

ANÁLISE TEMPORAL DE ÍNDICES ESPECTRAIS COM DADOS SENTINEL-2 PARA MONITORAMENTO DE USO E COBERTURA DA TERRA EM CARAÚBAS-RN

Carlos Alexandre Paiva Pereira¹, Adeline Marinho Maciel^{2*}

¹*Acadêmico da Universidade Federal Rural do Semi-Árido (UFERSA), Caraúbas, RN, Brasil (carlos.pereira@alunos.ufersa.edu.br)*

^{2*}*Professora do Departamento de Ciência e Tecnologia da Universidade Federal Rural do Semi-Árido (UFERSA), Caraúbas, RN, Brasil (adeline.maciell@ufersa.edu.br)*

Resumo: Este trabalho analisa a variabilidade temporal dos índices NDVI, EVI, SAVI, NDWI e NDMI utilizando imagens Sentinel-2 e processamento no Google Earth Engine (GEE) para diferentes usos da terra em Caraúbas-RN. As assinaturas espectrais permitiram diferenciar vegetação, agricultura, corpos d'água e áreas urbanas. A análise multitemporal apresentou padrões sazonais e respondeu às variações fenológicas, evidenciando o potencial do sensoriamento remoto no monitoramento ambiental regional.

Palavras-chave: Sensoriamento Remoto, Sentinel-2; Google Earth Engine; Uso e Cobertura da Terra; Índices Espectrais.

INTRODUÇÃO

O sensoriamento remoto tem se consolidado como uma ferramenta essencial para o monitoramento ambiental e da cobertura da terra (IBGE, 2013). Os índices espectrais, como o Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI - *Normalized Difference Vegetation Index*) (Tucker, 1979) e o Índice de Vegetação Melhorado (EVI - *Enhanced Vegetation Index*) (Huete et al., 2002), permitem avaliar a dinâmica da vegetação ao longo do tempo. O Índice de Vegetação Ajustado ao Solo (SAVI - *Soil Adjusted Vegetation Index*) (Huete, 1988) minimiza a influência do solo exposto, enquanto o Índice de Água por Diferença Normalizada (NDWI - *Normalized Difference Water Index*) (McFeeters, 1996) destaca a presença de corpos d'água. Já o Índice de Umidade por Diferença Normalizada (NDMI - *Normalized Difference Moisture Index*) (Gao, 1996) é sensível ao conteúdo de umidade da vegetação, auxiliando na identificação de áreas com variações hídricas. A missão Sentinel-2 oferece imagens multiespectrais com alta resolução temporal e espacial, tornando-se adequada para aplicações em estudos ambientais regionais (Drusch et al., 2012).

Nesse contexto, destaca-se o Google Earth Engine (GEE), uma plataforma computacional em nuvem desenvolvida pelo Google, que permite o processamento e a análise de grandes volumes de dados geoespaciais de forma eficiente e escalável (Gorelick et al., 2017). Além de seu catálogo de imagens e ferramentas analíticas, o GEE tem sido amplamente utilizado em pesquisas científicas

relacionadas ao sensoriamento remoto, mudança do uso da terra e ao monitoramento ambiental (Gorelick et al., 2017). A plataforma disponibiliza acesso gratuito a diversas coleções de imagens de satélite, como as do programa Sentinel, e integra ferramentas para visualização, processamento e exportação de dados. Embora a interface padrão utilize JavaScript, o GEE também possui uma API para Python, o que amplia sua flexibilidade e integração com bibliotecas científicas amplamente utilizadas na análise de dados, como NumPy e Pandas.

A linguagem Python, atualmente, é uma das mais importantes para análise de dados e ciências ambientais, graças à sua simplicidade, versatilidade e ampla comunidade de usuários e desenvolvedores (McKinney, 2023). A disponibilização de dados abertos por instituições brasileiras, como o Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), amplia significativamente o potencial para estudos ambientais e geoespaciais no país, promovendo a democratização do acesso à informação e fortalecendo a produção científica de qualidade. Essa combinação de ferramentas acessíveis e dados abertos potencializa a pesquisa em sensoriamento remoto e monitoramento ambiental.

Além disso, os dados do programa Sentinel, fornecidos gratuitamente pela Agência Espacial Europeia (ESA - *European Space Agency*), possuem alta resolução espacial (até 10 metros) e frequência temporal elevada, permitindo o monitoramento detalhado e contínuo das mudanças ambientais. A qualidade e abrangência desses dados são essenciais

para estudos precisos de uso e cobertura da terra, conceito que, segundo o IBGE (2013), refere-se às características observáveis da superfície terrestre, como vegetação, corpos d'água e áreas urbanizadas, como o realizado neste trabalho.

Diversos estudos recentes têm utilizado o GEE para calcular e analisar diferentes índices espectrais a partir de imagens Sentinel-2, aproveitando a capacidade da plataforma para processar grandes volumes de dados e gerar séries temporais de alta resolução espacial e temporal. Por exemplo, Leivas et al. (2022) utilizaram o GEE e imagens Sentinel-2 e MODIS para analisar a dinâmica temporal de índices de vegetação (NDVI, EVI, SAVI e IRECI) em áreas agrícolas na Bahia, identificando ciclos de plantio e colheita por meio da análise de séries temporais. Gottschalk et al. (2024) também empregaram o GEE para monitorar o intercâmbio diário de carbono em áreas agrícolas, correlacionando índices como NDVI, EVI, SAVI e NDWI do Sentinel-2 com fluxos de carbono, e demonstraram forte relação entre os índices e os processos ecofisiológicos das culturas. Wang et al. (2025) também utilizaram o GEE e dados Sentinel-2 para analisar a variação espaço-temporal do Índice de Área Foliar (LAI) em florestas decíduas temperadas, com base em índices espectrais como o NDVI e bandas B12 e B7.

Além disso, tutoriais e estudos de caso disponíveis demonstram a implementação desses índices no GEE, incluindo a filtragem de imagens Sentinel-2, remoção de nuvens, cálculo dos índices espectrais e análise de tendências temporais para monitoramento de vegetação, qualidade da água e uso da terra. O GEE tem se consolidado como uma ferramenta fundamental para pesquisadores e gestores ambientais, permitindo análises multiescalares e automatizadas, além de facilitar a visualização e exportação de resultados para diferentes aplicações em monitoramento ambiental, agrícola e de recursos hídricos.

Diante desse contexto, o presente estudo tem como objetivo analisar o comportamento temporal dos índices espectrais NDVI, EVI, SAVI, NDWI e NDMI, utilizando imagens do satélite Sentinel-2 e a plataforma GEE, para o período de janeiro de 2020 a dezembro de 2024, em áreas representativas de classes de uso e cobertura da terra no município de Caraúbas-RN. A escolha desta área ocorreu devido às suas características geoambientais típicas do semiárido nordestino: vegetação de Caatinga, em diferentes estágios de conservação; atividades agrícolas; e recursos hídricos limitados, com corpos d'água sazonais. Busca-se analisar e avaliar a capacidade desses índices em diferenciar classes de uso e cobertura da terra (vegetação natural, agricultura, corpos hídricos e áreas urbanas), contribuindo para o monitoramento ambiental local e

para a compreensão das variações sazonais ao longo do tempo.

MATERIAL E MÉTODOS

O município de Caraúbas (Figura 1) está localizada na região Oeste do Estado do Rio Grande do Norte, pertencente à Mesorregião do Oeste Potiguar e à Microrregião da Chapada do Apodi. Está inserido na Bacia Hidrográfica do Rio Apodi-Mossoró e apresenta clima semiárido, típico do sertão nordestino. Limita-se ao norte com os municípios de Felipe Guerra, Governador Dix-Sept Rosado e Upanema, a leste com Campo Grande e Janduí, ao sul com Messias Targino, Patu, Olho d'Água dos Borges e Umarizal, e a oeste com o município de Apodi. O relevo é caracterizado por depressões interplanálticas e planícies fluviais, com predominância de vegetação do tipo Caatinga arbustiva aberta, sujeita à sazonalidade climática da região (IBGE, 2021).

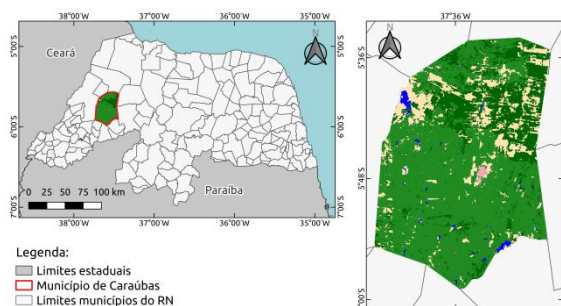


Figura 1. Área de estudo município de Caraúbas. Mapa temático de uso e cobertura do solo da FBDS (2023).

Para a definição das áreas de amostragem, foi utilizado o mapa temático de uso e cobertura do solo do município de Caraúbas, disponibilizado pela Fundação Brasileira para o Desenvolvimento Sustentável (FBDS) por meio do repositório público¹ de mapas e shapefiles para download (FBDS, 2023). Para isso, o mapa foi previamente convertido para um formato compatível com o Google Earth Engine (GEE) e importado como um *asset*. A partir desse mapa base, realizou-se a criação manual de geometrias diretamente na plataforma GEE, delineando áreas de amostragem representativas para cada classe de uso e cobertura da terra, de forma a garantir a representatividade espacial de cada classe no processo de análise dos índices espectrais.

Foram definidas 15 (quinze) áreas amostrais no total (Figura 2), distribuídas igualmente entre as cinco classes de uso e cobertura: área antropizada, formação florestal, formação não florestal, área edificada e água. A classe "formação não florestal"

¹ <https://geo.fbds.org.br/RN/CARAUBAS/USO/>

corresponde predominantemente a áreas de vegetação de Caatinga, característica da região semiárida, sendo classificada pelo IBGE (2012) como uma savana-estépica, um tipo de vegetação que combina características de savana e estepe. Para cada classe, foram selecionadas três regiões representativas, com o objetivo de capturar a variabilidade espacial e temporal das respostas espectrais em diferentes contextos ambientais no município de Caraúbas.

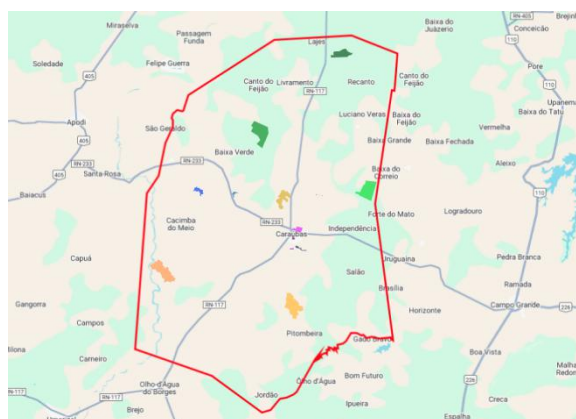


Figura 2. Conjunto de áreas de amostragem delimitadas no GEE.

A Tabela 1 apresenta a relação entre as classes de uso e cobertura da terra e suas respectivas áreas de amostragem (geometrias), que foram utilizadas nas análises temporais dos índices espectrais.

Tabela 1. Classes de uso e cobertura da terra e suas respectivas áreas amostrais.

Classes	Áreas de amostragem
Área antropizada	Talhão 1, Talhão 2 e Talhão 3
Formação florestal	Vegetação 1, Vegetação 2 e Vegetação 3
Formação não florestal (Caatinga)	Caatinga 1, Caatinga 2 e Caatinga 3
Área edificada	Urbano 1, Urbano 2 e Urbano 3
Água	Água 1, Água 2 e Água 3

Para processamento de índices espectrais, foram utilizadas imagens da coleção “COPERNICUS/S2_SR_HARMONIZED”, referente aos sensores Sentinel-2A e Sentinel-2B, no período de janeiro de 2020 a dezembro de 2024. Visando minimizar interferências atmosféricas, considerou-se apenas cenas com cobertura de nuvens inferior a 5%, com o objetivo de garantir a qualidade dos dados e a confiabilidade das análises espectrais. Essa coleção disponibiliza imagens corrigidas para reflectância de

superfície, o que facilita a detecção de mudanças temporais na vegetação e reduz distorções causadas por efeitos atmosféricos.

As bandas espectrais utilizadas nos cálculos dos índices desempenham papéis distintos na análise do uso e cobertura da terra. A banda B2 (azul, ~490 nm; 10 m) é sensível à dispersão atmosférica, útil para correção atmosférica e detecção de corpos d’água. A banda B3 (verde, ~560 nm; 10 m) está associada ao pico de refletância da vegetação e é usada na avaliação do vigor vegetal. A banda B4 (vermelho, ~665 nm; 10 m) é fortemente absorvida pela clorofila, sendo essencial para detectar estresse vegetal e compõe índices como o NDVI. Já a banda B8 (infravermelho próximo, NIR, ~842 nm; 10 m) apresenta alta refletância em vegetação saudável, sendo crítica para quantificar a biomassa. Já a banda B11 (infravermelho de ondas curtas, SWIR1, ~1610 nm; 20 m) é sensível à umidade da vegetação e do solo, sendo utilizada no cálculo do NDMI para avaliar secas e degradação. A combinação dessas bandas em índices espectrais fornece informações complementares sobre o uso e a cobertura da terra (Drusch et al., 2012; Tucker, 1979; Huete et al., 2002).

Os índices espectrais foram computados considerando as equações:

$$NDVI = \frac{B8 - B4}{B8 + B4} \quad (1)$$

$$EVI = 2.5 * \frac{B8 - B4}{B8 + 6 * B4 - 7.5 * B2 + 1} \quad (2)$$

$$SAVI = \left(\frac{B8 - B4}{B8 + B4 + L} \right) * (1 + L) \quad (3)$$

$$NDWI = \frac{B3 - B8}{B3 + B8} \quad (4)$$

$$NDMI = \frac{B8 - B11}{B8 + B11} \quad (5)$$

O NDVI foi calculado pela equação 1. O EVI foi obtido pela fórmula da equação 2. O SAVI foi calculado pela equação 3, aplicando o fator de correção $L = 1,5$ para reduzir a influência do solo em áreas de vegetação esparsa. O NDWI foi calculado pela equação 4, para destacar corpos d’água. Por fim, o NDMI foi calculado pela equação 5, sendo empregado na análise o conteúdo de umidade da vegetação.

Todos os índices (NDVI, EVI, SAVI, NDWI e NDMI) foram processados integralmente na

plataforma GEE, utilizando scripts personalizados que incluíram a aplicação de fatores de escala, recorte pelas regiões de interesse e geração de gráficos temporais.

Os valores espectrais foram reduzidos espacialmente por região de interesse (ROI) utilizando o redutor de média (*ee.Reducer.mean()*), o que possibilitou obter valores médios representativos para cada área de amostragem (geometrias). Os resultados foram organizados em séries temporais e exportados em formato CSV para posterior análise estatística. A visualização dos dados como gráficos foi realizada diretamente na interface GEE por meio do módulo *ui.Chart.image.seriesByRegion*, que permitiu comparar a variação temporal dos índices espectrais entre diferentes classes de uso e cobertura da terra. Essa abordagem garantiu eficiência no processamento de grandes volumes de dados, reprodutibilidade dos métodos e padronização das análises para todas as áreas estudadas.

RESULTADOS E DISCUSSÃO

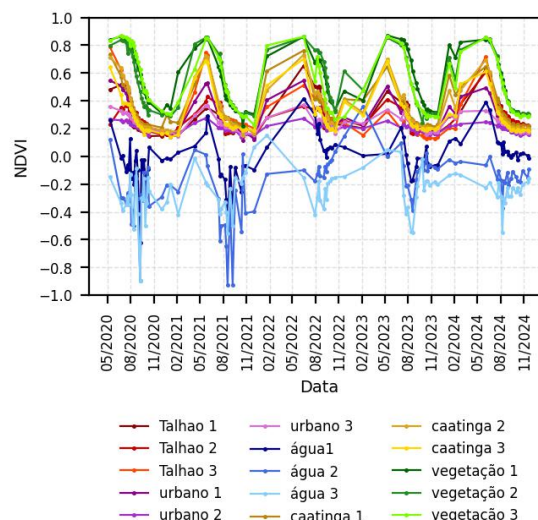
O Gráfico 1 apresenta a variação temporal do NDVI entre os anos de 2020 e 2024 para diferentes classes de uso e cobertura da terra no município de Caraúbas. As áreas de vegetação natural caatinga (caatinga e vegetação 1, 2 e 3) mostraram os maiores valores de NDVI (0,4 - 0,8) ao longo do período, com forte padrão sazonal associado ao regime de chuvas, mostrando o aumento da atividade vegetal nos meses úmidos e redução nos períodos secos. As áreas agrícolas (Talhão 1, 2 e 3) apresentaram oscilações abruptas, refletindo os ciclos de plantio e colheita característicos da atividade agrícola, com valores intermediários (0,2 - 0,8).

Já as áreas urbanas (urbano 1, 2 e 3) mantiveram baixos valores de NDVI com pouca variação temporal, resultado da predominância de superfícies impermeáveis e baixa cobertura vegetal. As áreas de água (água 1, 2 e 3) registraram os menores valores ($\leq 0,2$), com NDVI frequentemente negativo ou próximo de zero, padrão típico de corpos hídricos. Esses resultados evidenciam a capacidade do NDVI em diferenciar tipos de cobertura e em acompanhar mudanças sazonais e antrópicas na paisagem.

O Gráfico 2, de EVI, demonstra padrões semelhantes aos observados para o NDVI, porém com maior sensibilidade a áreas de vegetação densa, sem saturação em altos valores. As classes de vegetação (vegetação 1, 2 e 3) apresentaram os maiores valores de EVI ao longo do período, com picos ($\sim 0,6 - 0,8$) bem definidos nos meses chuvosos, evidenciando forte resposta sazonal. As áreas de caatinga mostraram valores intermediários (0,3 - 0,5), refletindo uma vegetação menos densa. Já os talhões

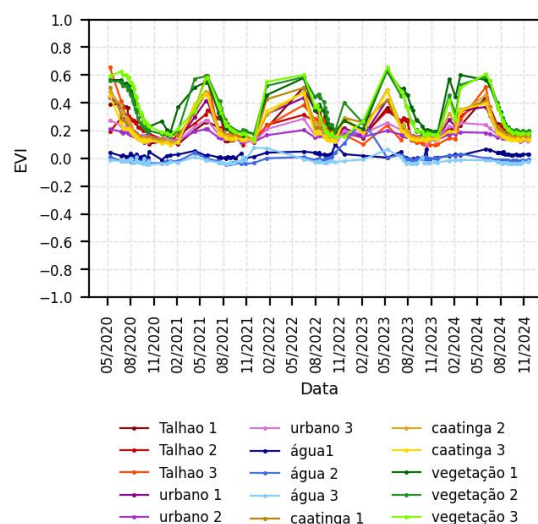
agrícolas exibiram variações cíclicas ao longo do ano, com aumentos nos períodos de cultivo e reduções na entressafra ($\sim 0,4 - 0,6$).

Gráfico 1. Perfil temporal do NDVI médio.



As áreas urbanas e de corpos d'água apresentaram os menores valores de EVI, com pouca variação temporal. As classes urbanas mantiveram-se próximas de zero durante todo o período, enquanto as classes de água oscilaram negativamente, o que é característico devido à reflectância da água em bandas utilizadas no índice. Essas diferenças reforçam a capacidade do EVI em discriminar áreas de vegetação densa, solo exposto e alvos urbanos.

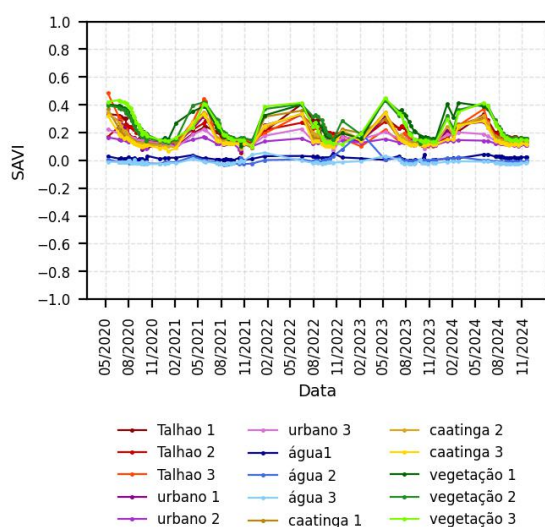
Gráfico 2. Perfil temporal do EVI médio.



O comportamento do SAVI (Gráfico 3) seguiu padrão semelhante ao NDVI, mas com melhor sensibilidade em áreas com baixa cobertura vegetal, devido ao fator de correção do solo incorporado ao

índice, sendo ideal para áreas semiáridas. As áreas de vegetação nativa apresentaram os maiores valores ao longo de todo o período, com picos sazonais relacionados à estação chuvosa (0,4 - 0,5). As caatingas exibiram resposta intermediária, refletindo menor densidade vegetal. Os talhões agrícolas mostraram variações cíclicas associadas aos cultivos, com aumento nos períodos de crescimento das culturas (0,2 - 0,4). As áreas urbanas e de corpos d'água permaneceram com valores baixos e próximos a zero ao longo da série, reforçando a utilidade do SAVI para diferenciar solos expostos, áreas agrícolas e vegetação mais densa.

Gráfico 3. Perfil temporal do SAVI médio.



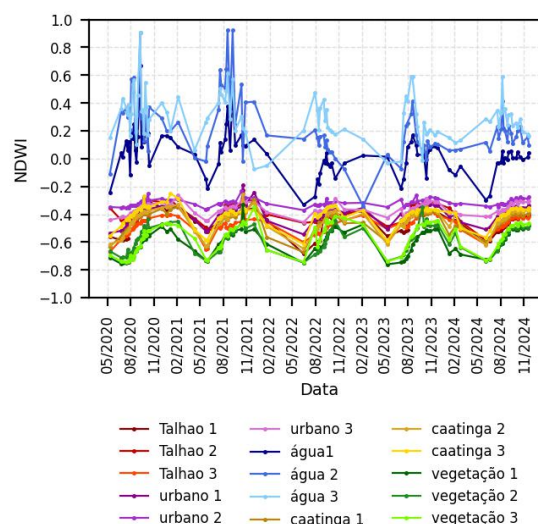
No Gráfico 4, o NDWI evidenciou de forma clara a presença de corpos d'água, com as classes de água apresentando valores mais elevados ao longo de toda a série (-0,2 - 0,9), com variações sazonais discretas. As áreas de vegetação e caatinga mostraram valores negativos (-0,8 - -0,4), refletindo menor conteúdo de água na vegetação.

As áreas agrícolas (talhões) tiveram oscilações ao longo do tempo, com aumento de NDWI nos períodos de maior desenvolvimento das culturas, indicando maior teor de umidade durante a fase vegetativa. As classes urbanas mantiveram-se com valores consistentemente negativos, reforçando o comportamento típico de superfícies impermeáveis em índices de umidade.

No Gráfico 5, o NDMI evidencia as variações no teor de umidade da vegetação. As classes de vegetação apresentaram os maiores valores de NDMI (0,2 - 0,3), especialmente nos períodos chuvosos, com picos que coincidem com o aumento da biomassa vegetal. As áreas de caatinga apresentaram valores intermediários, com resposta moderada à

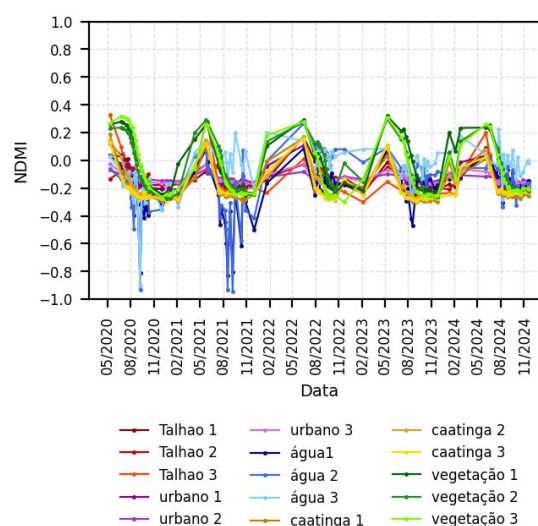
sazonalidade, indicando menor capacidade de retenção de umidade (0,1 - 0,3).

Gráfico 4. Perfil temporal do NDWI médio.

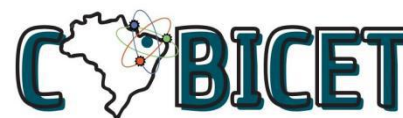


Os talhões agrícolas mostraram oscilações claras, refletindo o ciclo de cultivo e a variação na cobertura do solo ao longo do ano. As áreas urbanas apresentaram valores baixos e estáveis, enquanto as classes de água mantiveram valores abaixo de 0,2 ou negativos ao longo de toda a série, o que é esperado dada a absorção da água nas bandas envolvidas no cálculo do índice.

Gráfico 5. Perfil temporal do NDMI médio.



A análise integrada dos índices (NDVI, EVI, SAVI, NDWI e NDMI) apresentou padrões distintos da paisagem no município de Caraúbas (semiárido). Os índices NDVI e EVI destacaram a dinâmica vegetal e agrícola, o NDMI monitora a umidade, o SAVI



corrige interferências do solo e o NDWI identifica corpos d'água com precisão.

Além disso, os gráficos de série temporal apresentaram comportamentos distintos entre as áreas de amostragem analisados. As áreas de vegetação natural apresentaram valores elevados de NDVI, EVI e SAVI, com variações sazonais bem definidas, refletindo a dinâmica fenológica típica da Caatinga. As regiões agrícolas exibiram oscilações marcantes, associadas aos ciclos de plantio e colheita, sendo o SAVI o índice que melhor capturou essas variações devido à sua sensibilidade ao solo exposto (Huete, 1988). Os corpos d'água apresentaram valores negativos ou próximos de zero nos índices de vegetação (NDVI e EVI), enquanto o NDWI evidenciou valores positivos, permitindo a delimitação precisa dessas áreas (Gao, 1996; McFeeters, 1996). Já as zonas urbanas mostraram valores baixos e relativamente estáveis nos índices espectrais, confirmando a escassa presença de vegetação. Esses resultados estão de acordo com a literatura, evidenciando a eficácia dos índices utilizados na diferenciação de classes de uso e cobertura da terra. O NDVI demonstrou maior sensibilidade à biomassa (Tucker, 1979), o EVI mostrou-se mais robusto em áreas com influência de solo exposto (Huete et al., 2002), o SAVI destacou-se na análise de regiões agrícolas (Huete, 1988), e o NDWI mostrou-se eficiente na detecção de corpos hídricos, mesmo de pequena extensão (McFeeters, 1996).

CONCLUSÃO

A aplicação dos índices espectrais NDVI, EVI, SAVI, NDWI e NDMI, a partir de imagens Sentinel-2 processadas no Google Earth Engine (GEE), permitiu analisar de forma consistente a dinâmica temporal das diferentes classes de uso e cobertura da terra no município de Caraúbas, no período de 2020 a 2024. Os resultados obtidos evidenciaram padrões distintos entre as áreas de vegetação natural, agrícolas, urbanas e corpos d'água, demonstrando a eficiência dos índices selecionados na diferenciação das classes e no acompanhamento de suas variações sazonais. A metodologia empregada mostrou-se eficiente, reprodutível e com potencial de aplicação em outras regiões e contextos ambientais.

Entretanto, destaca-se a limitação relacionada ao número de amostras utilizadas, restrito a três por classe, o que pode comprometer a representatividade estatística e espacial dos resultados. Para estudos futuros, recomenda-se ampliar o número de amostras por classe, de modo a capturar melhor a variabilidade intra-classe e reduzir a influência de eventuais *outliers*. Além disso, é aconselhável a realização de validação em campo, bem como a aplicação de técnicas de classificação supervisionada e o uso de

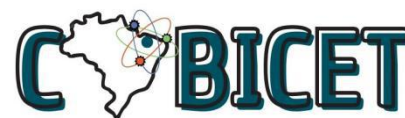
índices espectrais complementares, visando o aprimoramento da acurácia e a ampliação das possibilidades de análise para o monitoramento ambiental contínuo.

AGRADECIMENTOS

Agradecemos ao programa de bolsa acadêmica da Universidade Federal Rural do Semi-Árido (UFERSA) pelo apoio financeiro e ao Google Earth Engine (GEE) pela disponibilização dos recursos computacionais essenciais para este estudo.

REFERÊNCIAS

- DRUSCH, M. et al. Sentinel-2: ESA's optical high-resolution mission for GMES operational services. *Remote Sensing of Environment*, v. 120, p. 25-36, 2012. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.rse.2011.11.026>. Acesso em: 1 jun. 2025.
- FUNDAÇÃO BRASILEIRA PARA O DESENVOLVIMENTO SUSTENTÁVEL (FBDS). Mapa de uso e cobertura do solo do município de Caraúbas-RN. Rio de Janeiro: FBDS, 2023. Disponível em: <https://geo.fbds.org.br/RN/CARAUBAS/USO/>. Acesso em: 4 jun. 2025.
- GAO, B.-C. NDWI - A normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space. *Remote Sensing of Environment*, v. 58, n. 3, p. 257-266, 1996.
- GORELICK, N. et al. Google Earth Engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone. *Remote Sensing of Environment*, v. 202, p. 18-27, 2017. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.06.031>. Acesso em: 2 jun. 2025.
- GOTTSCHALK, P.; KALHORI, A.; LI, Z.; WILLE, C.; SACHS, T. Monitoring cropland daily carbon dioxide exchange at field scales with Sentinel-2 satellite imagery. *Biogeosciences*, v. 21, p. 3593–3616, 2024. Disponível em: <https://doi.org/10.5194/bg-21-3593-2024>. Acesso em: 1 jun. 2025.
- HUETE, A. et al. Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices. *Remote Sensing of Environment*, v. 83, n. 1-2, p. 195-213, 2002.
- HUETE, A. R. A soil-adjusted vegetation index (SAVI). *Remote Sensing of Environment*, v. 25, n. 3, p. 295-309, 1988.
- INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA (IBGE). Manual Técnico da Vegetação Brasileira: Sistema fitogeográfico, Inventário das formações florestais e campestres,



Técnicas e manejo de coleções botânicas, Procedimento de mapeamento. Manual Técnico 1. 2. ed. Rio de Janeiro: IBGE, 2012. 271 p.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA (IBGE). Manual Técnico de Uso da Terra. Manual Técnico 7. 3. ed. Rio de Janeiro: IBGE, 2013. 171 p.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA (IBGE). Cidades e Estados: Caraúbas (RN). 2021. Disponível em: <https://cidades.ibge.gov.br/brasil/rn/caraubas/panorama>. Acesso em: 11 jun. 2025.

LEIVAS, J. F.; TEIXEIRA, A. H. de C.; TAKEMURA, C. M.; GARCON, E. A. M. Análise da dinâmica temporal de índices de vegetação NDVI, EVI, SAVI e IRECI através de imagens Sentinel-2A e MODIS. In: MELO, J. O. F. (Org.). Ciências agrárias: o avanço da ciência no Brasil. São Paulo: Editora Científica Digital, 2022. cap. 21, p. 332-343. DOI: 10.37885/220709585.

MCFEETERS, S. K. The use of the Normalized Difference Water Index (NDWI) in the delineation of open water features. International Journal of Remote Sensing, v. 17, n. 7, p. 1425-1432, 1996.

MCKINNEY, W. Python para Análise de Dados: Tratamento de Dados com pandas, NumPy & Jupyter. 3. ed.. Novatec Editora, 2023.

TUCKER, C. J. Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation. Remote Sensing of Environment, v. 8, n. 2, p. 127-150, 1979.

WANG, X.; GAN, Y.; IIO, A.; WANG, Q. Using vegetation indices developed for Sentinel-2 multispectral data to track spatiotemporal changes in the leaf area index of temperate deciduous forests. Geomatics, v. 5, n. 1, p. 11, 2025. Disponível em: <https://doi.org/10.3390/geomatics5010011>. Acesso em: 6 jun. 2025.