

MAPEAMENTO DE USO DA TERRA NO SEMIÁRIDO MINEIRO: COMPARAÇÃO ENTRE DADOS DO MAPBIOMAS E CLASSIFICAÇÃO GOOGLE EARTH ENGINE

Cristiano Marcelo Pereira Souza¹
Lucas Augusto Pereira da Silva²
Marcos Esdras Leite³
Samuel Carlos Santos Marques⁴

INTRODUÇÃO

A expansão das florestas de eucalipto tem alterado significativamente a paisagem de biomas como Mata Atlântica, Cerrado e zonas de transição no Brasil (ANDRÉ et al., 2021). Em Minas Gerais, o estado com a maior área de cultivo, o eucalipto ocupa cerca de 1.841.943 hectares, representando aproximadamente 22% da área total plantada no país (IBGE, 2023). Esse crescimento, especialmente no semiárido mineiro, onde o cultivo avança sobre áreas de pastagem, suscita debates sobre os impactos sociais e ambientais dessa expansão.

A expansão do eucalipto no semiárido mineiro tem catalisado conflitos de terra, afetando povos tradicionais, quilombolas, indígenas e agricultores familiares, além de intensificar deslocamentos populacionais e tensões socioeconômicas (LIMA et al., 2022). Ambientalmente, o cultivo de eucalipto no semiárido agrava problemas relacionados ao consumo excessivo de água, exacerbando a evapotranspiração e afetando negativamente o balanço hídrico, especialmente em pequenas bacias hidrográficas (FERRETO et al., 2020). A situação se torna ainda mais crítica em cenários de mudanças climáticas, onde o aumento da temperatura pode comprometer a disponibilidade hídrica, inviabilizando até mesmo o cultivo de eucalipto em algumas áreas (LIMA et al., 2012; MARTINS et al., 2022; SONDERMANN et al., 2022)

Diante desses desafios, é fundamental obter dados mais precisos e atualizados sobre a distribuição espacial das florestas de eucalipto. As discrepâncias entre diferentes fontes de dados, como as estimativas do IBGE e os levantamentos do MapBiomas, refletem a necessidade de aprimorar os métodos de avaliação. Nesse contexto, técnicas

¹Professor Colegiado de Geologia, Universidade Federal do Vale do São Francisco - UNIVASF, cristiano.souza@univasf.edu.br

² Professor Departamento de Geociências, Universidade Estadual de Montes Claros, lucaskaio1605@gmail.com

³Professor Departamento de Geociências, PPGeo – Universidade Estadual de Montes Claros, marcos.leite@unimontes.br

⁴ Mestrando em geografia PPGeo – Universidade Estadual de Montes Claros, samuel35marques@gmail.com

de classificação automatizada usando algoritmos de aprendizado de máquina surgem como alternativas promissoras. O uso de ferramentas como o Google Earth Engine (GEE) pode aumentar a precisão na identificação e monitoramento das áreas plantadas, oferecendo um potencial significativo para melhorar o planejamento e a gestão ambiental no semiárido mineiro. Este estudo visa comparar os dados fornecidos pelo MapBiomas com modelos de classificação desenvolvidos no GEE, buscando avaliar a eficácia dessas abordagens na detecção de florestas de eucalipto em uma área específica.

MATERIAIS E MÉTODOS

Neste estudo, utilizamos dados do MapBiomas Collection 8, referentes ao ano de 2022, que abrangem todo o território brasileiro (MAPBIOMAS, 2023). A partir desse conjunto de dados, recortamos a área correspondente ao semiárido, permitindo uma análise focada nas características específicas dessa região.

Paralelamente, como o objetivo foi comparar a cobertura de uso da terra disponibilizada pelo MapBiomas com um mapa de uso da terra desenvolvido especificamente para o semiárido mineiro, utilizando a plataforma Google Earth Engine (GEE), elaboramos um código para classificação nessa plataforma focado apenas no semiárido mineiro.

Para a elaboração do mapa no GEE, empregamos pontos de validação utilizados pelo próprio MapBiomas como base de amostras. A classificação das áreas de uso da terra foi realizada com o modelo de aprendizado de máquina Random Forest, amplamente reconhecido por sua precisão e robustez na categorização de dados complexos de sensoriamento remoto. O treinamento do modelo contou com o auxílio de três covariáveis de vegetação: o Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI), o Índice de Diferença Normalizada de Água (NDWI) e o Índice de Diferença Normalizada de Construção (NDBI).

O NDVI é amplamente utilizado para monitorar a saúde da vegetação, destacando áreas com alta atividade fotossintética, que são características de plantações vigorosas, como as florestas de eucalipto em diferentes estágios de crescimento. O NDWI é eficaz para detectar áreas com presença de água, sendo útil para identificar possíveis impactos hídricos associados ao cultivo de eucalipto, que requer grande quantidade de água. Já o NDBI auxilia na identificação de áreas construídas, mas também pode diferenciar áreas de solo exposto, relevantes para detectar preparos de solo para novas plantações de

eucalipto. Para assegurar a detecção de áreas de eucalipto em diversas fases de desenvolvimento, as covariáveis utilizadas refletem um período abrangente de 2018 a 2022 (ZHENG et al., 2021).

O treinamento do modelo Random Forest foi realizado com 70% das amostras disponíveis, reservando 30% das amostras para a validação do modelo. Essa prática segue uma abordagem amplamente adotada em estudos de classificação de uso da terra, que busca equilibrar a necessidade de um treinamento robusto do modelo com a validação eficaz para medir a sua precisão. Os dados resultantes da classificação foram analisados quanto à acurácia geral e ao índice Kappa, que fornece uma medida de concordância ajustada para o acaso entre a classificação automática e os dados de referência.

RESULTADOS E DISCUSSÃO

A análise comparativa entre os dados de uso da terra mapeados pelo Google Earth Engine (GEE) para o semiárido mineiro e os dados do MapBiomas (Collection 8, 2022) revelou diferenças significativas nas áreas classificadas para diversas classes de cobertura (Figura 1 e Figura 3).

A classificação de uso da terra realizada na plataforma Google Earth Engine (GEE) para o semiárido mineiro apresentou um desempenho moderado, conforme indicado pelos índices de avaliação. A acurácia global da classificação foi de 0,64, o que sugere que 64% das amostras foram corretamente classificadas em relação aos dados de referência. Este valor, embora aceitável, indica que há margem para aprimoramento, especialmente na distinção entre classes de cobertura com características espectrais semelhantes (RWANGA; NDAMBUKI, 2017).

O Índice Kappa, que ajusta a acurácia levando em consideração a possibilidade de acertos ao acaso, foi de 0,47. Esse índice reflete um nível de concordância moderada entre a classificação gerada pelo modelo e a realidade observada nas amostras de referência. O valor do Índice Kappa abaixo de 0,5 sugere que houve algumas inconsistências na classificação, particularmente em classes como "Eucalipto" e "Formação Florestal", onde houve confusão devido às características espectrais similares.

A análise foi conduzida utilizando um número total de 2352 amostras de treinamento. Esse número de amostras foi suficiente para treinar o modelo Random Forest, mas é possível que o desempenho da classificação pudesse ser melhorado com um conjunto de amostras mais diversificado e representativo das diferentes condições encontradas no semiárido mineiro. A limitação no número de amostras e a variabilidade

das características de cobertura na região podem ter contribuído para as discrepâncias observadas entre os dados classificados pelo GEE e aqueles fornecidos pelo MapBiomas.

Notavelmente, a classe "Eucalipto" apresentou discrepâncias importantes. O MapBiomas mapeou uma área de 2,93% como eucalipto, enquanto a classificação específica para o semiárido mineiro utilizando GEE indicou apenas 1,83%. Essa subestimação do GEE pode ser atribuída à exclusão de áreas de preparo, que foram melhor captadas pelo MapBiomas (Figura 2). O menor subconjunto de amostras utilizadas na classificação do GEE (WEIGAND et al., 2020), restrito ao semiárido mineiro, pode ter contribuído para essa subestimação, em contraste com a abordagem nacional do MapBiomas que inclui uma maior diversidade de amostras representativas.

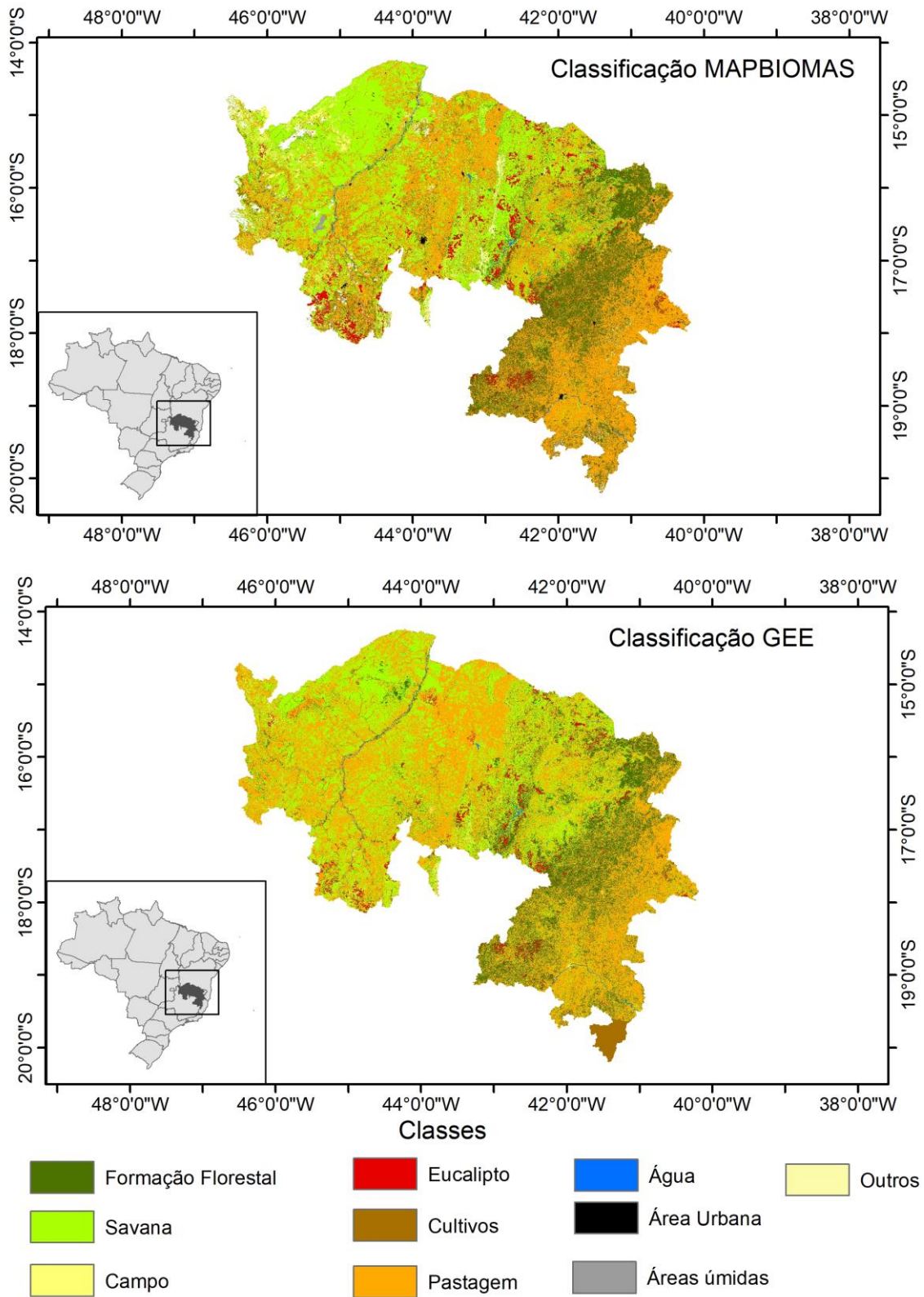


Figura 1. Mapa de classificação pelo Mapbiomas recortado para o semiárido mineiro (mapa superior). Mapa classificado pelo GEE usando amostras do mapbiomas.

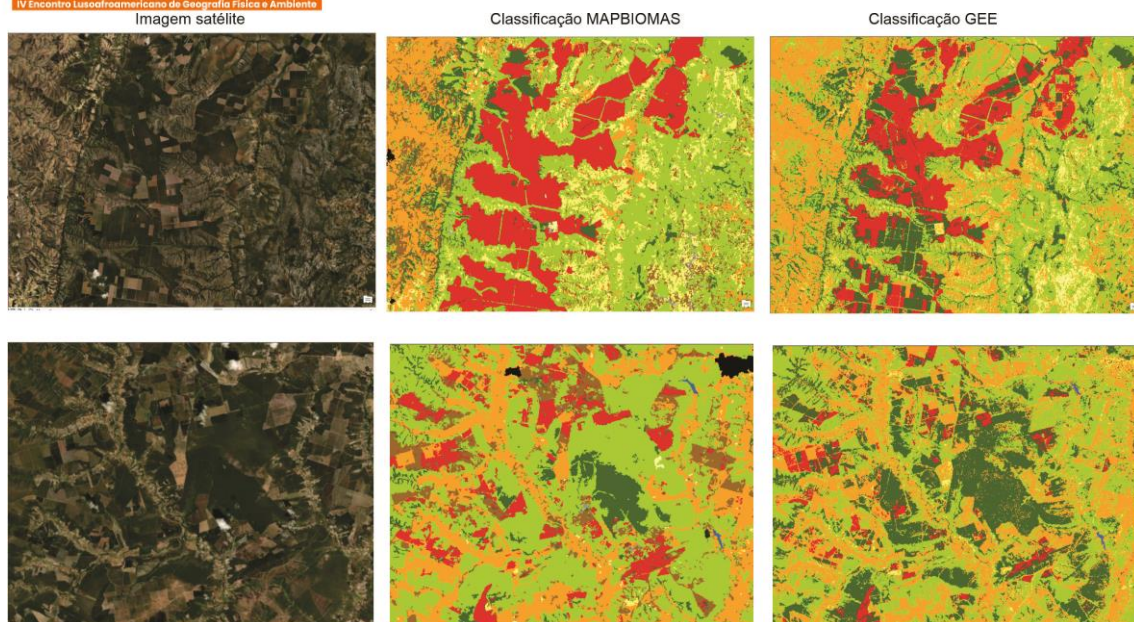


Figura 2. Diferenças das classificações: MapBiomas recortado para semiárido mineiro. A direita classificação usando GEE com amostras do MapBiomas.

A classe "Formação Florestal" também apresentou variações significativas, sendo mapeada com uma área maior pelo GEE (16,58%) em comparação ao MapBiomas (13,26%). No entanto, essa maior delimitação não necessariamente reflete um melhor desempenho de classificação, pois houve confusão entre áreas de savana e formações florestais, resultando em uma sobrestimação de florestas nativas. Contudo, essa confusão é registrada em ambas classificações

As classes "Pastagem" e "Cultivos" também mostraram divergências notáveis. A classe "Pastagem" foi mapeada com uma área significativamente maior pelo GEE (46,93%) em comparação ao MapBiomas (34,23%). Em contrapartida, a classe "Cultivos" foi amplamente subestimada no GEE (1,19%) em comparação ao MapBiomas (13,78%). Essas diferenças podem estar relacionadas aos critérios de classificação adotados por cada método.

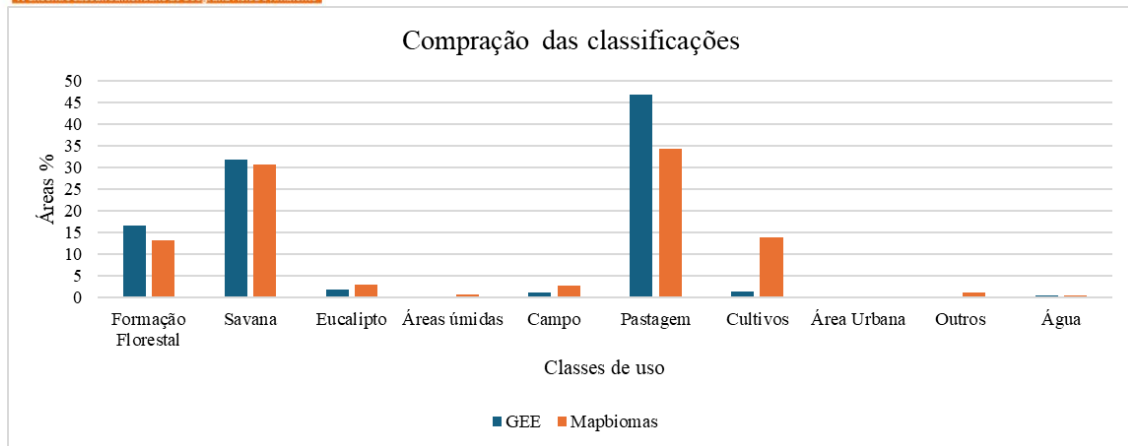


Figura 3. Áreas em porcentagem das classes de uso no mapa dos MapBiomas e na classificação usando GEE.

Essas diferenças entre os dois métodos de classificação ressaltam a importância de utilizar abordagens complementares para o mapeamento de uso da terra, especialmente em áreas com alta diversidade ecológica e de uso do solo. A integração de diferentes fontes de dados e métodos de classificação pode oferecer uma visão mais completa e precisa da distribuição espacial das classes de cobertura, crucial para o planejamento e a gestão ambiental no semiárido mineiro.

CONSIDERAÇÕES FINAIS

As análises indicam que a classificação do MapBiomas é robusta e possui grande potencial para estudos regionais. Por outro lado, classificações supervisionadas para áreas específicas, como as realizadas no GEE, exigem um maior número de amostras para melhorar a precisão. As covariáveis de vegetação utilizadas para um período de cinco anos não mostraram uma contribuição significativa na nossa classificação com GEE, especialmente considerando o número limitado de amostras. Portanto, para aprimorar as classificações regionais, é essencial investir em conjuntos de dados mais diversificados e representativos, garantindo resultados mais precisos e confiáveis.

Palavras-chave: Uso da terra. Random Forest. Classificação Automática. Covariáveis.

AGRADECIMENTOS

Ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq) e Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de Minas Gerais. Processo BPD-00233-22.

REFERÊNCIAS

ANDRÉ, J. L.; OLIVEIRA, R. D. S.; SETTE, C. R., JR.; ALFENAS, A. C.; ZAUZA, E. Â. V.; DE SIQUEIRA, L.; NOVAES, E. Wood volume of eucalyptus clones established under different spacings in the brazilian cerrado. **Forest Science**, 67, n. 4, 478-489, 2021.

FERRETO, D. O. C.; REICHERT, J. M.; CAVALCANTE, R. B. L.; SRINIVASAN, R. Water budget fluxes in catchments under grassland and eucalyptus plantations of different ages. **Canadian Journal of Forest Research**, 51, n. 4, 513-523, 2020.

IBGE. **Pevs - produção da extração vegetal e da silvicultura**. 2023. Disponível em: <https://cidades.ibge.gov.br/brasil/mg/pesquisa/16/12705?localidade1=0>.

LIMA, I. L. P.; ALEXIADES, M. N.; SCARIOT, A. Livestock management within a traditional agrosilvopastoral system in northern minas gerais, brazil: A model for reconciling livelihoods and conservation at a time of environmental change. **Human Ecology**, 50, n. 1, 183-193, 2022.

LIMA, W. P.; FERRAZ, S. F. B.; RODRIGUES, C. B.; VOIGTLAENDER, M. Assessing the hydrological effects of forest plantations in brazil. *In: River conservation and management*, 2012. p. 59-68.

MAPBIOMAS. Coleção 5 da série anual de mapas de cobertura e uso de solo do brasil. **MAPBIOMAS**, 11, 2023.

MARTINS, F. B.; BENASSI, R. B.; TORRES, R. R.; DE BRITO NETO, F. A. Impacts of 1.5 °c and 2 °c global warming on eucalyptus plantations in south america. **Science of The Total Environment**, 825, 153820, 2022.

RWANGA, S. S.; NDAMBUKI, J. M. Accuracy assessment of land use/land cover classification using remote sensing and gis. **International Journal of Geosciences**, Vol.08No.04, 12, 2017.

SONDERMANN, M.; CHOU, S. C.; LYRA, A.; LATINOVIC, D.; SIQUEIRA, G. C.; JUNIOR, W. C.; GIORNES, E.; LEITE, F. P. Climate change projections and impacts on the eucalyptus plantation around the doce river basin, in minas gerais, brazil. **Climate Services**, 28, 100327, 2022.

WEIGAND, M.; STAAB, J.; WURM, M.; TAUBENBÖCK, H. Spatial and semantic effects of lucas samples on fully automated land use/land cover classification in high-resolution sentinel-2 data. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, 88, 102065, 2020.

ZHENG, Y.; TANG, L.; WANG, H. An improved approach for monitoring urban built-up areas by combining npp-viirs nighttime light, ndvi, ndwi, and ndbi. **Journal of Cleaner Production**, 328, 129488, 2021.