



Modelagem da dinâmica da vegetação do Cerrado utilizando índices espectrais

Modeling the vegetation dynamics of the Cerrado using spectral indices

Talvane Coelho¹; Natielle Gomes Cordeiro²; Kelly Marianne Guimarães Pereira³; Pedro Henrique Gaspar Oliveira⁴; José Marcio de Mello⁵; Marcela de Castro Nunes Santos Terra⁶

¹Universidade Federal de São João Del-Rei (UFSJ), São João Del-Rei /MG
coelhotalvane@gmail.com

²Universidade Federal de São João Del-Rei (UFSJ), São João Del-Rei /MG
natiellegcordeiro@gmail.com

³Universidade Federal de São João Del-Rei (UFSJ), São João Del-Rei /MG
kellyguimaraes10@gmail.com

⁴Universidade Federal de São João Del-Rei (UFSJ), São João Del-Rei /MG
pedrugas1@gmail.com

⁵Universidade Federal de Lavras (UFLA), Lavras /MG
josemarcio@ufla.br

⁶Universidade Federal de São João Del-Rei (UFSJ), São João Del-Rei /MG
marcelacns@gmail.com

Resumo: Apesar da relevância do Cerrado na prestação de serviços ecossistêmicos, ainda são escassas as informações sobre a dinâmica da sua vegetação e a possibilidade de acesso a esses dados por sensoriamento remoto. Assim, este estudo teve como objetivo investigar essa relação. Foram utilizadas 40 parcelas de Cerrado para obtenção de variáveis da dinâmica da vegetação, além de dados espectrais obtidos pelo satélite Landsat 5. Esses dados foram testados para predição das variáveis por meio do algoritmo Random Forest. O modelo referente à variação do estoque de carbono apresentou o melhor desempenho, com a maior variação explicada, enquanto o modelo para taxa de mortalidade obteve o pior resultado. Esses achados indicam que a dinâmica da vegetação do Cerrado pode ser parcialmente compreendida e extrapolada a partir de dados de sensoriamento remoto, destacando-se a importância das bandas visíveis e de alguns índices de vegetação nesse processo de modelagem.

Palavras-chaves: Cobertura vegetal; Random forest; Sensoriamento Remoto.

Abstract: Despite the importance of the Cerrado in providing ecosystem services, information about the dynamics of its vegetation and the possibility of accessing these data through remote sensing remains scarce. Thus, this study aimed to investigate this relationship. Forty Cerrado plots were used to obtain vegetation dynamics variables, along with spectral data acquired from the Landsat 5 satellite. These data were tested for predicting the variables using the Random Forest algorithm. The model related to carbon stock variation showed the best performance, with the highest explained variance, while the model for mortality rate had the poorest result. These findings indicate that the dynamics of Cerrado vegetation can be partially understood and extrapolated using remote sensing data, highlighting the relevance of visible bands and certain vegetation indices in the modeling process.

Keywords: Vegetation cover; Random forest; Remote Sensing.



INTRODUÇÃO

O Cerrado vem sendo constantemente ameaçado por ações antrópicas, tornando-se um dos biomas mais devastados do Brasil (Kelly et al., 2020). A detecção rápida das mudanças na cobertura da vegetação auxilia em ações de conservação desse domínio vegetacional. Tal conservação é crucial pois o bioma fornece serviços ecossistêmicos fundamentais, como o sequestro e estocagem de carbono (Terra et al., 2023), estabilidade climática regional, proteção dos recursos hídricos e a conservação do solo (Pereira; Fernandes, 2022).

Diante das transformações impostas ao ecossistema, estudos aprofundados sobre sua dinâmica tornam-se uma demanda crescente (Cordeiro et al., 2020). Investigações desse tipo são fundamentais para compreender a resiliência ecológica e sua relação com distúrbios naturais e humanos (Rocha; Pinto, 2021). De modo geral, os parâmetros como alterações no estoque de carbono, mortalidade, recrutamento, rotatividade e mudança líquida podem ser utilizados para subsidiar previsões de mudanças na estrutura ou até mesmo composição das comunidades vegetais.

A detecção de mudanças na cobertura vegetal, mapeamento de áreas desmatadas e queimadas, bem como a análise da regeneração natural podem ser realizadas a partir de tecnologias de sensoriamento remoto, como imagens de satélite. Essas ferramentas são úteis para o monitoramento em larga escala, fornecendo praticidade, informações em escala espacial e temporal acuradas e otimizando custos e tempo (Oliveira et al., 2024). Assim, compreender como a dinâmica da vegetação se correlaciona com dados de sensoriamento remoto é essencial (Nguyen et al., 2018). O presente trabalho teve como objetivo verificar se aspectos relacionados à dinâmica da vegetação de Cerrado (carbono, mortalidade, recrutamento, rotação e mudança líquida) estão relacionados às variações em índices espectrais derivados de imagens de sensoriamento remoto, como Landsat 5.

MATERIAL E MÉTODOS

Área de estudo

A área de estudo possui 236,85 hectares de vegetação de campo Cerrado. A área está localizada no município de Brasilândia de Minas - MG, nas coordenadas 45°51'30.12"O e 16°56'33.84"S. Esta região é caracterizada por possuir uma precipitação média anual de



1285 mm, temperatura média de 22°C, altitude média de 578 m e solo classificado como Latossolo.

Coleta dos dados da vegetação

O inventário florestal foi realizado com a alocação de 40 unidades amostrais com dimensões de 10x100 m (1000 m²) medidas em 2003 e remedidas em 2010. Nas medições, foram tomadas as circunferências à altura do peito (CAP; 1,3 m) e as alturas das árvores. A metodologia de cálculo dos estoques de carbono para cada medição, bem como das taxas de dinâmica (mortalidade, recrutamento, mudança líquida e rotatividade) podem ser encontradas em Cordeiro et al. (2020). Para fins de testar as hipóteses do presente trabalho, foi calculado o “delta de carbono”, que corresponde à diferença entre o estoque de carbono entre os anos de 2010 e 2003.

Coleta dos dados de sensoriamento remoto

As imagens foram obtidas pelo satélite Landsat 5, com resolução espacial de 30x30 m, através do *data set Landsat Collection 2 Level-2* por meio da plataforma Earth Explorer, do *United States Geological Survey (USGS)*. Foram utilizadas imagens referentes ao ano de 2003 e 2010, com valores abaixo de 20% de cobertura de nuvens. Após a obtenção das imagens, foram extraídas as bandas (Azul, Verde, Vermelho e Infravermelho) de cada ano e os diferentes índices de vegetação (NDVI, SAVI, MSAVI, EVI e CIG) e calculado um “delta”, que corresponde ao valor do índice/banda em 2010 menos o seu valor em 2003.

Análise de dados

Para testar a importância das variáveis espectrais (índices, bandas e suas variações no tempo) na predição da variação do estoque de carbono e das taxas de dinâmica, utilizou-se o algoritmo Random Forest, implementado por meio do pacote randomForest do software R, para modelagem dos dados. A base de dados foi dividida em conjuntos de treinamento e teste, adotando-se uma proporção de 70% para treinamento e 30% para teste. Cada variável resposta foi categorizada em duas classes, sendo a primeira com valores inferiores ou iguais à mediana e a segunda classe com valores superiores à mediana. O número de árvores foi fixado em 1000 ($n_{tree} = 1000$), e o parâmetro $mtry$ foi ajustado buscando minimizar o erro fora da amostra (Out-Of-Bag Error – OOB). Para definição do subconjunto de variáveis mais relevantes, foi aplicada a técnica de remoção recursiva de variáveis (*Recursive Feature*



Elimination), considerando o impacto de cada variável na acurácia do modelo. Eventualmente cada modelo das variáveis da vegetação foi usado para extrapolar essas informações para toda área, além de obter métricas estatísticas.

RESULTADOS E DISCUSSÃO

Os valores médios das taxas de mortalidade, recrutamento, mudança líquida e rotatividade para a área de estudo referentes ao período de 2003 e 2010 foram 1,02, 5,42, 4,65, 3,22 $\% \cdot \text{year}^{-1}$, respectivamente. O incremento médio de carbono (delta de carbono) foi de 3,31 $\text{Mg} \cdot \text{ha}^{-1}$. As médias anuais de estoque de carbono foram de 10,23 e 13,54 $\text{Mg} \cdot \text{ha}^{-1}$, respectivamente para os anos de 2003 e 2010. Esses valores estão dentro do esperado para a fitofisionomia (Aquino et al., 2007) e demonstram um acúmulo de biomassa e aumento no número de indivíduos. Esse processo está associado a áreas livres de distúrbios ou mesmo a áreas em recuperação após distúrbio (Pereira et al., 2020).

De modo geral, o RF-RFE indicou que as variações nos dados espectrais não foram os melhores preditores para as variáveis de dinâmica da vegetação. A variância explicada (VE%) por esses dados variou entre 2,31% e 28,80%, com coeficientes de determinação (R^2) entre 0,02 e 0,64 (Tabela 1). Levando em consideração as médias, observou-se menores valores de erro quadrático médio (MSE) para a mortalidade e para o incremento de carbono, com 0,38% e 1,67 $\text{Mg} \cdot \text{ha}^{-1}$, respectivamente, enquanto a taxa de rotatividade apresentou o maior valor, com MSE de 3,91%.

Entre todos os modelos, a variação de carbono apresentou melhor desempenho, com 28.8% de variância explicada, sendo que grande parte de suas variáveis de importância foram índices de vegetação (Tabela 1). Em estudo realizado por Legesse et al. (2024), os autores também mostraram que os índices de vegetação tiveram correlação positiva entre o estoque de carbono. No presente caso, as variáveis de importância corroboram com estudos que evidenciaram correlações altas e moderadas entre os índices e biomassa/carbono (Jin et. al., 2014; Eckert, 2012).

Em termos gerais, os estimadores para taxa recrutamento e mortalidade foram pouco eficientes, possivelmente por se tratar de eventos com forte caráter aleatório (Vasconcelos et al., 2009). A taxa de mortalidade apresentou uma menor eficiência comparado com as outras taxas. A taxa de recrutamento, apesar de ter um VE% maior, exibiu valores de



importância inferiores a 7% em todas suas variáveis, o que destaca a dificuldade em prever essa variável alvo.

Tabela 1. Valores de modelagem e relevância das 3 maiores variáveis de importância das Variáveis de Dinâmica da Vegetação (VGV).

VGV	MSE	EM%	R ²	VE%	Importância relativa	
					variável	%
Variação de carbono	1,67	4,83	0,64	28,80	MSAVI_2	9,25
					NDVI_2	8,78
					SAVI_2	8,37
Taxa de mortalidade	0,38	-16,25	0,02	2,31	MSAVI_2	9,25
					NDVI_2	8,78
					SAVI_2	8,37
Taxa de recrutamento	3,37	-16,82	0,62	17,88	B1_1	6,57
					NDVI_2	6,35
					MSAVI_2	6,03
Mudança líquida	3,90	-58,02	0,58	27,8	B1_1	8,37
					B2_1	7,40
					B2_2	6,95
Rotatividade	3,91	-0,31	0,34	27,54	B1_2	10,0
					CIGΔ	8,4
					B2_2	8,0

Em que: MSE = Erro Quadrático Médio (unidade da variável); EM = Erro médio percentual das variáveis estimadas pelo modelo; R² = Coeficiente de determinação; VE = Variância Explicada; NDVI = Normalized Difference Vegetation Index; SAVI = Soil Adjusted Vegetation Index; MSAVI = Modified Soil Adjusted Vegetation Index; CIG = Chlorophyll Index Green; B1 = Banda 1 (Azul) e B2 = Banda 2 (Verde), em que variáveis que terminam com 1, 2 e Δ correspondem aos anos de 2003, 2010 e a diferença entre esses dois anos (2010 - 2003), respectivamente.

Para a taxa de mortalidade, as variáveis explicativas foram predominantemente índices de vegetação. A variação de carbono também apresentou o mesmo padrão. Já para mudança líquida foi o contrário, tendo uma dominância para bandas visíveis, utilizando B1, B2 e B3 em ambos períodos temporais, sendo a banda do infravermelho não selecionada,



e isso justifica o motivo da pouca aderência dos índices, já que para todos eles se utiliza o infravermelho. Em estudo realizado por Zhou et al. (2021), também foi possível observar a relevância dos espectros visíveis, com estimativas pertinentes, sem precisar da banda do infravermelho.

As quantidades de variáveis de importância entre as variáveis de dinâmica da vegetação foram similares, sendo que variação de carbono e mortalidade foram as menores, com 7 variáveis, enquanto a maior foi a taxa de rotatividade, com 12 variáveis. De modo geral, os modelos demandam uma quantidade considerável de variáveis para fazer a previsão, o que “encarece” o modelo por demandar mais preditores. Dentre todas as variáveis testadas, apenas a B2 de 2010 e B3 de 2003 estiveram presentes nas variáveis de importância para todas as variáveis de dinâmica da vegetação. Para os índices de cobertura, o SAVI foi selecionado em todos os modelos pelo menos em determinado período temporal. Portanto, podemos inferir que as bandas visíveis (verde e vermelha) demonstraram maior relevância com variáveis-alvo do presente estudo.

Apesar da previsibilidade moderada do modelo foi possível extrapolar suas informações para toda a área de estudos (Figura 1), sendo a média da população de 0,84, 5,26, 5,81, 5,33 $\% \cdot \text{year}^{-1}$ para taxa de mortalidade, de recrutamento, de mudança líquida e rotatividade, respectivamente. Já para o incremento médio de carbono (delta de carbono) foi de 3,17 $\text{Mg} \cdot \text{ha}^{-1}$.

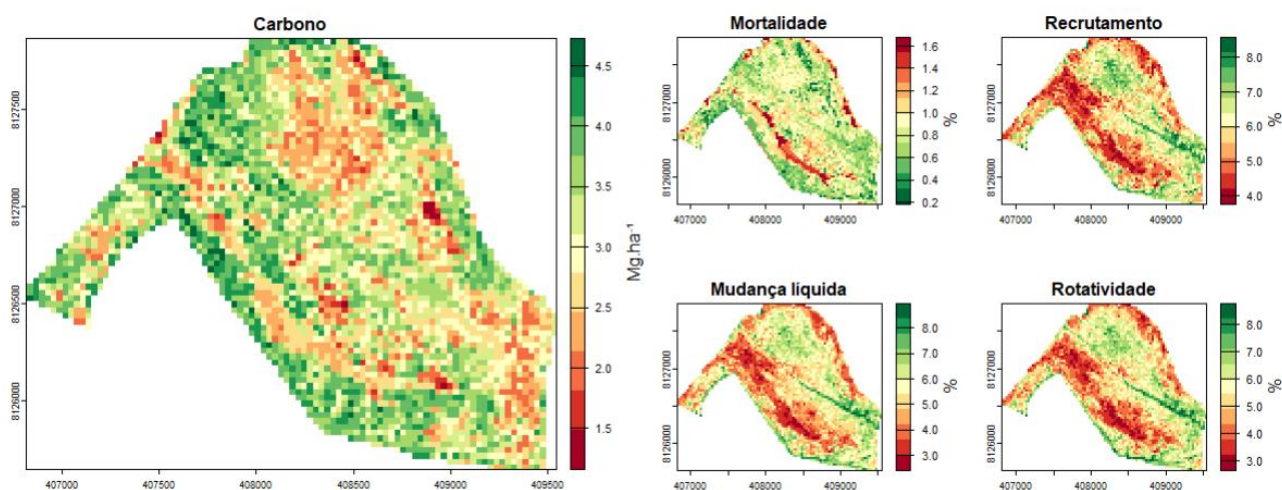


Figura 1: Mapas espaciais da distribuição de incremento de carbono ($\text{Mg} \cdot \text{ha}^{-1}$) e das taxas de mortalidade (%), recrutamento (%), mudança líquida (%) e rotatividade (%) em uma área de vegetação de Cerrado.



A partir da interação entre a dinâmica da vegetação do Cerrado e as variáveis espectrais, foi possível identificar áreas mais sensíveis ou características do povoamento ao longo da área (Figura 1). Por exemplo, a imagem da dinâmica de carbono revela que as bordas apresentam um incremento maior do que as áreas internas, pois as áreas mais internas (áreas livres de distúrbio) apresentam menor taxa de incremento de carbono, com tendência a estabilização (Pereira et al., 2020). No que diz respeito ao mapa de mortalidade, é possível observar uma região da população com maior mortalidade, o que pode indicar algum evento natural ou antrópico ou até mesmo sugerir que aquela região possui uma estrutura ou comunidade vegetal mais suscetível a distúrbios.

CONCLUSÃO

Em síntese, a dinâmica da vegetação do Cerrado pode ser parcialmente compreendida e extrapolada por meio de dados de sensoriamento remoto (imagens Landsat 5), com destaque para as bandas visíveis e alguns índices de vegetação na estimativa de parâmetros como a variação de carbono. A variação de carbono apresentou o melhor resultado, com a maior variância explicada, já a mortalidade apresentou o pior resultado. Observou-se que as bandas visíveis (verde e vermelha), principalmente B2 de 2010 e B3 de 2003, demonstraram maior relevância em diversas variáveis de dinâmica da vegetação. Além disso, o índice SAVI esteve consistentemente presente nos modelos em diferentes períodos temporais. Contudo, a baixa previsibilidade para algumas variáveis de dinâmica reforça a necessidade de mais estudos para aprimorar a capacidade de monitoramento e previsão do Cerrado.

REFERÊNCIAS

- AQUINO, F. de G.; WALTER, B. M. T.; RIBEIRO, J. F. Woody community dynamics in two fragments of "cerrado" stricto sensu over a seven-year period (1995-2002), MA, Brazil. *Brazilian Journal of Botany*, v. 30, p. 113-121, 2007.
- CORDEIRO, N. G.; PEREIRA, K. M. G.; TERRA, M. de C. N. S. et al. Structural and compositional shifts in Cerrado fragments in up to 11 years monitoring. *Acta Scientiarum. Biological Sciences*, v. 42, p. 1-13, 2020.
- ECKERT, S. Remote sensing-based assessment of forest decline in mountain forests in the European Alps. *Remote Sensing*, v. 4, p. 810-831, 2012.
- JIN, Y.; YANG, X.; QIU, J. et al. Remote Sensing-Based Biomass Estimation and Its Spatio-



Temporal Variations in Temperate Grassland, Northern China. *Remote Sensing*, v. 6, p. 1496-1513, 2014.

KELLY, L. T.; GILJOHANN, K. M.; DUANE, A. et al. Fire and biodiversity in the Anthropocene. *Science*, v. 370, 2020.

LEGESSE, F.; DEGEFA, S.; SOROMESSA, T. Estimating carbon stock using vegetation indices and empirical data in the upper awash river basin. *Discover Environment*, v. 2, 2024.

NGUYEN, T. H.; COHEN, W. B.; YANG, Z. et al. A spatial and temporal analysis of forest dynamics using Landsat time-series. *Remote Sensing of Environment*, v. 217, p. 461-475, 2018.

OLIVEIRA, A. C. de; ROCHA, B. O.; COSTA, C. A. de M. et al. Classificação Supervisionada de Áreas Queimadas do Cerrado Utilizando Atributos Espectrais Provenientes de Séries Temporais do Sensor WFI. *Revista Brasileira de Cartografia*, v. 76, 2024.

PEREIRA, C. C.; FERNANDES, G. W. Cerrado conservation is key to the water crisis. *Science*, v. 377, p. 270, 2022.

PEREIRA, K. M. G.; CORDEIRO, N. G.; TERRA, M. de C. N. S. et al. Protection status as determinant of carbon stock drivers in Cerrado sensu stricto. *Journal of Plant Ecology*, v. 13, p. 361-368, 2020.

ROCHA, L. G. S.; PINTO, J. R. R. Diversity and structural changes in Cerrado Rupestre under effects of disturbances. *Brazilian Journal of Botany*, v. 44, p. 213-225, 2021.

TERRA, M. de C. N. S.; PRADO-JÚNIOR, J. A.; SOUZA, C. R. de et al. Tree species dominance in neotropical savanna aboveground biomass and productivity. *Forest Ecology and Management*, v. 496, 2021.

VASCONCELOS, H. L.; HIGUCHI, N.; OLIVEIRA, M. A. Projeção da distribuição diamétrica de uma floresta explorada seletivamente na Amazônia Ocidental. *Acta Amazonica*, v. 39, p. 71-80, 2009.

ZHOU, H.; FU, L.; SHARMA, R. P. et al. A Hybrid Approach of Combining Random Forest with Texture Analysis and VDMI for Desert Vegetation Mapping Based on UAV RGB Data. *Remote Sensing*, v. 13, p. 1891, 2021.