

MODELAGEM DA VARIABILIDADE TEMPORAL DA EMISSÃO DE CO₂ DO SOLO EM AGROECOSSISTEMAS USANDO APRENDIZADO DE MÁQUINA

KLEVE FREDDY FERREIRA CANTERAL¹, ARIANIS IBETH SANTOS NICOLELLA², MARIA ELISA VICENTINI³, FELIPE FACCO SILVA⁴, NEWTON LA SCALA JR.⁵, ALAN RODRIGO PANOSSO⁶

¹ Eng. Ambiental, Doutorando em Agronomia (Ciência do Solo), Depto. de Engenharia e Ciências Exatas, FCAV/Unesp, Jaboticabal – SP, kleve.canteral@unesp.br.

² Eng. em Manejo de Bacias Hidrográficas e Ambiente, Doutoranda em Agronomia (Ciência do Solo), Depto. de Engenharia e Ciências Exatas, FCAV/Unesp, Jaboticabal – SP.

³ Eng. Agrônoma, Doutora em Agronomia (Ciência do Solo), Depto. de Engenharia e Ciências Exatas, FCAV/Unesp, Jaboticabal – SP.

⁴ Eng. Agrônomo, Mestrando em Agronomia (Ciência do Solo), Depto. de Engenharia e Ciências Exatas, FCAV/Unesp, Jaboticabal – SP.

⁵ Bacharel em Física, Prof. Titular Doutor, Depto. de Engenharia e Ciências Exatas, FCAV/Unesp, Jaboticabal – SP.

⁶ Eng. Agrônomo, Prof. Assist. Doutor, Depto. de Engenharia e Ciências Exatas, FCAV/Unesp, Jaboticabal – SP.

Apresentado no

LII Congresso Brasileiro de Engenharia Agrícola - CONBEA 2023

18 a 21 de outubro de 2023 – Ribeirão Preto - SP, Brasil

RESUMO: A modelagem da emissão de CO₂ do solo (FCO₂) pode contribuir para a diminuição das incertezas associadas às fontes e sumidouros de carbono (C) no solo. Objetivou-se modelar a variabilidade temporal da FCO₂ a partir de algoritmos de aprendizado de máquina e identificar as principais variáveis relacionadas com esse processo. O estudo foi realizado em áreas reflorestadas com eucalipto, pinus, espécies nativas, sistema silvipastoril, pastagem degradada e renovada. Foi realizada a análise de Stepwise e aplicação dos algoritmos: multilayer perceptrons (MLP), support vector machine (SVM) e random forest (RF) para estimar a FCO₂ a partir de variáveis químicas, físicas e climáticas. A radiação ultravioleta B (UV-B), concentração de CO₂ atmosférico (Xco₂), precipitação e umidade do solo (Us) explicaram, conjuntamente, 42% da variação de FCO₂. RF capturou os padrões mais assertivos para prever FCO₂ na fase de treinamento e teste (RMSE: 1,14 e 1,19 μmol m⁻² s⁻¹ e R² ajustado: 0,67 e 0,62, respectivamente). Portanto, RF pode ser utilizada para modelar a FCO₂ a partir de variáveis químicas, físicas e climáticas. Essa abordagem pode ajudar a identificar potenciais fontes e sumidouros de C no solo com foco na mitigação de gases de efeito estufa (GEE).

PALAVRAS-CHAVE: respiração do solo, modelagem ambiental, mudança climática.

MODELING THE TEMPORAL VARIABILITY OF SOIL CO₂ EMISSION IN AGROECOSYSTEMS USING MACHINE LEARNING

ABSTRACT: Soil CO₂ emission (FCO₂) modeling can contribute to the reduction of uncertainties associated with sources and sinks of carbon (C) in the soil. The objective was to model the temporal variability of the FCO₂ from machine learning algorithms and to identify the main variables related to this process. The study was carried out in reforested areas with eucalyptus, pine, native species, silvopastoral system, degraded and renewed pasture. Stepwise analysis and application of algorithms: multilayer perceptrons (MLP), support vector machine (SVM) and random forest (RF) were performed to estimate the FCO₂ from chemical, physical and climatic variables. Ultraviolet radiation B (UV-B), atmospheric CO₂ concentration (Xco₂), precipitation and soil moisture (Us) jointly explained 42% of the FCO₂ variation. RF captured the most assertive patterns to predict FCO₂ in the training and testing phase (RMSE: 1.14 and

1.19 $\mu\text{mol m}^{-2} \text{s}^{-1}$ and adjusted R^2 : 0.67 and 0.62, respectively). Therefore, RF can be used to model the FCO_2 from chemical, physical and climatic variables. This approach can help identify potential sources and sinks of C in the soil with a focus on greenhouse gas (GHG) mitigation.

KEYWORDS: soil respiration, environmental modeling, climate change.

INTRODUÇÃO: As mudanças no uso da terra e floresta afetam diretamente o fluxo de carbono (C) entre os reservatórios ambientais e, portanto, assumem importante papel como fontes de emissões globais de gases de efeito estufa (GEE) provenientes de atividades antrópicas (IPCC, 2014). A emissão de CO_2 do solo (FCO_2) ou respiração do solo é um importante componente do ciclo global de C (HAMRANI et al., 2020), sendo um processo bioquímico resultante da atividade microbiana (oxidação química) e respiração das raízes das plantas (USSIRI & LAL, 2009). A perda de C via CO_2 no solo depende principalmente de mecanismos de produção e transporte de gases do solo para a atmosfera, os quais compreendem atributos químicos e físicos do solo, bem como variáveis meteorológicas (ABBASI et al., 2021), influenciando a decomposição da matéria orgânica e atividades microbianas. Estudos recentes têm demonstrado que a FCO_2 pode ser modelada em função dos atributos do solo (HAMRANI et al., 2020; CANTERL et al., 2023). Entretanto, até onde sabemos, não existem pesquisas que utilizaram simultaneamente variáveis medidas em campo (atributos químicos e físicos do solo), meteorológicas (precipitação) e dados orbitais (UV-B e X_{CO_2}) para estimar a FCO_2 em agroecossistemas tropicais. Portanto, o objetivo desta pesquisa foi modelar a variabilidade temporal da FCO_2 a partir de três algoritmos de aprendizado de máquina e identificar as principais variáveis relacionadas com esse processo.

MATERIAL E MÉTODOS: O conjunto de dados desta pesquisa é resultante de estudos conduzidos à campo entre novembro de 2015 a dezembro de 2019 em seis agroecossistemas: reflorestamento com eucalipto, pinus, espécies nativas do Cerrado, sistema silvipastoril, pastagem degradada e renovada. O experimento foi realizado em uma fazenda experimental localizada no município de Selvíria, Mato Grosso do Sul (MS), Brasil Central a 354 m acima do nível do mar. O solo foi classificado como Latossolo Vermelho (Haplic Acrustox) e o clima é definido como $\text{C1dAa}'$, o que caracteriza uma região subúmida seca (Thorntwaite, 1948), com médias anuais de precipitação e temperatura de 1.300 mm e 23,5 °C, respectivamente. A emissão de CO_2 do solo (FCO_2) foi registrada por meio de um sistema de fluxo de solo (LI-8100; LI-COR Bioscience, NE, EUA). A temperatura do solo (T_s) foi determinada usando um termômetro digital e a U_s foi medida por meio de um equipamento de reflectometria no domínio do tempo (TDR) (HydrosenseTM Campbell Scientific, Austrália). Os teores de cálcio (Ca^{2+}), magnésio (Mg^{2+}), fósforo (P) e matéria orgânica do solo (MOS) foram realizados segundo Raij et al. (2001). A densidade do solo (D_s) e o teor de argila foram determinadas de acordo com Embrapa (1997). A precipitação diária foi obtida a partir da estação meteorológica localizada na fazenda experimental e a concentração de CO_2 atmosférico (X_{CO_2}) e radiação ultravioleta B (UV-B) foram obtidas a partir de dados orbitais (OCO-2). O banco de dados foi composto por 3000 observações para cada variável, sendo utilizado 75% para treinamento e 25% para teste dos algoritmos. Foi realizada a análise de Stepwise apenas com as variáveis: FCO_2 , U_s , precipitação, X_{CO_2} e UV-B. Em seguida, foram aplicados três algoritmos de aprendizado de máquina: multilayer perceptrons (MLP), support vector machine (SVM) e random forest (RF) para estimar a FCO_2 a partir de atributos químicos (Ca^{2+} , Mg^{2+} , P e MOS), físicos (D_s e teor de argila) e climáticos (precipitação, X_{CO_2} e UV-B). O desempenho preditivo foi avaliado a partir das métricas de erro quadrático médio da raiz (RMSE), erro padrão médio absoluto (MAPE), correlação de Pearson (r) e coeficiente de determinação ajustado (R^2 ajustado), de acordo com Canterl et al. (2023). Em adição, a análise de variância dos algoritmos foi realizada pelo teste F (nível de probabilidade de 1%) e o processamento de dados foi feito em ambiente R (R Core Team, 2023).

RESULTADOS E DISCUSSÃO: A análise de Stepwise mostra que as variáveis Us, precipitação, UV-B e Xco₂ explicaram, conjuntamente, 42% da variação de FCO₂ (TABELA 1). Além disso, observa-se que a UV-B (6,2903) foi a variável que mais contribuiu para explicar a variabilidade da emissão de CO₂ do solo, seguida da precipitação (0,1936), Xco₂ (-0,1279) e Us (0,0233). A produção de CO₂ do solo é resultante de um processo bioquímico relacionado com a respiração das raízes das plantas e, portanto, é altamente influenciado por fatores climáticos, como a precipitação (USSIRI & LAL, 2009), que por sua vez regula a umidade e atividade biológica do solo (ABBASI et al., 2021). Adicionalmente, a radiação UV-B potencializa a fotodegradação química de compostos presentes no solo, resultando em materiais menos lignificados, com maior facilidade de acesso e assimilação por comunidades microbiológicas do solo, o que por sua vez, pode impulsionar a FCO₂ (LI et al., 2020). Finalmente, a relação negativa entre Xco₂ e FCO₂ pode ser atribuída às perdas de C do solo e incorporação desse carbono nas estruturas das plantas (USSIRI & LAL, 2009).

TABELA 1. Regressão de Stepwise para a emissão de CO₂ do solo (FCO₂).

	Estimate	EP	Valor - t	Valor - p
Intercept	51,8126	3,3419	15,504	< 0,0001***
Umidade do solo (Us)	0,0233	0,0041	5,683	< 0,0001***
Precipitação	0,1936	0,0126	15,398	< 0,0001***
UV-B	6,2903	0,2799	22,471	< 0,0001***
Xco ₂	-0,1279	0,0081	-15,748	< 0,0001***
R ² ajustado				0,4219

EP: erro padrão. NS: não significativo (p > 0,05); ***: significativo (p < 0,001). UV-B: radiação ultravioleta – B, Xco₂: concentração de CO₂ atmosférico.

Os modelos gerados a partir dos algoritmos MLP, SVM e RF foram significativos (p < 0,01). RF apresentou os menores erros e maior R² ajustado para ambas as fases (treinamento e teste) em comparação com MLP e SVM (FIGURA 1). Na fase de treinamento, RF mostrou RMSE (1,14 μmol m⁻² s⁻¹) 7 e 11% mais baixo que MLP (1,23 μmol m⁻² s⁻¹) e SVM (1,28 μmol m⁻² s⁻¹), respectivamente. O modelo SVM apresentou o maior MAPE tanto para a fase de treinamento (63,67%), quanto de teste (61,38%), o que correspondeu a uma diferença de, aproximadamente, 23% em relação aos algoritmos MLP e RF. Adicionalmente, RF mostrou o maior R² ajustado para a fase de treinamento (0,67), seguida de teste (0,62) (FIGURA 1). Canteral et al. (2023) modelaram diferentes cenários de reflorestamento utilizando cinco algoritmos de aprendizado de máquina. Semelhante ao nosso estudo, os autores reportaram que RF apresentou o melhor desempenho preditivo para estimar a FCO₂ em áreas reflorestadas por eucalipto (RMSE: 1,02 μmol m⁻² s⁻¹ e R² ajust.: 0,70) e pinus (RMSE: 1,07 μmol m⁻² s⁻¹ e R² ajust.: 0,48). Portanto, a regressão clássica (RF) consegue capturar padrões assertivos de fenômenos cíclicos, como a respiração do solo (HAMRANI et al., 2020).

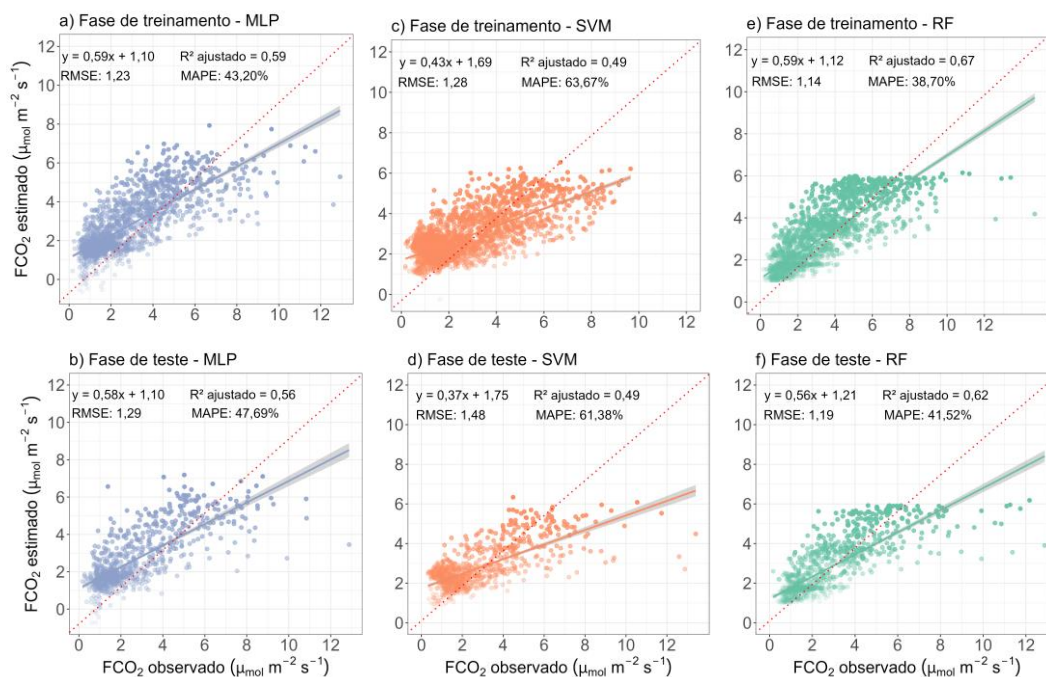


FIGURA 1. Emissão de CO₂ do solo (FCO₂) observada versus estimada nas fases de treinamento e teste para os algoritmos MLP: Multilayer Perceptron, SVM: Support Vector Machine e RF: Random Forest.

CONCLUSÕES: O algoritmo RF pode ser usado para modelar a FCO₂ a partir de variáveis químicas, físicas e climáticas. Além disso, essa abordagem pode contribuir para a elaboração de relatórios sobre fontes e sumidouros de C no solo com foco na mitigação de GEE.

AGRADECIMENTOS: À Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES/001) pela concessão de bolsa de doutorado ao primeiro autor.

REFERÊNCIAS:

- ABBASI, N. A.; HAMRANI, A.; MADRAMOOTOO, C. A.; ZHANG, T.; TAN, C. S.; GOYAL, M. K. Modelling carbon dioxide emissions under a maize-soy rotation using machine learning. **Biosystems Engineering**, v. 212, p. 1-18, 2021.
- CANTERAL, K. F. F.; VICENTINI, M. E.; DE LUCENA, W. B.; DE MORAES, M. L. T.; MONTANARI, R.; FERRAUDO, A. S.; PERUZZI, N. J.; LA SCALA JR.; PANOSSO, A. R. Machine learning for prediction of soil CO₂ emission in tropical forests in the Brazilian Cerrado. **Environmental Science and Pollution Research**, p. 1-20, 2023.
- HAMRANI, A.; AKBARZADEH, A.; MADRAMOOTOO, C. A. Machine learning for predicting greenhouse gas emissions from agricultural soils. **Science of The Total Environment**, v. 741, p. 140338, 2020.
- IPCC – Intergovernmental Panel on Climate Change, 2014. Climate Change 2014: Mitigation. Contribution of Working Group III. Fourth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change. **Cambridge University Press**, Cambridge, United Kingdom and New York, NY.
- LI, T.; LI, X.; LIANG, Y.; LI, M.; JIANG, M.; ZHAN, F.; HE, Y. Effects of UV-B radiation on soil carbon conversion and greenhouse gas emission in paddy soil. **Greenhouse Gases: Science and Technology**, v. 10, n. 5, p. 965-979, 2020.
- RAIJ, B. V.; ANDRADE, J. C.; CANTARELLA, H.; QUAGGIO, J. A. Análise química para avaliação da fertilidade de solos tropicais. **Instituto Agrônomo**, Campinas, p. 285, 2001.
- THORNTHWAITE, C. W. An approach toward a rational classification of climate. **Geographical review**, v. 38, n. 1, p. 55-94, 1948.
- USSIRI, D. A. N.; LAL, R. Long-term tillage effects on soil carbon storage and carbon dioxide emissions in continuous corn cropping system from an alfisol in Ohio. **Soil and Tillage Research**, v. 104, n. 1, p. 39-47, 2009.