O QUE CONTROLA A EVAPOTRANSPIRAÇÃO REAL (ET) NA CAATINGA? UMA ANÁLISE DE SENSIBILIDADE DA ET BASEADA EM SENSORIAMENTO REMOTO E MACHINE LEARNING

Eduardo Gonçalves Patriota [1] ; Cinthia Maria de Abreu Claudino [2]; José Lindemberg Vidal Barbosa [3]; Filipe Carvalho Lemos [4]; Guillaume Francis Bertrand [5]; Cristiano das Neves Almeida[6]; Victor Hugo Rabelo Coelho [7]

RESUMO - O *machine learning* (ML) pode auxiliar na melhoria de diversas estimativas hidrológicas, inclusive da evapotranspiração real (ET) obtida através do sensoriamento remoto. Porém, torna-se essencial saber quais são as variáveis preditoras mais importantes que controlam a ET, especialmente em contextos singulares como a Caatinga. Assim, o presente trabalho avaliou em 4 torres de fluxo da Caatinga a sensibilidade do modelo *Random Forest* no que diz respeito a remoção de diferentes preditores (precipitação - P, temperatura do solo - ST, velocidade do vento - WS, umidade do solo - SM) do treinamento, empregando a ET original do modelo *Evaluation and Spatial-Temporal Improvement of MODIS EvapoTranspiration* (ESTIMET). Quatro métricas estatísticas (o erro absoluto médio - MAE, o erro quadrático médio - RMSE, o viés percentual - PBIAS e o coeficiente de concordância - Pc) indicaram perdas pronunciadas com a remoção da ST. Os resultados indicaram que em ambientes com pouca disponibilidade hídrica, fatores energéticos tornam-se os principais moduladores, especialmente em locais de vegetação natural preservada e menor interferência antrópica.

ABSTRACT - Machine learning (ML) can improve the hydrological estimations, including actual evapotranspiration (ET) obtained from remote sensing, However, it is essential to know what are the most important predictor variables that controls ET, especially in singular contexts like Caatinga. Regarding this, the present work evaluated in 4 flux towers from Caatinga the sensibility of the Random Forest model regarding the removal of different predictors (precipitation - P, soil temperature - ST, wind speed - WS, soil moisture - SM) in the training, employing original ET from the Evaluation and Spatial-Temporal Improvement of MODIS EvapoTranspiration (ESTIMET) model. Four statistical metrics (Mean Absolute Error - MAE, Root Mean Square Error - RMSE, Percent Bias - PBIAS, and Concordance Coefficient - Pc) indicated pronounced losses with the ST removal. The results indicated that in water scarce environments, energetic factors become the main control factors, specially where it has preserved natural vegetation and less anthropogenic interference.

Palavras-Chave - Machine Learning, ESTIMET, Caatinga.

[1]) Doutorando em Engenharia Civil e Ambiental, UFPB, Campus João Pessoa, (83) 99655-3877, e-mail: edugoncalvespatriota@gmail.com
[2]) Doutoranda em Engenharia Civil e Ambiental, UFPB, Campus João Pessoa, (83) 9996189626, cinthiamariaac@gmail.com
[3]) Doutorando em Engenharia Civil e Ambiental, UFPB, Campus João Pessoa, (83) 99729552, lindembergvidal@gmail.com
[4]) Doutorando em Engenharia Civil e Ambiental, UFPB, Campus João Pessoa, (83) 99964-3487, filipe_carvalho_l@hotmail.com
[5]) Prof. Dr. do Departamento de Engenharia Civil e Ambiental, UFPB, Campus João Pessoa; (33)6466578 37, Bourgogne Franche-Comté University, UMR UFC CNRS 6249 Chrono-Environnement, 25200 Montbéliard, France; guillaume353@gmail.com
[6]) Prof. Dr. do Departamento de Engenharia Civil e Ambiental, UFPB, Campus João Pessoa, (83) 993490880, almeida74br@yahoo.com.br
[7]) Prof. Dr. do Departamento de Geociências, UFPB, Campus João Pessoa, (83) 988861663, victor.coelho@academico.ufpb.br

INTRODUÇÃO

A evapotranspiração real (ET) corresponde a um componente central do ciclo hidrológico terrestre que retorna para atmosfera cerca de 60% da precipitação que chega na superfície (Walker et al., 2025). Esse parâmetro regula a disponibilidade hídrica e torna-se essencial para aplicações como modelagem hidrológica e agricultura (Ferreira et al., 2024).

Na Caatinga, quantificar a ET de maneira eficaz é um fator crítico para gestão dos recursos hídricos, uma vez que a implementação e manutenção de redes de monitoramento para sua estimativa direta (e.g., lisímetros, torres de fluxo etc.) é custosa, gerando dados pontuais que não podem ser regionalizados para grandes áreas (Melton et al., 2022). Nesse contexto, o sensoriamento remoto (SR) emergiu como uma técnica efetiva na captura da variabilidade espacial e temporal da ET através, por exemplo, de modelos que se baseiam no balanço energético da superfície (Bastiaanssen et al., 1998, Bezerra et al., 2023) ou nas equações físicas de formulações tradicionais, como a equação de Penman-Monteith (Cleugh et al., 2007; Mu et al., 2011; Claudino et al., 2025). Recentemente, Claudino et al. (2025) propuseram o modelo ESTIMET (*Evaluation and Spatial-Temporal Improvement of MODIS EvapoTranspiration*) como alternativa para as limitações do modelo global MOD16A2GF (MOD *Terra Satellite Evapotranspiration Project Algorithm 8-day composite Gap-Filled*), provendo estimativas de ET com melhores resoluções espacial (250 m) e temporal (1 dia) e menor latência (1 mês), com validação em diversos contextos climáticos e biomas do Brasil.

Apesar dos avanços, estratégias de SR tem passado por um processo de complementação de sua performance, utilizando modelos de machine learning (ML) (e.g., *Random Forest, Decision Trees, Linear Regression, Gradient Boosting*, etc) para melhoria das estimativas de diversos componentes hidrológicos, incluindo a ET (Amani et al., 2023). Diferentemente dos modelos estritamente físicos, os algoritmos de ML focam na identificação das relações não lineares entre a variável principal e as variáveis preditoras, que são incorporadas no processo de treinamento a fim de gerar novos dados da variável principal que melhor se aproximem dos dados de campo (Zhang et al., 2025).

A eficácia dessas técnicas, depende, entre muitos fatores, da curadoria de variáveis explanatórias a serem incorporadas no processo de treinamento, garantindo não só a melhoria das estimativas, como também a não incorporação de informações redundantes ao utilizar variáveis já previstas no modelo físico original (Barbieri et al., 2024). Além disso, a incorporação desnecessária de certas variáveis pode aumentar o custo computacional e até mesmo impactar negativamente na performance (Liyew et al., 2025).

A partir disso, surge a necessidade de estudos que indiquem quais os fatores que controlam a predição da ET, em especial no contexto da Caatinga, no qual se tem uma maior vulnerabilidade aos

fatores climáticos e hidrológicos. Diante desses aspectos, o presente estudo visa avaliar a sensibilidade do modelo baseado em regressão *Random Forest* (RF) no que diz respeito a remoção de variáveis do treinamento (e.g., precipitação, temperatura do solo, velocidade do vento, umidade do solo), tendo como base as estimativas originais do modelo ESTIMET. Esta abordagem leva em consideração a aplicação de produtos de reanálise e sensoriamento remoto, bem como a avaliação por métricas estatísticas a nível de torres de fluxo na escala diária.

METODOLOGIA

Área de estudo

O estudo foi conduzido em quatro torres de fluxo *Eddy-Covariance* (EC) (CAA, CST, ESEC e SJO) presentes no bioma Caatinga (Figura 1) anteriormente utilizadas por Claudino et al. (2025) na avaliação do modelo ESTIMET. A Caatinga e constituída de floresta tropical sazonalmente seca que apresenta bosques densos e arbustos espinhosos esparsos. Sendo o único bioma exclusivamente brasileiro e correspondendo a 11 % do território nacional, apresenta os climas semiárido quente (Bsh) e tropical com seca no verão (As) (Alvares et al., 2013), com temperaturas do ar entre 26 e 30 ºC. A região passa por prolongados períodos de estiagem, com chuvas anuais entre 300 e 800 mm (Santos et al., 2021).

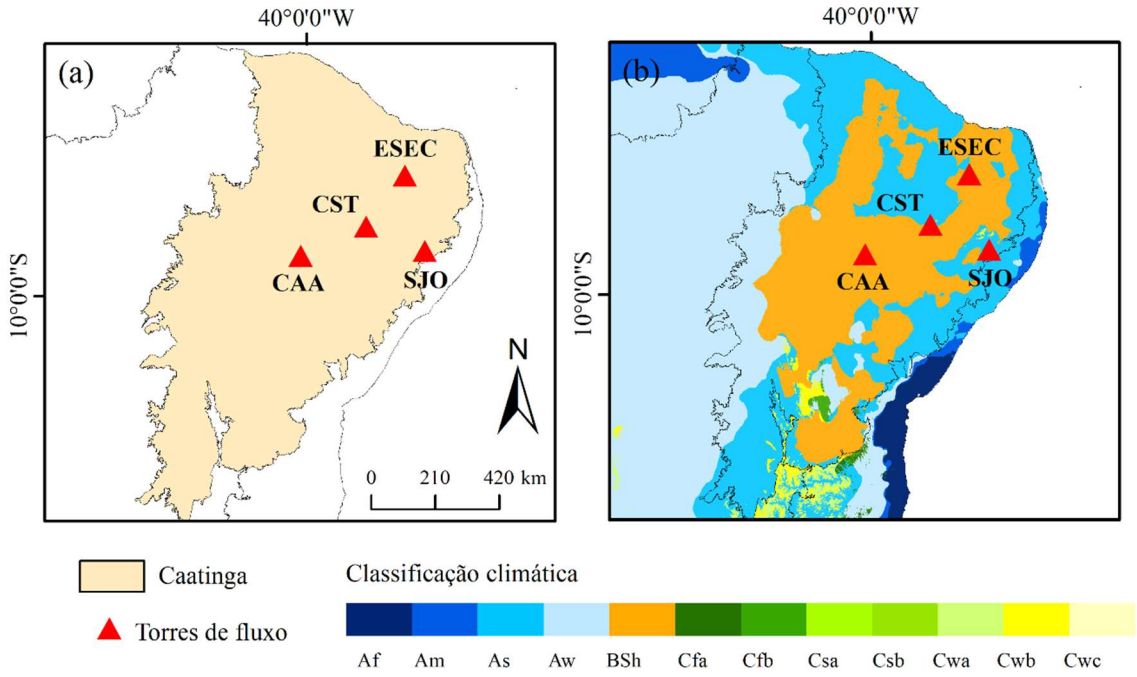


Figura 1 - Delimitação do território da Caatinga com localização das (a) torres de fluxo *Eddy-Covariance*, e (b) classificação climática da região (Alvares et al., 2013)

Dados de ET e variáveis preditoras

Os dados originais de ET foram fornecidos pelo modelo ESTIMET (*Evaluation and Spatial-Temporal Improvement of MODIS EvapoTranspiration*), com resoluções espacial e temporal de 250 m e 1 dia, respectivamente. O modelo se baseia na aplicação da equação de Penman-Monteith e realiza adaptações no algoritmo MOD16A2GF para o contexto brasileiro.

Por sua vez, a escolha das variáveis preditoras se deu pela priorização daquelas não previstas no algoritmo original do ESTIMET (e.g., precipitação - P, temperatura do solo em 4 camadas - ST, velocidade do vento - WS, umidade do solo na superfície - SMs, umidade do solo na zona da raiz - SMr), evitando informações redundantes e queda da performance dos modelos. A Tabela 1 traz a descrição dos produtos de reanálise climática e sensoriamento remoto utilizados na extração das variáveis preditoras:

Tabela 1 - Descrição das variáveis preditoras utilizadas

Variável preditora	Produto	Resolução espacial	Resolução temporal	Cobertura temporal	Referência
ST 1 (0-7 cm, °C)	ERA5-Land	11.13 km	1h	1950-Atual	Muñoz Sabater (2019)
ST 2 (7-28 cm, °C)	ERA5-Land	11.13 km	1h	1950-Atual	Muñoz Sabater (2019)
ST 3 (28-100 cm, °C)	ERA5-Land	11.13 km	1h	1950-Atual	Muñoz Sabater (2019)
ST 4 (100-289 cm, °C)	ERA5-Land	11.13 km	1h	1950-Atual	Muñoz Sabater (2019)
WS (2-m, m/s)	ERA5-Land	11.13 km	1h	1950-Atual	Muñoz Sabater (2019)
P (mm)	IMERG BraMaL-D	10 km	1 dia	2000-Atual	Freitas et al. (2025)
SMs (0-10 cm, Fração de volume)	GLDAS 2.1	27.83 km	3 horas	2000-Atual	Rodell et al. (2004)
SMr (40-100 cm, Fração de volume)	GLDAS 2.1	27.83 km	3 horas	2000-Atual	Rodell et al. (2004)

Treinamento do algoritmo de ML

O modelo de regressão *Random Forest* (RF) foi utilizado no processo de obtenção das novas estimativas. O RF corresponde a um modelo *ensemble* (conjunto) que constrói múltiplas árvores de decisão, agregando previsões para reduzir a variância e o *overfitting* (sobreajuste).

O conjunto de dados foi separado em duas partes: 70 % para treinamento e 30 % para teste. A parcela de treinamento permitiu que o algoritmo obtivesse as relações complexas entre as variáveis preditoras e a ET, enquanto a parcela de teste foi utilizada para validação independente, garantindo uma avaliação robusta das novas estimativas.

Performance do algoritmo e teste *"one-variable-out"*

A performance do RF foi analisada através de 4 métricas estatísticas: o erro absoluto médio (MAE), o erro quadrático médio (RMSE), o viés percentual (PBIAS) e o coeficiente de concordância (Pc). Além disso, essas métricas serviram de parâmetros para análise da variação da performance do modelo nas diferentes combinações de variáveis preditoras. Tais combinações foram geradas com a estratégia "*leave-one-variable-out"*, na qual o treinamento do algoritmo foi realizado com a retirada de uma variável preditora do conjunto de dados por vez, de forma a avaliar a importância de cada uma delas como fatores de controle da variação da ET, bem como de melhoria das estimativas.

Entre as métricas, o RMSE é o indicador mais direto da magnitude do erro e responde de forma mais clara a alterações nos resultados, penalizando fortemente erros maiores. Assim, esse parâmetro foi escolhido para estabelecer o ranking de importância das variáveis preditoras, de forma que aumentos pronunciados no erro indicam maior relevância da variável para o desempenho do modelo, consequentemente maior colocação.

RESULTADOS E DISCUSSÃO

Análise geral das novas estimativas

O comparativo entre a ET gerada pelo ESTIMET e a complementação realizada com o RF indicou melhorias substanciais, demonstrando que a combinação das variáveis escolhidas e o modelo utilizado apresentaram alto poder preditivo (Filgueiras et al., 2020; Stoffer et al., 2024; Amani et al., 2025). De maneira geral, os erros originais foram reduzidos, passando de 0,67 para 0,19 mm dia^{-1} (MAE) e de 1,03 para 0,32 mm dia^{-1} (RMSE). Concomitantemente, o modelo reduziu o PBIAS de -4.55 para -1.09 e atingiu um coeficiente de concordância (Pc) de 0.95.

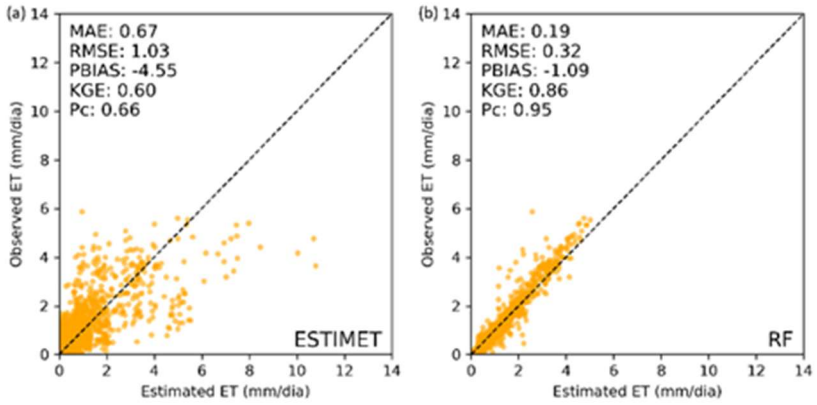


Figura 2 - Comparativo entre a performance do (a) ESTIMET e (b) Random Forest (RF) na estimativa diária de ET para todas as torres de fluxo da Caatinga.

Entretanto, a análise por torre revela que o desempenho não foi uniforme e está fortemente ligado às características ambientais locais. A torre ESEC apresentou o melhor resultado (MAE = 0,13 mm dia^{-1} e RMSE = 0,25 mm dia^{-1}), com PBIAS reduzido de -14,26 para -1,66% e Pc expandido de 0,80 para 0,97. Essa torre, localizada em uma unidade de conservação com vegetação natural (floresta xerófila com espécies decíduas e estrutura relativamente preservada), sugere que ambientes menos antropizados e com dinâmica ecológica mais estável favorecem a modelagem da ET, uma vez que as relações entre variáveis climáticas e resposta da vegetação tendem a ser mais consistentes e previsíveis (Ma et al., 2019). Além disso, a presença de vegetação adaptada ao regime sazonal da Caatinga implica respostas mais regulares à disponibilidade hídrica, o que facilita a aprendizagem do modelo (Souza et al., 2016).

Em contrapartida, embora tenha melhorado as estimativas e reduzido consideravelmente a superestimação do ESTIMET (PBIAS de -29.37 para -0,45%) na torre SJO, localizada em área agrícola com cobertura de pastagem e cultivo, o desempenho do modelo foi menos satisfatório em comparação às demais torres. Isso se deve a maior heterogeneidade e interferência antrópica no sistema, que introduzem dinâmicas distintas daquelas observadas em áreas naturais. Sistemas agrícolas apresentam ciclos fenológicos controlados, manejo do solo e variações abruptas na cobertura vegetal (Zhao et al., 2025), o que dificulta a captura de padrões consistentes por modelos baseados em variáveis climáticas de resolução relativamente grosseira (Pei et al., 2025).

Impacto das variáveis na performance dos algoritmos

O teste de sensibilidade indicou quedas discretas da performance, com valores mais pronunciados com a remoção da temperatura do solo (ST). De modo geral, para essa variável, o MAE mudou de 0,20 para 0,22 mm dia^{-1} (aumento de 10%) e o RMSE de 0,35 para 0,37 mm dia^{-1} (aumento de 6%), configurando-se como as maiores quedas de performance em comparação com as demais variáveis. Esse resultado evidencia o papel central da ST como fator de controle da ET no semiárido, uma vez que essa variável está diretamente associada ao balanço de energia na superfície, integrando efeitos de radiação, propriedades térmicas do solo e disponibilidade hídrica (Shang et al., 2025). Em ambientes com limitação de água, como a Caatinga, a disponibilidade energética torna-se um dos principais moduladores da ET, o que explica a elevada sensibilidade do modelo à remoção dessa variável. Isso é relativamente preponderante em locais preservados da Caatinga, com vegetação natural e menor interferência antrópica. Nesse contexto, a ET tende a ser mais fortemente controlada por fatores energéticos, situação constatada em CST e ESEC que apresentaram aumentos expressivos nos erros com a remoção de ST, com crescimento do RMSE de 19% e 29%, respectivamente.

Entretanto, o PBIAS geral apresentou um aumento de 37% com a remoção da precipitação (P), indicando que, embora essa variável não tenha causado grandes alterações nos erros, exerce papel fundamental no ajuste do balanço hídrico das estimativas. O impacto menos pronunciado de P sobre os erros pode estar relacionado a utilização apenas da precipitação do mesmo dia como variável preditora. Em ecossistemas semiáridos, como a Caatinga, a resposta da ET a chuva normalmente ocorre de maneira defasada devido ao processo de infiltração no solo, reposição da umidade do solo e armazenamento (Jesus et al., 2021). Dessa forma, a P acumulada de dias anteriores poderia capturar melhor a memória hidrológica do sistema.

Diferentemente de ESEC e CST, na torre CAA a expansão dos erros ocorreu de forma mais significativa com a remoção da umidade do solo na superfície (SMs), resultando em um aumento do RMSE de 7,3%. Esse resultado sugere maior dependência das condições hídricas imediatas, possivelmente associada à presença de vegetação mais esparsa e solos com menor capacidade de retenção de água (Alavi et al., 2024). Nesses casos, a SMs desempenha papel crucial no controle da evaporação direta e na disponibilidade de água para transpiração (Li et al., 2024), tornando-se um fator limitante mais relevante que a energia.

Divergindo das demais torres, o teste resultou em melhoria na performance do modelo na torre SJO, com o maior ganho observado na remoção da velocidade do vento (WS), que levou a uma redução de 58,83% do RMSE. Esse comportamento atípico pode estar relacionado às características antrópicas já citadas da área. Nesse contexto, algumas variáveis podem introduzir ruído ao modelo, prejudicando sua capacidade preditiva, o que explica a melhoria observada com sua remoção.

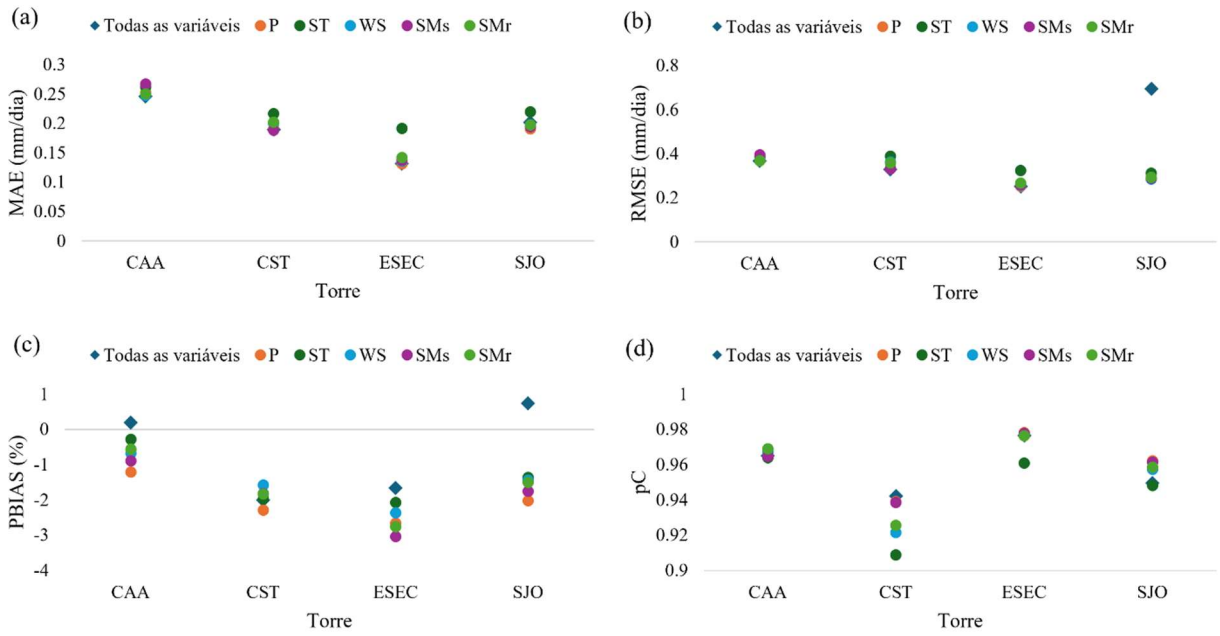


Figura 3 - Variação das métricas estatísticas com a remoção das variáveis preditoras: (a) MAE, (b) RMSE, (c) PBIAS, (d) Pc

Quanto ao ranking geral e por torre de fluxo (Figura 4), observa-se que a variável mais importante foi a ST, sendo a única cuja remoção resultou em aumento do RMSE geral. Esse resultado reforça seu papel como principal fator de controle da ET no semiárido. No entanto, a análise por torre revela que esse padrão mais uma vez não é uniforme, sendo influenciado pelo comportamento distinto da torre SJO (Figura 4e), que apresentou melhorias na remoção de todas as variáveis, inclusive ST. Por outro lado, as torres CST (1ª – ST; 2ª – WS; 3ª – SMr; 4ª – P; 5ª – SMs) e ESEC (1ª – ST; 2ª – SMr; 3ª – SMs; 4ª – WS; 5ª – P) apresentaram rankings distintos, mas convergentes quanto à predominância da ST como variável mais relevante.

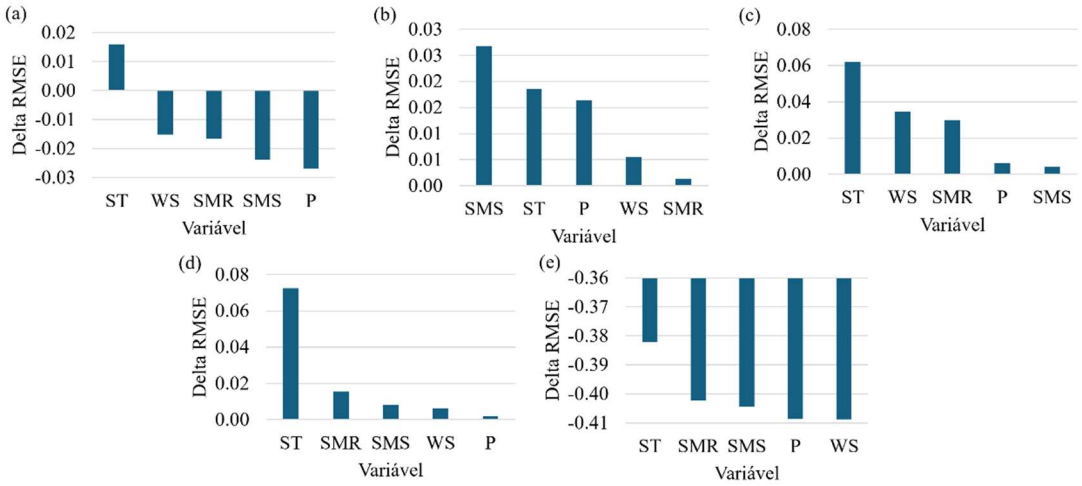


Figura 4 - Ranking de importância das variáveis preditoras na performance do RF para (a) todas as torres, (b) torre CAA, (c) torre CST, (d) torre ESEC e (e) torre SJO

Adicionalmente, a diferença climática entre as torres (Figura 1) contribui para explicar o comportamento distinto observado, especialmente na torre SJO. Enquanto as torres CAA, CST e ESEC estão inseridas em clima semiárido quente (BSh), caracterizado por forte limitação hídrica e elevada dependência do controle energético da ET, a torre SJO encontra-se em clima tropical com verão seco (As), onde há maior disponibilidade hídrica relativa e sazonalidade mais definida. Nesse contexto, a ET em SJO tende a ser menos limitada pela disponibilidade de água e mais influenciada por fatores como a dinâmica da cobertura vegetal e o uso do solo, particularmente em áreas agrícolas. Essa diferença pode reduzir a representatividade das variáveis climáticas derivadas de reanálise, contribuindo para o comportamento atípico observado, no qual a remoção de variáveis resultou em melhoria da performance do modelo. Assim, os resultados reforçam que os controles da ET variam não apenas em função das variáveis ambientais, mas também do regime climático e do tipo de cobertura da superfície.

CONCLUSÃO

Diante disso, observa-se que os controles da ET na Caatinga são fortemente dependentes do contexto ambiental local. Enquanto áreas preservadas apresentam maior controle energético, regiões mais secas ou com vegetação esparsa mostram maior dependência da disponibilidade hídrica imediata. Já ambientes antropizados introduzem complexidades adicionais, nas quais a representatividade das variáveis e a escala dos dados tornam-se fatores críticos para o desempenho dos modelos. Esses achados reforçam a importância de abordagens sensíveis ao contexto e da seleção criteriosa de variáveis preditoras em aplicações de machine learning para estimativa de ET em regiões semiáridas.

Estudos posteriores poderiam capturar melhor essa memória hidrológica do sistema ao incorporar variáveis defasadas de dias anteriores (e.g., P acumulada), especialmente durante a transição entre os períodos seco e chuvoso. Além disso, uma avaliação explícita da interação entre variáveis, como SHAP ou análises de dependência parcial, podem quantificar de maneira mais detalhada a contribuição de cada uma delas, uma vez que os preditores analisados não atuam de forma completamente independente no controle de ET.

REFERÊNCIAS

ALAVI, M., ALBAJI, M., GOLABI, M., NASERI, A. A., HOMAYOUNI, S. (2024*). "Estimation of sugarcane evapotranspiration from remote sensing and limited meteorological variables using machine learning models".* Journal of Hydrology, 629, 130605.

AMANI, S., SHAFIZADEH-MOGHADAM, H. (2023*). "A review of machine learning models and influential factors for estimating evapotranspiration using remote sensing and ground-based data"*. Agricultural water management, 284, 108324.

BARBIERI, M. C., GRISCI, B. I., DORN M. (2024). *"Analysis and comparison of feature selection methods towards performance and stability".* Expert Systems with Applications, 249, 123667.

BASTIAANSSEN, W. G., MENENTI, M., FEDDES, R. A., & HOLTSLAG, A. A. M. (1998). *"A remote sensing surface energy balance algorithm for land (SEBAL)"*. Journal of hydrology, 212, 198-212.

BEZERRA, U. A., CUNHA, J., VALENTE, F., NOBREGA, R. L. B., ANDRADE, J. M., MOURA, M. S. B., VERHOEF, A., PEREZ-MARIN, A. M., GALVAO, C. O. *"STEEP: A remotely-sensed energy balance model for evapotranspiration estimation in seasonally dry tropical forests"*. Agricultural and Forest Meteorology, 333, 109408, 2023.

CLAUDINO, C. M., BERTRAND, G. F., NOBREGA, R. L. B., ALMEIDA, C. DAS N., GUSMAO, A. C. V., MONTENEGRO, S. M. G. L., SILVA, B. B., PATRIOTA, E. G., LEMOS, F. C., COUTINHO, J. V., SOUSA, J. W. G., OLIVEIRA, L. M., XUAN, Y., MOURA, M. S. B., MONTENEGRO, A. A. A., BROCCA, L., CORBARI., COELHO, V. H. R. (2025). *"ESTIMET: Enhanced and Spatial-Temporal Improvement of MODIS EvapoTranspiration algorithm for all sky conditions in tropical biomes".* Remote Sensing of Environment, 325, 114771.

CLEUGH, H. A., LEUNING, R., MU, Q., RUNNING, S. W. (2007). *"Regional evaporation estimates from flux tower and MODIS satellite data"*. Remote Sensing of Environment, 106(3), 285-304.

FERREIRA, G. W. DE S., REBOITA, M. S., RIBEIRO, J. G. M., CARVALHO, V. S. B., SANTIAGO, M. E. V., SILVA, L. L. S., BALDONI, T. C., SOUZA, C. A. (2024). *"Assessment of the wind power density over South America simulated by CMIP6 models in the present and future climate"*. Climate Dynamics, 62(3), 1729-1763.

JESUS, J. B. DE, KUPLICH, T. M., BARRETO, Í. D. DE C., DA ROSA, C. N., HILLEBRAND, F. L. (2021). *"Temporal and phenological profiles of open and dense Caatinga using remote sensing: response to precipitation and its irregularities"*. Journal of Forestry Research, 32(3), 1067-1076.

LI, W., YAO, Z., PAN, X., WIE, Z, JIANG, B., WANG, J. XU, M., CUI, Y. (2024). "*A ground-independent method for obtaining complete time series of in situ evapotranspiration observations*". Journal of Hydrology, 632, 130888.

LI, Z., ZHOU, M., ZENG, W., ZHANG, Y., LIU, L., LIU, W., PENG, Y. (2024). *"Root metabolites remodeling regulated by γ-aminobutyric acid (GABA) improves adaptability to high temperature in creeping bentgrass"*. Plant and Soil, 500(1), 181-195.

LIYEW, C. M., FERRARIS, S., DI NARDO, E., MEO, R. (2025). *"A review of feature selection methods for actual evapotranspiration prediction"*. Artificial Intelligence Review, 58(10), 292.

MA, Z., YAN, N., WU, B., STEIN, A., ZHU, W., & ZENG, H. (2019). *"Variation in actual evapotranspiration following changes in climate and vegetation cover during an ecological restoration period (2000–2015) in the Loess Plateau, China"*. Science of the Total Environment, 689, 534-545.

MELTON, F.S., J.HUNTINGTON, R.GRIMM, J.HERRING, M.HALL, D.ROLLISON, T.ERICKSON (2022). *"OpenET: Filling a Critical Data Gap in Water Management for the Western United States."* Journal of the American Water Resources Association 58(6): 971–994.

MU, Q., ZHAO, M., RUNNING, S.W. (2011). *"Improvements to a MODIS global terrestrial evapotranspiration algorithm"*. Remote Sensing of Environment. 115, 1781-1800, 2011.

PEI, J., TAN, S., ZOU, Y., LIAO, C., HE, Y., WANG, J., HUANG H., WANG, T., TIAN, H., FANG, H., WANG, L., HUANG, J. (2025). *"The role of phenology in crop yield prediction: Comparison of ground-based phenology and remotely sensed phenology"*. Agricultural and Forest Meteorology, 361, 110340.

SHANG, C., WU, T., YAO, J., YANG, K., LI, R., ZHU, X., YANG, C. (2025). *"An effective approach to estimate ground soil heat flux using half-order derivative method in permafrost regions of the Qinghai-Tibet Plateau"*. Journal of Hydrology: Regional Studies, 62, 102994.

SOUZA, R., FENG, X., ANTONINO, A., MONTENEGRO, S., SOUZA, E., & PORPORATO, A. (2016). *"Vegetation response to rainfall seasonality and interannual variability in tropical dry forests"*. Hydrological Processes, 30(20), 3583-3595.

WALKER, E., IANNINO, J. G., ALONSO, J., VENTURINI, V. (2025). "*Effects of replacing natural grassland to Eucalyptus plantations on actual evapotranspiration using remote sensing data in Uruguay*". Forest Ecology and Management, 122861.

ZHANG, H., WANG, G., LI, S., CABRAL, P. (2025). *"Understanding evapotranspiration driving mechanisms in China with explainable machine learning algorithms"*. International Journal of Climatology, 45(6), 8774.

ZHAO, Z., DONG, J., YANG, J., LIU, L., YOU, N., XIAO, X., & ZHANG, G. (2025). *"From rice planting area mapping to rice agricultural system mapping: A holistic remote sensing framework for understanding China's complex rice systems"*. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 224, 382-397.