (Figuras 54 e 55), aumentando o coeficiente de determinação em 3%. O resultado do ajuste foi satisfatório com um coeficiente de determinação de 0,65, evidenciando que a WUE pode ser predita por variáveis de ambiente ou de manejo, o que corrobora com a hipótese de uma correlação positiva evidenciada pelo método de árvore de decisão. Isto significa que com o aprofundamento de mais estudos, a WUE pode ser um parâmetro de resiliência hídrica para tomada de decisão no manejo florestal.

Para realizar as análises das variáveis independentes, foram utilizados os resultados da árvore de decisão e da regressão polinomial para selecionar quais variáveis poderiam ser responsivas. Cinco variáveis apresentaram algum tipo de responsividade a WUE, sendo elas: Material Genético, Zona Fisiográfica, Macroambiente, Zona Climática e Adensamento.

Conforme evidenciado por Stape et al. (2023) a fisiografia é um dos fatores que controlam a disponibilidade de água e, indiretamente, nutrientes para as florestas de eucalipto em solos derivados de arenito, que é o solo mais presente na região de interesse deste trabalho, se tornando um balizador de produtividade das florestas. Desta forma, pode haver algum tipo de codependência entre a Zona Fisiográfica e o Macroambiente, necessitando maiores testes no futuro.

Dentre as variáveis mais responsivas temos destaque para o Adensamento de plantio (Figura 64), que apresentou um coeficiente de determinação de 0,4, indicando que há correlação entre o adensamento de plantio e a WUE. A relação do adensamento de plantio com a eficiência do uso da água foi observada em outros trabalhos, como Binkley et al. (2017), que demonstraram que o aumento da densidade de árvores por hectare resulta em uma maior competição por água.

Em seguida, temos as variáveis Material Genético e Zona Climática que, apesar de não possuírem um bom ajuste individual (R^2 menor do que 0,1), apresentam uma tendência de coeficiente angular (Figuras 56 e 63), indicando que de acordo com o Material Genético podemos esperar um comportamento levemente diferente da WUE, e de acordo com Zona Climática, podemos esperar que um ambiente com maior oferta climática para o desenvolvimento de floresta de eucalipto apresente um comportamento de WUE levemente maior do que um ambiente de baixa oferta climática.

A hipótese sobre a interferência do grau mato na resposta de WUE de acordo com o adensamento de plantio, evidenciada nas Figuras 66, 67 e 68, foi validada, pois a WUE é maior quando a presença de mato é baixa. A presença de plantas daninhas, pode reduzir significativamente o acúmulo de biomassa em plantas de eucalipto, diminuindo a eficiência do uso da água, conforme demonstrado por Silva et al. (2004). Além disto, este fenômeno que parece ser intensificado com a redução do adensamento de plantio.

Foi possível observar que o efeito da interação da variável de grau mato aumentou a correlação entre a WUE e o Adensamento de plantio, seja com alto ou baixo grau mato (Figura 68). A variável grau mato independente não apresentou qualquer correlação com a WUE (Figura 65), porém ao integrá-la com o Adensamento de

plantio tivemos uma melhora de aproximadamente 10% no coeficiente de determinação, em comparação com o Adensamento de plantio sozinho (Figura 64).

Com base nestas observações sobre o efeito da matocompetição sobre a ETa, selecionar clones de eucalipto com maior eficiência no uso da água e capacidade de competir com plantas daninhas pode ser uma estratégia eficaz para aumentar a produtividade em áreas com limitação hídrica. Contudo, é importante termos novos estudos para avaliar a eficácia de práticas de manejo integrado de plantas daninhas na melhoria da eficiência de uso da água e na produtividade do eucalipto.

De forma geral, algumas variáveis de ambiente ou de manejo podem ser balizadoras de comportamentos esperados da WUE, principalmente o Adensamento de plantio, e a WUE pode ser predita por essas variáveis obtendo um bom resultado de modelo ao integrá-las, como visto com o grau mato. Isto sugere que a WUE pode ser um parâmetro de resiliência hídrica para tomada de decisão no manejo florestal.

5.5 Predição do volume de madeira

De forma complementar ao estudo, foi testado se a ETa pode ser uma variável preditora do VTCC em conjunto com as variáveis de ambiente e de manejo. Pois a ETa estimada pela plataforma Ensemble é baseada em sensoriamento remoto, e Berra et al. (2012) desenvolveram modelos baseados em dados de sensoriamento remoto para estimar o volume de madeira, indicando que variáveis espectrais podem ser eficazes na predição da produtividade florestal. Como sabemos da correlação entre VTCC e idade, e vimos a alta correlação entre ETa e idade (Figura 21), a predição do VTCC foi testada de quatro formas: a) VTCC em função das variáveis de ambiente e de manejo; b) VTCC em função das variáveis de ambiente e de manejo com idade; c) VTCC em função das variáveis de ambiente e de manejo com ETa, e; d) VTCC em função das variáveis de ambiente e de manejo com ETa e idade.

Para a predição do cenário “a” não tivemos um bom ajuste apresentando um R^2 menor do que 0,3 tanto para o modelo ajustado, quanto para os resultados preditos, enquanto para a predição do cenário “b” tivemos um bom ajuste apresentando um R^2 para os resultados preditos de 0,85, e para a predição do cenário “c” tivemos ajuste ligeiramente maior do que o cenário “b”, apresentando um R^2 para os resultados preditos de 0,86. Por fim, para o cenário “d” tivemos um ajuste ainda maior do que o

cenário “c”, evidenciando o efeito benéfico da interação entre idade e ETa, que levou a um R^2 para os resultados preditos de 0,87, essa interação benéfica pode se dar ao fato de se utilizar uma variável mensurada no alvo/parcela (ETa) para corrigir algum efeito, quando uma variável não mensurada no alvo (idade) pode não conseguir capturar.

Os resultados sugerem que o uso da ETa para estimar o VTCC pode contribuir positivamente nos modelos de predição. Como os testes foram realizados utilizando uma base de dados limpa, no sentido de conter apenas florestas saudáveis a fim de gerar interpretações assertivas sobre a ETa, existe a hipótese de que a ETa mensurada via sensoriamento remoto, pode contribuir ainda mais no modelo de predição do VTCC em bases de dados brutas por capturar efeitos positivos ou negativos no alvo de forma que a idade não o faz, sendo necessários maiores testes no futuro.

6 CONCLUSÕES

O trabalho demonstrou que a plataforma Ensemble, adaptado para o Brasil, apresentou resultados consistentes e precisos, comparáveis aos dados obtidos por torres de fluxo para florestas de eucalipto, tendo resultados consistentes com o efeito da presença de floresta e a sua fase de desenvolvimento.

Ainda que a literatura apresente metodologias para a predição da ETa, os resultados deste trabalho destacam a importância de associar esses modelos a mensurações diretas ou indiretas. Isso se deve à variabilidade dos fatores ambientais e de manejo, que afetam as florestas de eucalipto de forma distinta e exigem abordagens específicas para aumentar a precisão das estimativas. Além disso, a eficiência do uso da água mostrou-se correlacionada com as variáveis ambientais e de manejo, como o adensamento de plantio, grau mato, material genético e zona climática, sugerindo que a WUE pode ser um parâmetro valioso para a tomada de decisões sobre a floresta.

Os resultados indicam que a ETa pode contribuir positivamente para a predição do volume total de madeira com casca, especialmente quando combinada com variáveis de idade, ambiente e manejo. Este estudo reforça a importância do uso de tecnologias avançadas para o monitoramento e gestão de florestas plantadas, promovendo práticas mais sustentáveis e eficientes no uso dos recursos hídricos.

Perspectivas futuras para este trabalho incluem a expansão do uso da plataforma Ensemble para análise de outros elementos da paisagem, como florestas nativas, tornando a plataforma Ensemble uma poderosa ferramenta de avaliação da paisagem, permitindo uma avaliação da eficiência das diferentes composições de mosaico de uso do solo na paisagem. A abordagem visa avaliar o consumo de água em diferentes tipos de vegetação ao longo de períodos climáticos distintos. Essa ampliação permitiria uma compreensão mais abrangente da dinâmica do ciclo hídrico em múltiplas formações vegetais, contribuindo para o aprimoramento das práticas de manejo dos recursos hídricos e para a preservação dos ecossistemas naturais na paisagem.

REFERÊNCIAS

- ALLEN, R.; IRMAK, A.; TREZZA, R.; HENDRICKX, J. M.; BASTIAANSEN, W.; KJAERGAARD, J. Satellite-based ET estimation in agriculture using SEBAL and METRIC. *Hydrological Processes*, v. 25, n. 26, p. 4011-4027, 2011.
- ALLEN, R. G.; PEREIRA, L. S.; RAES, D.; SMITH, M. Crop evapotranspiration: guidelines for computing crop water requirements. Rome: Food and Agriculture Organization of the United Nations, 1998.
- ANDERSON, M.; GAO, F.; KNIPPER, K.; HAIN, C.; DULANEY, W.; BALDOCCHI, D.; EICHELMANN, E.; HEMES, K.; YANG, Y.; MEDELLIN-AZUARA, J.; KUSTAS, W. Field-scale assessment of land and water use change over the California Delta using remote sensing. *Remote Sensing*, v. 10, n. 6, p. 889, 2018.
- ANDRADE, B. C.; LAIPELT, L.; FLEISCHMANN, A.; HUNTINGTON, J.; MORTON, C.; MELTON, F.; ERICKSON, T.; ROBERTI, D. R.; SOUZA, V. A.; BIUDES, M.; MACHADO, N. D.; SANTOS, C. A. C.; COSIO, E. G.; RUHOFF, A. Geesebal-MODIS: continental-scale evapotranspiration based on the surface energy balance for South America. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, v. 207, p. 141-163, 2024.
- ARYALEKSHMI, B. N.; BIRADAR, R. C.; CHANDRASEKAR, K.; MOHAMMED, A. J. Analysis of various surface energy balance models for evapotranspiration estimation using satellite data. *Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Sciences*, v. 24, p. 1119–1126, 2021.
- ASCE-EWRI. The ASCE standardized reference evapotranspiration equation. 2005.
- BARKER, J. B.; NEALE, C. M.; HEEREN, D. M.; SUYKER, A. E. Evaluation of a hybrid reflectance-based crop coefficient and energy balance evapotranspiration model for irrigation management. 2018.
- BASTIAANSEN, W. G. M.; MENENTIA, M.; FEDDES, R. A.; HOLTSLAG, A. A. M. A remote sensing surface energy balance algorithm for land (SEBAL). *Journal of Hydrology*, v. 212-213, p. 198-212, 1998.
- BERRA, E. F.; BRANDELEIRO, C.; PEREIRA, R. S.; SEBEM, E.; GOERGEN, L. C. G.; BENEDETTI, A. C. P.; LIPPERT, D. B. Estimativa do volume total de madeira em espécies de eucalipto a partir de imagens de satélite Landsat. *Ciência Florestal*, Santa Maria, v. 22, n. 4, p. 853-864, 2012.

- BINKLEY, D. B.; CAMPOEC, O. C. F.; ALVARES, C.; CARNEIRO, R. L.; CEGATTA, I.; STAPE, J. L. The interactions of climate, spacing and genetics on clonal eucalyptus plantations across Brazil and Uruguay. *Forest Ecology and Management*, v. 405, 2017.
- CHEN, H.; ZHU, G.; SHANG, S.; QIN, W.; ZHANG, Y.; SU, Y.; ZHANG, K.; ZHU, Y.; XU, C. Uncertainties in partitioning evapotranspiration by two remote sensing-based models. *Journal of Hydrology*, v. 604, 2022.
- CLEUGH, H. A.; LEUNING, R.; MU, Q.; RUNNING, S. W. Regional evaporation estimates from flux tower and MODIS satellite data. *Remote Sensing of Environment*, v. 106, n. 3, 2007.
- DALLAPICCOLA, H. S.; ALVARES, C. A.; SOLIMAN, E.P.; SOUZA, W. M.; GALDINO, J. A.; STAPE, J. L. Ecophysiological modeling of the critical age of weed competition control in tropical Eucalyptus plantations. IUFRO WP - Novel and classical strategies to manage forest health in plantations, 2023.
- DHI-GRAS. User manual for Sen-ET SNAP plugin. 2020. 35 p.
- EDENHOFER, O.; PICHS-MADRUGA, R.; SOKONA, Y.; FARAHANI, E.; KADNER, S.; SEYBOTH, K.; ADLER, A.; BAUM, I.; BRUNNER, S.; EICKEMEIER, P.; KRIEMANN, B.; SAVOLAINEN, J.; SCHLÖMER, S.; VON STECHOW, C.; ZWICKEL, T.; MINX, J. C. IPCC: Climate change 2014: mitigation of climate change. Contribution of Working Group III to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change. Cambridge: Cambridge University Press, 2014.
- ELHADDAD, A.; GARCIA, L. A.; CHÁVEZ, J. L. Using a surface energy balance model to calculate spatially distributed actual evapotranspiration. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering*, v. 137, n. 1, p. 17–26, 2011.
- FAOUR, G.; MHAWAJ, M.; NASRALLAH, A. Global trends analysis of the main vegetation types throughout the past four decades. *Applied Geography*, v. 97, p. 184–195, 2018.
- FILHO, D. F.; SILVA, L.; PIRES, A.; MALAQUIAS, C. Living with outliers: how to detect extreme observations in data analysis. *Revista Brasileira de Informação Bibliográfica em Ciências Sociais*, p. 1-24, 2023.
- FISHER, J. B.; TU, K. P.; BALDOCCHI, D. D. Global estimates of the land–atmosphere water flux based on monthly AVHRR and ISLSCP-II data, validated at 16 Fluxnet sites. *Remote Sensing of Environment*, v. 112, n. 3, p. 901-919, 2008.
- GIASSON, E.; HARTEMINK, A. E.; TORNQUIST, C. G.; TESKE, R.; BAGATINI, T. Avaliação de cinco algoritmos de árvores de decisão e três tipos de modelos digitais

- de elevação para mapeamento digital de solos a nível semidetalhado na bacia do Lageado Grande, RS, Brasil. *Ciência Rural*, v. 43, n. 11, p. 1967-1973, 2013.
- HELEN, A.; CLEUGH, A.; LEUNING, R. A.; UM, O. B.; RUNNING, S. W. Regional evaporation estimates from flux tower and MODIS satellite data. *Remote Sensing of Environment*, v. 106, p. 285–304, 2007.
- HUBBARD, R. M.; STAPE, J.; RYAN, M. G.; ALMEIDA, A. C.; ROJAS, J. Effects of irrigation on water use and water use efficiency in two fast growing eucalyptus plantations. *Forest Ecology and Management*, v. 259, 2010.
- LAIPELT, L.; KAYSER, R. H. B.; FLEISCHMANN, A. S.; RUHOFF, A.; BASTIAANSEN, W.; ERICKSON, T. A.; MELTON, F. Long-term monitoring of evapotranspiration using the SEBAL algorithm and Google Earth Engine cloud computing. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, v. 178, p. 81-96, 2021.
- LEUNING, R.; TUZET, A.; PERRIER, A. Stomata as part of the soil-plant-atmosphere continuum. Wallingford: CABI Publishing, 2004.
- MARSHALL, M.; TU, K.; ANDREO, V. On parameterizing soil evaporation in a direct remote sensing model of ET: PT-JPL. *Water Resources Research*, v. 56, 2020.
- MELTON, F. S.; JOHNSON, L. F.; LUND, C. P.; PIERCE, L. L.; MICHAELIS, A. R.; HIATT, S. H.; GUZMAN, A.; ADHIKARI, D. D.; PURDY, A. J.; ROSEVELT, C.; VOTAVA, P. Satellite irrigation management support with the terrestrial observation and prediction system: a framework for integration of satellite and surface observations to support improvements in agricultural water resource management. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, v. 5, n. 6, p. 1709-1721, 2012.
- MONTEITH, J. L. Evaporation and environment. *Symposia of the Society for Experimental Biology*, v. 19, p. 205-234, 1965.
- PANSERA, V.; MANTAI, R. D.; SILVA, J. A. G.; CARBONERA, R.; KRAISING, A. R.; ALESSI, O.; PORAZZI, F. U.; BABESKI, C. M. Modelos de regressão polinomiais na otimização de manejos para a máxima produtividade industrial com qualidade química em grãos de aveia. *Proceeding Series of the Brazilian Society of Computational and Applied Mathematics*, v. 8, n. 1, 2021.
- PEEL, M. C.; FINLAYSON, B. L.; MCMAHON, T. A. Updated world map of the Köppen-Geiger climate classification. *Hydrology and Earth System Sciences*, v. 11, p. 1633-1644, 2007.

PEREIRA, L. S.; PAREDES, P.; MELTON, F.; JOHNSON, L.; WANG, T.; LÓPEZ-URREA, R.; CANCELA, J. J.; ALLEN, R. G. Prediction of crop coefficients from fraction of ground cover and height: background and validation using ground and remote sensing data. *Agricultural Water Management*, v. 241, p. 106197, 2020.

RAMOELO, A.; MAJOZI, N.; MATHIEU, R.; JOVANOVIC, N.; NICKLESS, A.; DZIKITI, S. Validation of global evapotranspiration product (MOD16) using flux tower data in the African savanna, South Africa. *Remote Sensing*, v. 6, n. 8, p. 7406–7423, 2014.

REVELLE, P.; KILIC, A.; ALLEN, R. Updated calibration description: automated pixel selection method. Lincoln: University of Nebraska-Lincoln; Idaho: University of Idaho, 2021. 13 p.

RODRIGUES, A. C.; BRITO, R. M.; CORDEIRO, S. H. P.; CARVALHO, S. M. S. Análise do uso e ocupação da terra na bacia hidrográfica do córrego taboca, três lagoas/MS com auxílio das geotecnologias. *VII Congresso Brasileiro de Geógrafos*. 2014.

RUNNING, S. W.; MU, Q. Z.; ZHAO, M. S. MOD16A2 MODIS/Terra net evapotranspiration 8-day L4 global 500m SIN grid V006. NASA EOSDIS Land Processes DAAC, 2017.

SABISTON, L.; SABIE, R.; BUENEMANN, M.; STRINGAM, B.; FERNALD, A. Comparing field-scale eddy covariance measurements and crop coefficient estimates of alfalfa evapotranspiration to OpenET model estimates and exploring water budget implications in a dryland environment. *Irrigation Science*, 2024.

SCANLON, B. R.; REEDY, R. C.; GATES, J. B.; GOWDA, P. H. Impact of agroecosystems on groundwater resources in the Central High Plains, USA. *Agriculture, Ecosystems & Environment*, v. 139, p. 700–713, 2010.

SENAY, G. B. Operational evapotranspiration mapping using remote sensing and weather datasets: a new parameterization for the SSEB approach. *Journal of the American Water Resources Association*, v. 49, n. 3, p. 577-591, 2013.

SILVA, J. B. Controles biofísicos sobre a evapotranspiração e eficiência do uso da água em área alagável no norte do Pantanal Mato-Grossense. 2023. Tese (Pós-Graduação em Física Ambiental) — Universidade Federal de Mato Grosso, Mato Grosso, 2023.

SILVA, W.; SEDIYAMA, T.; SILVA, A. A.; CARDOSO, A. A. Índice de consumo e eficiência do uso da água em eucalipto, submetido a diferentes teores de água em convivência com braquiária. *Floresta*, v. 34, n. 3, p. 325-335, 2004.

SOUSA, F. A.; ASSUNÇÃO, H. F. Capacidade de armazenamento de água no solo (CAD) e características físicas dos solos na avaliação da distribuição da água das chuvas na alta bacia do Ribeirão Santo Antônio. *Revista Brasileira de Geografia Física*, v. 14, n. 6, 2021.

STAPE, J. L.; ALVARES, C. A. Physiographic position drives eucalyptus productivity in Mato Grosso do Sul, Brazil. *Série Técnica IPEF*, v. 26, n. 48, 2023.

STOY, P. C.; EL-MADANY, T. S.; FISHER, J. B.; GENTINE, P.; GERKEN, T.; GOOD, S. P.; KLOSTERHALFEN, A.; LIU, S.; MIRALLES, D. G.; PEREZ-PRIEGO, O.; RIGDEN, A. J.; SKAGGS, T. H.; WOHLFAHRT, G.; ANDERSON, R. G.; COENDERS-GERRITS, A. M. J.; JUNG, M.; MAES, W. H.; MAMMARELLA, I.; MAUDER, M.; WOLF, S. Reviews and syntheses: turning the challenges of partitioning ecosystem evaporation and transpiration into opportunities. *Biogeosciences*, v. 16, n. 19, p. 3747–3775, 2019.

SUN, Z.; GEBREMICHAEL, M.; ARDÖ, J.; NICKLESS, A.; CAQUET, B.; MERBOLDH, L.; KUTSCHI, W. Estimation of daily evapotranspiration over Africa using MODIS/Terra and SEVIRI/MSG data. *Atmospheric Research*, v. 112, p. 35–44, 2012.

TASUMI, M. Estimating evapotranspiration using METRIC model and Landsat data for better understandings of regional hydrology in the Western Urmia Lake Basin. *Agricultural Water Management*, v. 226, 2019.

TEIXEIRA, A. H. C.; LEIVAS, J. F.; SILVA, G. B. Options for using Landsat and RapidEye satellite images aiming the water productivity assessments in mixed agro-ecosystems. *Proceedings of SPIE*, v. 9998, p. 99980A-1–99980A-11, 2016.

VOLK, J. M.; HUNTINGTON, J. L.; MELTON, F. S.; ALLEN, R.; ANDERSON, M.; FISHER, J. B.; KILIC, A.; RUHOFF, A.; SENAY, G. B.; MINOR, B.; MORTON, C.; OTT, T.; JOHNSON, L.; ANDRADE, B. C.; CARRARA, W.; DOHERTY, C. T.; DUNKERLY, C.; FRIEDRICHS, M.; GUZMAN, A.; HAIN, C.; HALVERSON, G.; KANG, Y.; KNIPPER, K.; LAIPELT, L.; SALAZAR, S. O.; PEARSON, C.; PARRISH, G. E. L.; PURDY, A.; REVELLE, P.; WANG, T.; YANG, Y. Assessing the accuracy of OpenET satellite-based evapotranspiration data to support water resource and land management applications. *Nature Water*, v. 2, p. 193–205, 2024.

WAGLE, P.; GOWDA, P. H.; NEEL, J. P. S.; NORTHUP, B. K.; ZHOU, Y. Integrating eddy fluxes and remote sensing products in a rotational grazing native tallgrass prairie pasture. *Science of the Total Environment*, v. 712, p. 136407, 2020.

ZHANG, K.; KIMBALL, J. S.; RUNNING, S. W. A review of remote sensing-based actual evapotranspiration estimation. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Water*, v. 3, n. 6, p. 834–853, 2016.