

Uso da geotecnologia na dinâmica espaço temporal da vegetação e recursos hídricos no Semiárido de Pernambuco

Daliane da Silva Batista¹ - Orcid: <https://orcid.org/0009-0008-2450-6192>

Jhon Lennon Bezerra da Silva² - Orcid: <https://orcid.org/0000-0002-2611-4036>

Geber Barbosa de Albuquerque Moura³ - Orcid: <https://orcid.org/0000-0001-9073-8145>

¹ Universidade Federal Rural de Pernambuco – UFRPE, Recife, PE, Brasil *

² Instituto Federal Goiano, Ceres, GO, Brasil **

³ Universidade Federal Rural de Pernambuco – UFRPE, Recife, PE, Brasil ***

Artigo recebido em 22/08/2025 e aceito em 27/03/2026

RESUMO

A região semiárida de Pernambuco é marcada por longos períodos de seca e precipitação irregular, o que afeta diretamente a dinâmica da vegetação e a disponibilidade hídrica. Inserido no bioma Caatinga, esse território tem sofrido pressões crescentes devido ao desmatamento e à expansão agropecuária. Este estudo analisou a variação espaço-temporal da cobertura vegetal e da umidade superficial entre 2000 e 2023, utilizando imagens de satélite e dados climáticos. Foram aplicados índices espectrais derivados do sensor MODIS, como NDVI, SAVI, IAF e NDWI, processados na plataforma Google Earth Engine (GEE), além de dados de precipitação obtidos do produto GPM. A análise demonstrou forte correlação entre os índices de vegetação e o regime pluviométrico, com destaque para a redução do NDWI em anos mais secos. Os resultados evidenciam padrões de sazonalidade e tendências de degradação ambiental associadas à escassez hídrica, indicando a importância do monitoramento contínuo por sensoriamento remoto. O estudo reforça a necessidade de estratégias de conservação da vegetação e manejo sustentável dos recursos hídricos no semiárido pernambucano.

Palavras-chave: sensoriamento remoto; cobertura vegetal; MODIS.

* Mestra em Engenharia Agrícola pela Universidade Federal Rural de Pernambuco (UFRPE), E-mail: dalianeagrimensura@gmail.com

**Doutor em Engenharia Agrícola Universidade Federal Rural de Pernambuco (UFRPE), Professor no Programa de Pós-Graduação em Irrigação no Cerrado do Instituto Federal Goiano – Campus Ceres, E-mail: jhon.silva@ifgoiano.edu.br

*** Doutor em Oceanografia pela Universidade Federal de Pernambuco (UFPE) e Professor Titular do Departamento de Agronomia da Universidade Federal Rural de Pernambuco (UFRPE), E-mail: geber.moura@ufrpe.br



Use of geotechnology in the spatio-temporal dynamics of vegetation and water resources in the semiarid region of Pernambuco

ABSTRACT

The semi-arid region of Pernambuco is characterized by prolonged droughts and irregular rainfall, which directly affect vegetation dynamics and water availability. Located within the Caatinga biome, this territory has been under increasing pressure due to deforestation and agricultural expansion. This study analyzed the spatio-temporal variation of vegetation cover and surface moisture between 2000 and 2023, using satellite imagery and climate data. Spectral indices derived from the MODIS sensor, such as NDVI, SAVI, LAI, and NDWI, were applied and processed on the Google Earth Engine (GEE) platform, along with precipitation data from the GPM product. The analysis showed a strong correlation between vegetation indices and rainfall patterns, highlighting a reduction in NDWI during drier years. The results reveal seasonal patterns and trends of environmental degradation associated with water scarcity, emphasizing the importance of continuous monitoring through remote sensing. The study reinforces the need for strategies aimed at vegetation conservation and sustainable management of water resources in the semi-arid region of Pernambuco.

Keywords: remote sensing; vegetation cover; MODIS.

Uso de la geotecnología en la dinámica espacio-temporal de la vegetación y los recursos hídricos en el semiárido de Pernambuco

RESUMEN

La región semiárida de Pernambuco se caracteriza por largos períodos de sequía y precipitaciones irregulares, lo que afecta directamente la dinámica de la vegetación y la disponibilidad hídrica. Inserto en el bioma Caatinga, este territorio ha sufrido crecientes presiones debido a la deforestación y a la expansión agropecuaria. Este estudio analizó la variación espacio-temporal de la cobertura vegetal y de la humedad superficial entre 2000 y 2023, utilizando imágenes satelitales y datos climáticos. Se aplicaron índices espectrales derivados del sensor MODIS, como NDVI, SAVI, IAF y NDWI, procesados en la plataforma Google Earth Engine (GEE), además de datos de precipitación obtenidos del producto GPM. El análisis demostró una fuerte correlación entre los índices de vegetación y el régimen pluviométrico, destacándose la reducción del NDWI en años más secos. Los resultados evidencian patrones de estacionalidad y tendencias de degradación ambiental asociadas a la escasez hídrica, lo que indica la importancia del monitoreo continuo mediante teledetección. El estudio refuerza la necesidad de estrategias de conservación de la vegetación y de manejo sostenible de los recursos hídricos en el semiárido pernambucano.

Palabras clave: teledetección; cubierta vegetal; MODIS.

INTRODUÇÃO

A região semiárida de Pernambuco enfrenta extensos períodos de estiagem, decorrentes de um regime pluviométrico irregular e instável, o que representa um grande obstáculo ao desenvolvimento socioeconômico local, sobretudo em atividades como a agricultura e a pecuária, predominantes nessa região (Andrade et al., 2018). Nesse território, a Caatinga, bioma exclusivo do Brasil, sobressai-se como um dos mais vulneráveis, tendo sua degradação ambiental intensificada pelo desmatamento e pela expansão agropecuária (Silva et al., 2022).

A combinação entre condições climáticas desfavoráveis e a forte intervenção antrópica constitui um dos principais fatores de impulsão das alterações ambientais, ocasionar impactos expressivos sobre o uso e

a cobertura do solo. A transformação dessas características está diretamente vinculada ao processo de degradação do solo em escala global (Marinho et al., 2016; Ayele et al., 2018).

Com o avanço das tecnologias, instrumentos como o sensoriamento remoto têm se consolidado como alternativas essenciais para o acompanhamento e a análise da superfície terrestre. O emprego de imagens orbitais possibilita a detecção de mudanças ambientais, promovendo uma gestão mais eficaz dos recursos naturais, como solo e vegetação, além de viabilizar uma avaliação minuciosa das causas dessas alterações (Júnior; Dantas, 2018).

A modelagem de parâmetros biofísicos ganha ainda mais relevância diante das mudanças climáticas e da intensificação das ações antrópicas relacionadas ao uso e ocupação do solo. Estudos baseados em sensoriamento remoto têm proporcionado uma compreensão aprofundada do comportamento desses parâmetros frente a alterações climáticas e intervenções humanas (Bezerra et al., 2014). O sensoriamento remoto tem passado por avanços expressivos nos últimos anos, impulsionado por inovações tecnológicas e metodológicas que ampliaram a oferta de informações acessíveis a diversos públicos, especialmente para o gerenciamento dos recursos naturais (Liang e Wang, 2019). A substituição gradual de sensores com resolução espacial média por sensores de alta e altíssima resolução tem permitido identificar alterações ambientais em escalas mais detalhadas, com maior exatidão (Melo et al., 2021).

Nas últimas décadas, os avanços nas tecnologias de observação da Terra transformaram profundamente a maneira como os fenômenos ambientais são acompanhados. Missões como Landsat, Sentinel e sensores como o MODIS proporcionaram melhorias substanciais na resolução espacial, temporal e espectral, permitindo análises mais contínuas e precisas da superfície terrestre. Plataformas como o Google Earth Engine (GEE) têm revolucionado as análises ambientais ao integrar dados e algoritmos para modelagem espacial e temporal, permitindo estudos mais precisos das mudanças ambientais ao longo do tempo (Gorelick et al., 2017; Martins et al., 2021).

Apesar dos avanços no monitoramento ambiental por meio de sensores orbitais, ainda persistem lacunas significativas no entendimento da dinâmica espaço-temporal da cobertura vegetal em regiões semiáridas, especialmente no que se refere à resposta da vegetação frente às variações climáticas e às pressões antrópicas locais. Estudos vêm destacando o papel de índices espectrais como o NDVI na identificação de padrões sazonais e tendências de degradação (Silva et al., 2023; Bezerra et al., 2022), mas há uma necessidade crescente de abordagens integradas que combinem dados multitemporais com variáveis biofísicas e climáticas.

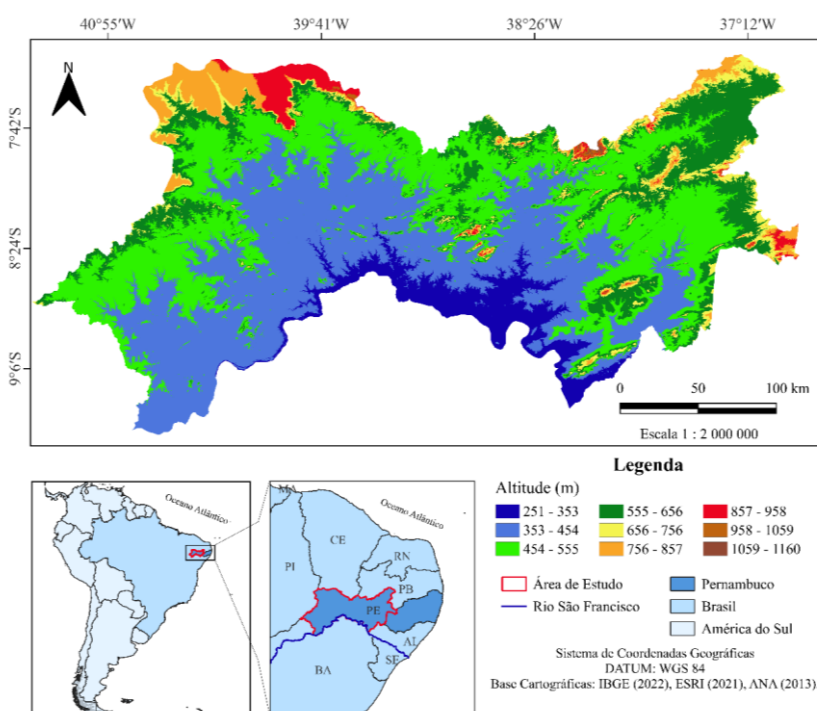
Assim, dada a relevância da dinâmica espaço-temporal da Caatinga em regiões semiáridas do Nordeste brasileiro, torna-se indispensável aprofundar pesquisas que investiguem o comportamento de

parâmetros biofísicos diante das mudanças climáticas e das ações antrópicas (Bezerra et al., 2019). Deste modo, o trabalho tem como objetivo avaliar a dinâmica da cobertura vegetal e a disponibilidade hídrica no semiárido pernambucano com base em índices espectrais (NDVI, SAVI, IAF, NDWI) e precipitação (GPM), ao longo de 2000 a 2023.

METODOLOGIA

A área de estudo engloba as mesorregiões do Sertão Pernambucano e do São Francisco. Ambas estão inseridas no semiárido, ocupando aproximadamente dois terços do território estadual e abrangendo grande parte dos municípios pernambucanos. Essa região caracteriza-se por apresentar baixa densidade populacional, reflexo direto das condições climáticas e socioeconômicas locais (Alencar et al., 2010; IBGE, 2022). A Figura 1 ilustra a área de estudo, situada entre as coordenadas 9°13' a 7°22' de latitude sul e 40°54' a 37°18' de longitude oeste, com extensão territorial estimada em 62.408 km².

Figura 1 – Sertão de Pernambuco – Mapa de localização da área de estudo – 2025.



Fonte: Autores (2025)

O clima apresenta duas estações bem definidas ao longo do ano: uma chuvosa e outra seca. A média anual de precipitação varia entre 400 e 800 mm, concentrando-se principalmente entre os meses de janeiro e abril, além de apresentar acentuada variabilidade temporal e espacial (Gouveia et al., 2021; Nascimento et al., 2022). Conforme a classificação climática de Köppen–Geiger, predominam os tipos BSh (semiárido

quente) e As (tropical com inverno seco), fatores que influenciam de maneira significativa as condições ecológicas e a vulnerabilidade ambiental da região (Alvares et al., 2013; Beck et al., 2018).

A metodologia empregada nesta pesquisa fez uso de dados espectrais do sensor MODIS (Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer), processados na plataforma Google Earth Engine (<https://earthengine.google.com/>). As informações foram organizadas em séries temporais anuais, abrangendo o período de 2000 a 2023, a partir dos valores médios anuais. Foi utilizado o produto de reflectância (MOD09A1/MYD09A1) de superfície de Nível 3 em grade de 8 dias com sete bandas cobrindo comprimentos de onda visíveis ao infravermelho próximo, resolução de 500 m. Os dados de reflectância espectral da superfície das bandas 1 a 7, são corrigidos para condições atmosféricas, removendo a influência de gases e aerossóis, proporcionando medições mais precisas das características da superfície (Tang et al, 2013; Vermote, 2021).

A partir deste produto foi calculado o Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI, *Normalized Difference Vegetation Index*), Equação (1), o NDVI resulta da diferença entre a reflectância no infravermelho próximo e no vermelho, normalizada pela soma dessas reflectâncias (Rouse, 1974; Huete, 1988).

$$NDVI = \frac{\rho_{ivp} - \rho_{vm}}{\rho_{ivp} + \rho_{vm}} \quad (1)$$

Onde: ρ_{iv} representa a reflectância na banda correspondente ao infravermelho próximo, que no produto MYD09A1 corresponde à banda 2; e ρ_v corresponde à reflectância na banda do vermelho, equivalente à banda 1 do mesmo produto.

O Índice de Vegetação Ajustado para o Solo (SAVI, *Soil Adjusted Vegetation Index*), apresentado na Equação (2), é uma métrica desenvolvida para minimizar os efeitos do solo em análises baseadas no NDVI, conforme descrito por Allen et al. (2002).

$$SAVI = \frac{(1 + L) \times (\rho_{ivp} - \rho_{vm})}{(L + \rho_{ivp} + \rho_{vm})} \quad (2)$$

Onde: ρ_{iv} representa a reflectância na banda correspondente ao infravermelho próximo, e ρ_v corresponde à reflectância na banda do vermelho, L = constante de ajuste, que varia de acordo com a densidade da vegetação. Neste estudo, foi utilizado o valor de L=0,5.

Com base no SAVI, foi estimado o Índice de Área Foliar (LAI, *Leaf Area Index*), conforme descrito por Allen et al. (2002), Equação 3, definido como a relação entre a área total das folhas de uma planta e a área de solo por ela ocupada ($m^2 m^{-2}$). Esse índice é um importante indicador da biomassa e da resistência do dossel. Onde os valores numéricos apresentados são constantes da Equação.

$$IAF = - \frac{\ln . ((0,69 - SAVI)/0,59))}{0,91} \quad (3)$$

O Índice de Diferença Normalizada da Água (NDWI, *Normalized Difference Water Index*), foi determinado conforme o modelo proposto por McFeeters (1996), o NDWI utilizado principalmente para detectar e monitorar mudanças no conteúdo de água em corpos hídricos, Equação 4.

$$NDWI = \frac{\rho_{vd} - \rho_{ivp}}{\rho_{vd} + \rho_{ivp}} \quad (4)$$

Onde: ρ_{vd} representa a reflectância da banda do verde visível e ρ_{ivp} corresponde à reflectância da banda do infravermelho próximo.

O índice aproveita os comprimentos de onda do verde visível, que maximizam a reflectância característica da superfície da água, e do infravermelho próximo, que intensificam a alta refletância de vegetação terrestre e características do solo, ao mesmo tempo que minimizam a baixa refletância associada a corpos d'água (Akram et al., 2024).

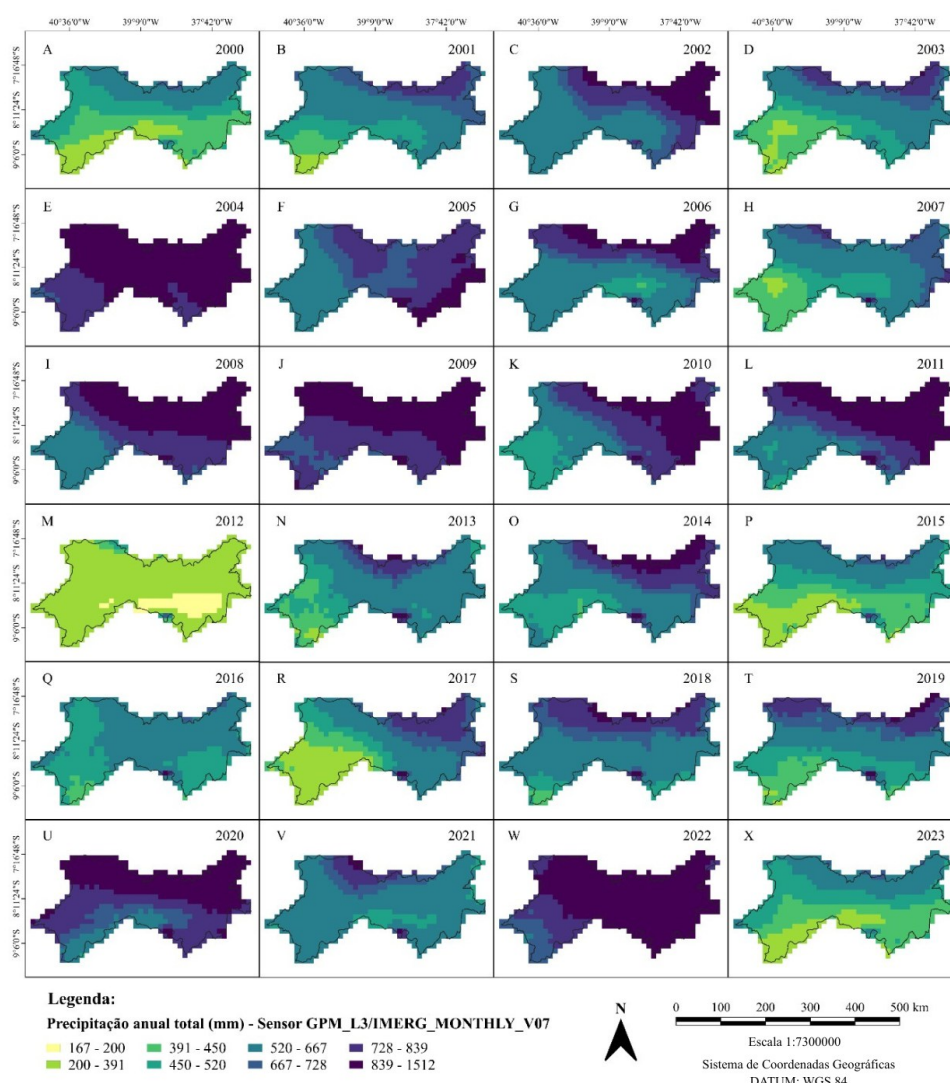
Os dados de precipitação foram obtidos por meio do produto *Global Precipitation Measurement* (GPM), disponibilizado na plataforma *Google Earth Engine*. Este produto fornece estimativas globais de precipitação. As séries temporais foram processadas no ambiente do Google Earth Engine. Os dados utilizados foram provenientes do produto GPM IMERG (*Integrated Multi-satellite Retrievals for GPM*), versão Release 07, que apresenta resolução espacial de 0,1°, equivalente a aproximadamente 11,11 km. (Huffman et al., 2019). Este produto foi empregado para calcular as médias anuais de precipitação nos períodos selecionados e para analisar a variabilidade da precipitação na região de estudo.

Os procedimentos aplicados para a determinação dos parâmetros biofísicos, pixel a pixel, nos mapas temáticos anuais foram submetidos a uma análise estatística descritiva. Essa análise contemplou medidas de tendência central e de dispersão, como média, valores mínimo e máximo, mediana, moda, desvio padrão e coeficiente de variação. Adicionalmente, avaliou-se a variabilidade espacial dos parâmetros representados nos mapas temáticos a partir dos valores do CV (%), seguindo os critérios de classificação propostos por Warrick e Nielsen (1980): baixa variabilidade ($CV < 12\%$), variabilidade média ($12\% < CV < 60\%$) e alta variabilidade ($CV > 60\%$).

RESULTADOS E DISCUSSÃO

Durante os anos avaliados, os valores variaram significativamente, refletindo a forte sazonalidade característica da região, como secas prolongadas e anos de maior pluviosidade (Figura 2). Conforme Freitas et al. (2017) e Alves et al. (2020), a cobertura vegetal em diversas áreas está diretamente influenciada pelo volume de precipitação.

Figura 2 – Sertão de Pernambuco – Distribuição espacial e temporal da precipitação anual total (mm) no período de 2000 a 2023.



Fonte: Autores (2025)

A ocorrência de chuvas, especialmente antes da passagem do sensor do satélite, intensifica o vigor vegetativo, resultando em valores mais elevados nos índices NDVI, SAVI e IAF. Esses achados corroboram com De Melo (2021), que apontou uma forte relação entre a variação temporal desses índices e o acúmulo pluviométrico, sendo os maiores valores registrados em meses de maior precipitação.

Com base nos dados obtidos pelo Global Precipitation Measurement (GPM) (Tabela 1), indicam que a média anual de precipitação variou de forma significativa, oscilando entre 285,10 mm em 2012, ano mais seco, e 962,94 mm em 2004, um dos mais úmidos. Entre os anos mais chuvosos destacam-se 2004, 2009 (938,39 mm) e 2022 (868,23 mm), enquanto os anos de menor pluviosidade incluem 2012, 2023 (482,16 mm) e 2015 (496,79 mm), como ilustrado na Figura 2.

Esses dados corroboram o estudo de Barbosa (2023), que analisou a seca no nordeste da América do Sul e identificou precipitação abaixo da média entre 2012 e 2017. Segundo o autor, esse período seco foi interrompido em 2020 por um evento moderado de La Niña, que elevou a precipitação média regional em quase 190 mm. Os valores mínimos anuais de precipitação confirmam os períodos de baixa oferta hídrica, especialmente em 2012 (167,76 mm), 2023 (288,00 mm) e 2017 (282,24 mm) (Tabela 1). Por outro lado, os valores máximos registrados, como em 2009 (1511,28 mm), 2004 (1338,48 mm) e 2022 (1292,40 mm), evidenciam eventos intensos de chuva, que contribuíram para a disponibilidade hídrica em determinadas localidades.

Tabela 2 – Estatística Descritiva da precipitação (2000-2023).

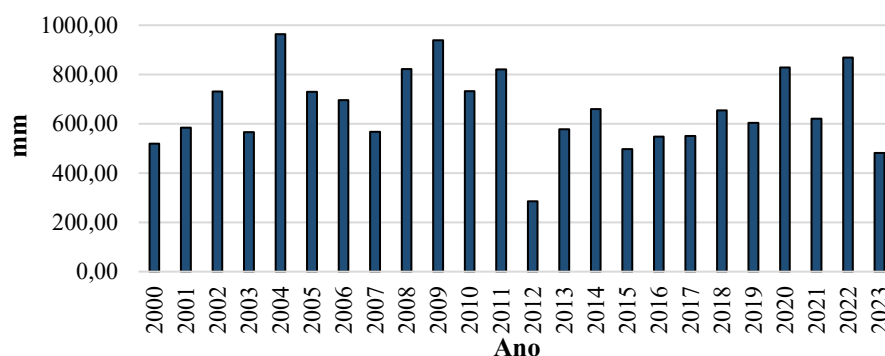
Precipitação (mm)	-	2000	2001	2002	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011
	Mínimo	343,13	324,72	532,80	367,92	694,08	542,16	442,08	371,52	528,48	706,32	475,20	448,56
	Máximo	993,60	829,44	1120,32	856,08	1338,48	957,60	1049,76	874,80	1203,84	1511,28	1081,44	1253,52
	Média	519,37	584,05	730,75	566,35	962,94	729,97	696,35	567,55	821,94	938,39	732,19	820,90
	D. Padrão	122,57	114,35	139,81	123,46	150,25	101,59	144,44	110,32	168,79	182,88	153,31	202,47
	C. Variação	23,60	19,58	19,13	21,80	15,60	13,92	20,74	19,44	20,54	19,49	20,94	24,66
	-	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020	2021	2022	2023
	Mínimo	167,76	375,12	440,64	307,44	414,00	282,24	405,36	374,40	519,12	466,56	648,00	288,00
	Máximo	722,16	1155,60	991,44	748,80	862,56	925,92	991,44	917,28	1177,20	913,68	1292,40	712,08
	Média	285,10	577,75	659,85	496,79	547,69	550,94	653,92	603,27	828,64	620,13	868,23	482,16
	D. Padrão	76,74	116,99	136,68	105,08	72,33	155,31	112,54	127,94	138,16	89,86	103,92	92,30
	C. Variação	26,92	20,25	20,71	21,15	13,21	28,19	17,21	21,21	16,67	14,49	11,97	19,14

Fonte: HUFFMAN et al., 2019.

Elaboração: Autores 2025.

A variabilidade da precipitação, expressa pelo desvio padrão, variou de 72,33 mm em 2016 a 202,47 mm em 2011, evidenciando a distribuição irregular das chuvas em anos como 2011, 2009 e 2008. Em contrapartida, anos como 2016 (72,33 mm) e 2023 (92,30 mm) apresentaram menor variabilidade, indicando maior uniformidade na precipitação. O coeficiente de variação reforçou esse padrão, destacando anos de alta irregularidade, como 2017 (28,19%) e 2012 (26,92%), em contraste com períodos de maior estabilidade, como 2022 (11,97%) e 2016 (13,21%). As tendências gerais indicam 2012 como o ano mais crítico, marcado por valores médios e mínimos extremamente baixos e alta irregularidade. Em contrapartida, os anos de 2004, 2009 e 2022 apresentaram condições mais favoráveis, com precipitação elevada e maior regularidade na distribuição (Figura 3).

Figura 3 – Variação da precipitação média anual (mm) (2000–2023).

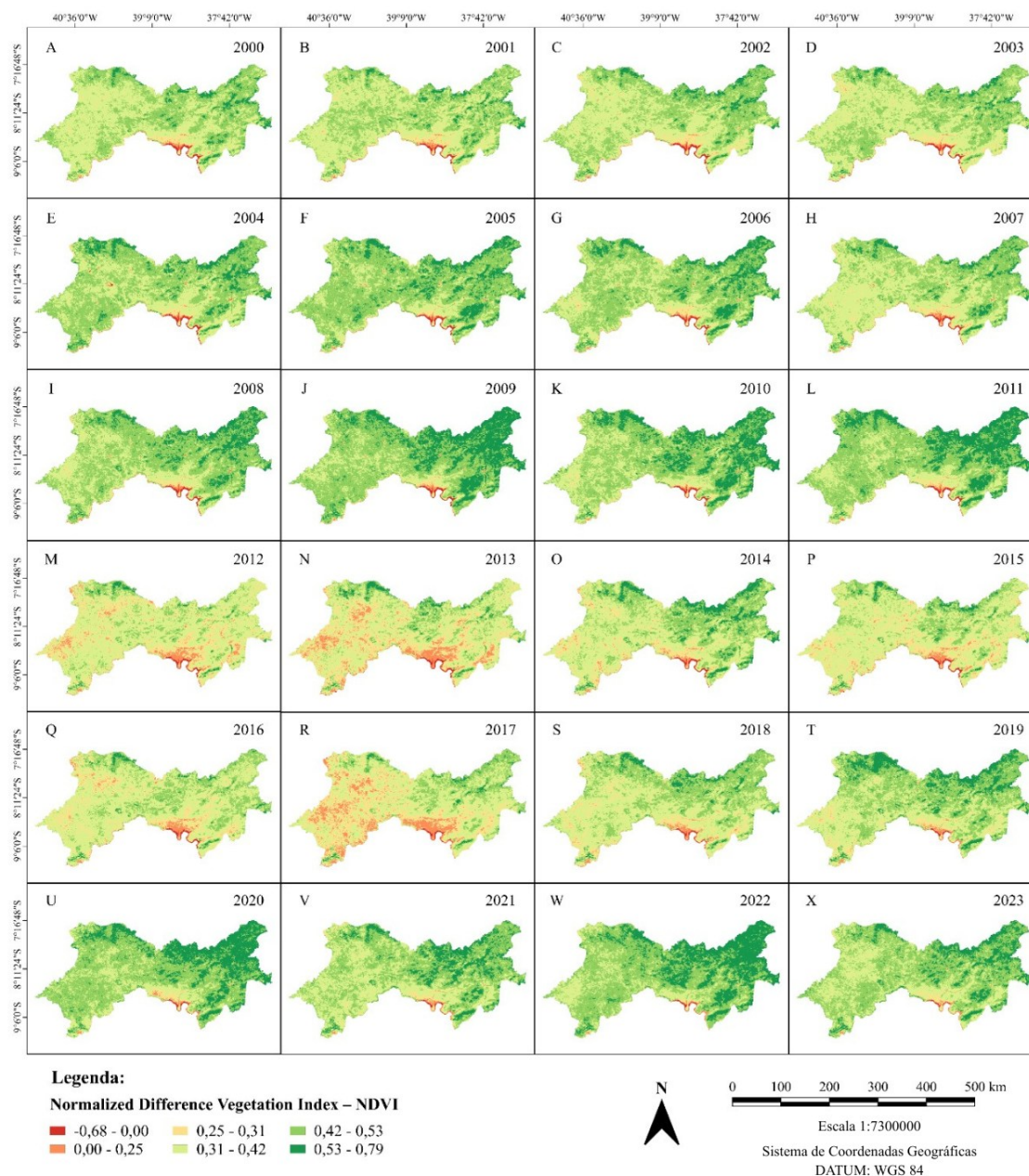


Fonte: HUFFMAN et al., 2019.

Elaboração: Autores 2025.

O Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI), onde os valores positivos indicam áreas com cobertura vegetal (Verde), enquanto os valores próximos de zero ou negativos (Vermelho) estão associados à presença de solo exposto, vegetação esparsa e corpos hídricos (Figura 4). O NDVI anual variou entre -0,683 e 0,790, representando diferentes níveis de vigor vegetativo. A classificação em diferentes intervalos de NDVI facilita a interpretação espacial das condições vegetativas ao longo do tempo, destacando as dinâmicas ambientais e as mudanças ocorridas no período analisado. Conforme Jaber (2021), a cobertura da terra influencia significativamente os valores de NDVI. Diferentes tipos de uso e cobertura, como áreas cultiváveis, pastagens, zonas urbanas entre outros apresentam níveis variados de NDVI.

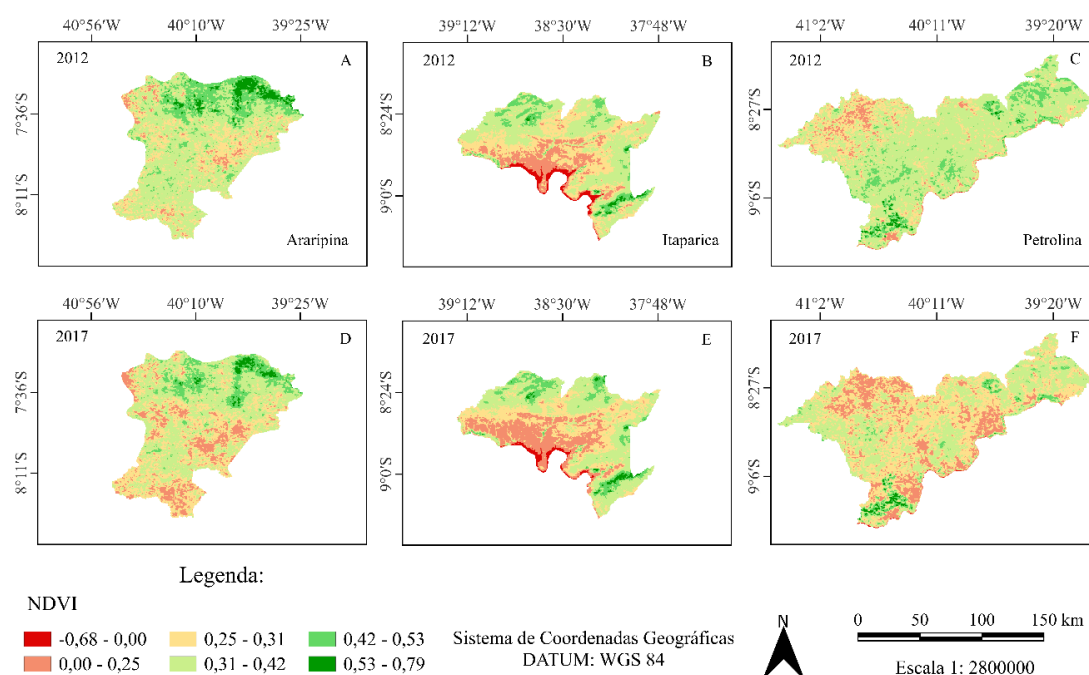
Figura 4 – Distribuição Espacial e Temporal do NDVI no Período de 2000 a 2023.



Fonte: Autores (2025)

Áreas como a microrregião de Araripina, Petrolina e Itaparica no núcleo de desertificação de Cabrobó apresentaram uma predominância de baixos valores de NDVI, principalmente em anos com pouca precipitação (Figura 5). De acordo com Tavares et al. (2024), o uso inadequado dos solos, sem planejamento, intensifica a degradação dos recursos naturais, principalmente no semiárido, onde o solo possui baixo potencial produtivo e suscetibilidade a processos erosivos. Em contrapartida, os perímetros irrigados, como os situados em Petrolina, e outras áreas onde predomina uma vegetação mais densa destacaram-se pelos altos valores de NDVI.

Figura 5 – Distribuição do NDVI nas microrregiões de Araripina, Itaparica e Petrolina – PE (2012 e 2017).



Fonte: Autores (2025)

A análise temporal demonstrou que os baixos valores de NDVI observados em 2012 e 2017 coincidem com períodos de reduzida precipitação, evidenciando a elevada sensibilidade da vegetação da Caatinga às oscilações climáticas. Al-Hasn (2024) ressaltou que as alterações nesse índice de vegetação estão diretamente associadas às variações pluviométricas. Nessa mesma direção, Barbosa et al. (2019) destacaram que a precipitação exerce forte influência sobre a dinâmica da vegetação no semiárido. Um exemplo expressivo ocorreu em 2012, quando uma seca severa comprometeu mais de 26% da área vegetada. De forma complementar, Silva et al. (2020a) verificaram, por meio da análise espaço-temporal de índices de vegetação, a ocorrência de períodos de estiagem extrema, os quais revelaram a baixa resiliência da vegetação nativa diante desses eventos.

Além disso, irregularidades no regime de chuvas, incluindo períodos marcados por eventos de El Niño e La Niña, afetaram diretamente a resposta da vegetação. Esse padrão evidencia a estreita relação entre o vigor vegetativo e a disponibilidade hídrica no semiárido, onde as condições climáticas adversas limitam significativamente o crescimento da vegetação. É relevante destacar outros fatores locais, como as características do solo, o estresse hídrico acumulado em anos anteriores e as condições de ocupação e uso da superfície, que também podem exercer influência sobre a vegetação (Leivas et al., 2014). A Tabela 2 apresenta as estatísticas descritivas do NDVI para cada ano, complementando a análise espacial.

Tabela 2 – Estatística Descritiva do NDVI (2000-2023).

NDVI	-	2000	2001	2002	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011
	Mínimo	-0,683	-0,629	-0,615	-0,640	-0,639	-0,594	-0,609	-0,676	-0,599	-0,600	-0,522	-0,571
	Máximo	0,726	0,743	0,726	0,711	0,727	0,740	0,786	0,758	0,729	0,764	0,744	0,782
	Média	0,411	0,409	0,412	0,408	0,438	0,459	0,446	0,411	0,446	0,479	0,464	0,471
	D. Padrão	0,096	0,089	0,099	0,097	0,103	0,095	0,096	0,094	0,101	0,102	0,100	0,104
	C. Variação	23,390	21,859	24,020	23,655	23,508	20,602	21,568	22,911	22,559	21,342	21,560	22,168
	-	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020	2021	2022	2023
	Mínimo	-0,601	-0,646	-0,597	-0,619	-0,580	-0,451	-0,533	-0,490	-0,387	-0,371	-0,313	-0,220
	Máximo	0,746	0,746	0,752	0,712	0,719	0,698	0,739	0,790	0,760	0,756	0,758	0,771
	Média	0,352	0,346	0,405	0,368	0,372	0,345	0,400	0,434	0,477	0,444	0,486	0,451
	D. Padrão	0,084	0,100	0,103	0,092	0,087	0,089	0,087	0,092	0,090	0,084	0,089	0,080
	C. Variação	23,987	28,865	25,486	25,115	23,340	25,677	21,817	21,257	18,854	19,012	18,365	17,762

Fonte: Autores (2025)

Conforme apresentado na Tabela 2, os valores mínimos do NDVI ao longo do período estudado demonstraram uma tendência de aumento, sugerindo mudanças na dinâmica ambiental da área. No ano de 2000, o menor valor registrado foi de -0,683, relacionado principalmente à presença de corpos d'água, especialmente ao longo do Rio São Francisco. Já em 2023, o valor mínimo observado foi de -0,220, indicando uma elevação ao longo do tempo. Esse padrão destaca o impacto das transformações no uso e na ocupação do solo nas regiões próximas aos recursos hídricos.

As médias mais baixas ocorreram em 2013 (0,346) e 2012 (0,352), associadas a períodos de baixa precipitação. Silva et al. (2020c) aponta que valores de NDVI entre 0,001 e 0,264 indicam áreas mais suscetíveis à degradação, como as observadas em períodos secos, onde o solo descoberto e a vegetação herbácea são predominantes. Os dados obtidos para 2012 e 2013, corroboram com a sensibilidade da vegetação do semiárido às variações climáticas, evidenciando que a disponibilidade hídrica é um fator-chave para o vigor vegetativo.

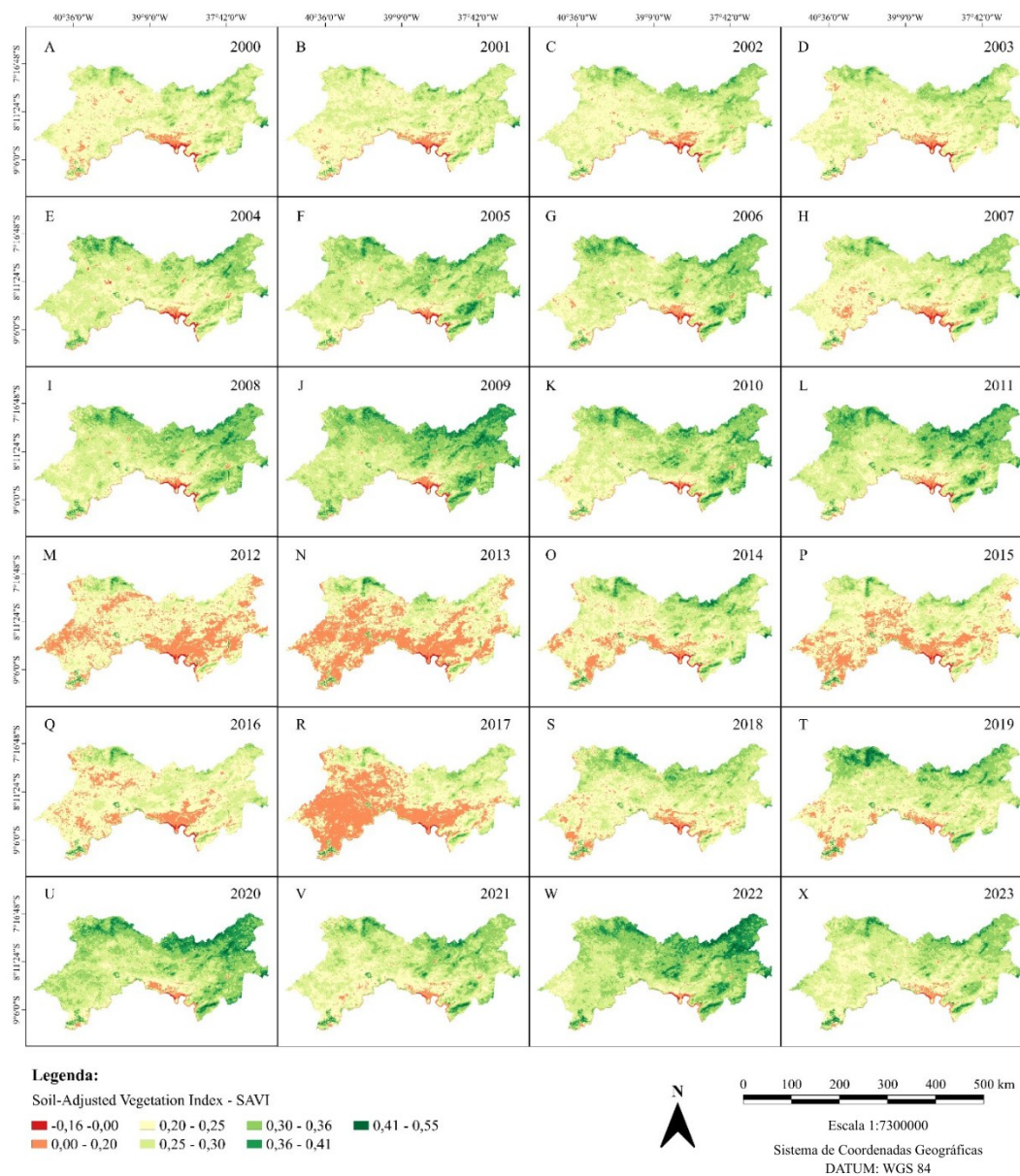
Por outro lado, a maior média foi registrada em 2009 (0,479), acompanhada de elevados valores em 2022, ambos anos com maior pluviosidade. Oliveira (2022) observou que o NDVI máximo de 0,759, alcançado no bioma da Caatinga entre 2001 e 2020, esteve associado à vegetação densa em anos de boas condições climáticas, o que é consistente com os valores mais altos obtidos em 2009 e 2022. Da Luz e Galvncio (2023), ao estudar o município de Floresta, Pernambuco, destacou maior vigor vegetativo em 2023, evidenciando a influência positiva da pluviosidade sobre a cobertura vegetal. O estudo realizado por

Ferreira et al. (2024) nesse mesmo município destacaram que, especialmente nos anos de 2013 e 2017, os mapas temáticos de NDVI apresentaram uma predominância de coloração avermelhada, o que coincidiu com períodos de seca extrema na região e, consequentemente, com a redução do suprimento hídrico para as plantas.

Assim como no NDVI, valores positivos do SAVI indicam áreas com maior cobertura vegetal, enquanto valores próximos de zero estão associados a solo exposto e vegetação esparsa (Figura 6). O comportamento do SAVI assemelha-se ao observado no NDVI, mas com maior clareza na distinção das classes de vegetação, devido à correção que minimiza os efeitos do solo exposto em áreas de baixa cobertura vegetal. Alves et al. (2019) também observam uma distribuição espacial similar entre os índices NDVI e SAVI em suas análises, confirmando os resultados obtidos neste estudo. O SAVI mostrou-se particularmente eficaz em destacar as alterações na superfície terrestre, refletindo com precisão a resposta espectral da vegetação e a influência do solo exposto durante o período seco (Silva et al., 2019). Ao longo do período analisado, o SAVI variou entre -0,165 e 0,553, conforme mostrado na Tabela 3, que apresenta as estatísticas descritivas do período.

Assim como o NDVI, os valores do SAVI também refletem a influência das variações na precipitação. Em anos de baixa pluviosidade, como 2012 e 2013, observou-se uma redução nas médias do SAVI, acompanhada por um aumento no coeficiente de variação, o que indica uma maior heterogeneidade na cobertura vegetal. No entanto, destaca-se o ano de 2017, cuja resposta foi ainda mais expressiva, mesmo em comparação com os anos secos de 2012 e 2013. Em contraste, anos como 2009 e 2022 destacaram-se por condições mais favoráveis à cobertura vegetal, com médias mais elevadas. Além disso, o SAVI apresentou uma menor variabilidade espacial em relação aos demais índices analisados, o que é evidenciado pelos menores valores de desvio padrão e coeficiente de variação ao longo do período avaliado.

Figura 6 – Distribuição Espacial e Temporal do SAVI no Período de 2000 a 2023.



Fonte: Autores (2025)

De acordo com Barbosa e Lopes (2022), o município de Ibirimir-PE teve valores médios de SAVI de 0,18, 0,20 e 0,21 nos anos de 2018, 2019 e 2020, respectivamente. Na bacia do Rio Brígida, conforme Leonardo et al. (2023), os anos de 2016 e 2022 apresentaram valores mais elevados de SAVI, entre 0,2 e 0,4, evidenciando áreas com vegetação mais densa.

Conforme Silva Junior et al. (2024), no período chuvoso, os valores médios de SAVI foram de 0,48, com variações entre -0,11 e 0,72. Durante o período seco, os valores oscilaram entre -0,05 e 0,64, com uma média de 0,25. A análise espacial revelou um aumento nas áreas com solo exposto e uma redução nas áreas vegetadas, especialmente nas proximidades do Reservatório de Serrinha II, em Pernambuco, Brasil. O

SAVI provou ser eficiente no acompanhamento da dinâmica da vegetação ao longo dos diferentes períodos de precipitação, apresentando bons resultados entre 2005 e 2015, conforme Silva et al. (2017). Conforme indicado por Silva et al. (2020b), degradação da vegetação é evidenciada pelo aumento das áreas com valores mais baixos de SAVI, refletindo um maior desmatamento e exposição do solo, provavelmente devido à intensificação das atividades humanas como agricultura, exploração madeireira e pecuária.

Tabela 3 – Estatística Descritiva do SAVI (2000-2023).

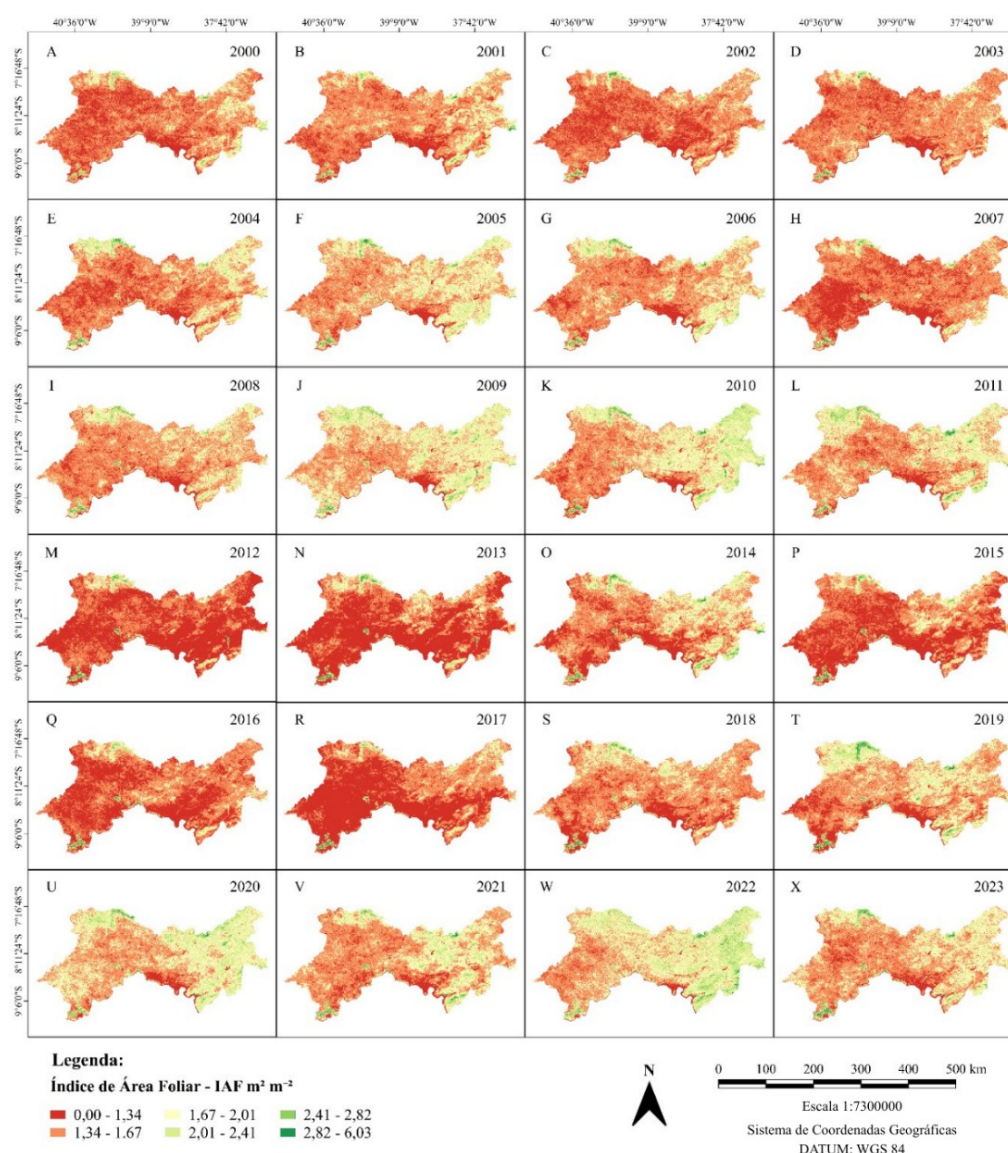
SAVI	-	2000	2001	2002	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011
	Mínimo	-0,118	-0,117	-0,165	-0,153	-0,140	-0,098	-0,093	-0,106	-0,137	-0,104	-0,066	-0,088
	Máximo	0,470	0,467	0,469	0,471	0,486	0,479	0,490	0,470	0,469	0,488	0,484	0,488
	Média	0,248	0,249	0,256	0,253	0,271	0,285	0,279	0,255	0,285	0,304	0,284	0,293
	D. Padrão	0,048	0,044	0,052	0,049	0,055	0,052	0,054	0,051	0,057	0,058	0,055	0,058
	C. Variação	19,501	17,850	20,403	19,254	20,384	18,368	19,410	20,089	19,870	19,133	19,533	19,897
	-	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020	2021	2022	2023
	Mínimo	-0,065	-0,125	-0,104	-0,139	-0,121	-0,112	-0,106	-0,047	-0,029	-0,021	-0,054	-0,013
	Máximo	0,481	0,502	0,487	0,502	0,492	0,494	0,491	0,553	0,485	0,524	0,496	0,514
	Média	0,216	0,216	0,253	0,228	0,234	0,217	0,257	0,271	0,304	0,275	0,311	0,274
	D. Padrão	0,042	0,050	0,055	0,047	0,044	0,050	0,049	0,055	0,056	0,050	0,056	0,048
	C. Variação	19,278	23,342	21,720	20,584	18,918	23,299	19,184	20,427	18,465	18,132	18,051	17,344

Fonte: Autores (2025)

A degradação da vegetação representa uma tendência preocupante, conforme apontado por Justino et al. (2024). A diminuição da cobertura vegetal pode gerar uma série de consequências ambientais, como a redução da biodiversidade, o avanço da erosão do solo e a queda na capacidade de captura de carbono, intensificando os efeitos das mudanças climáticas. Além disso, essa degradação impacta negativamente as comunidades locais, que dependem diretamente dos recursos naturais para sua sobrevivência. As médias mais baixas ocorreram em 2012 e 2013 (0,216), refletindo períodos com condições menos propícias para o desenvolvimento vegetativo. Em contrapartida, a média mais alta foi observada em 2022 (0,311). Conforme o estudo realizado por Silva et al. (2024) no município de Floresta, encontraram valores de SAVI entre 0,05 e 0,9 em Floresta, Pernambuco, e Juazeiro, Bahia, com uma redução nos valores de SAVI ao longo dos anos, exceto em 2009, quando 80% da área atingiu valores de 0,6. Essa variação reflete a resposta da vegetação da Caatinga à disponibilidade de água, ressaltando a importância da precipitação na análise da variabilidade da vegetação.

Os valores do IAF, variaram de 0,045 a 6,030 $\text{m}^2 \text{m}^{-2}$, foram simbolizados de forma a destacar as diferenças na cobertura vegetal, com as áreas de maiores valores exibidos na coloração verde e os de menores valores na vermelha, evidenciando as dinâmicas da vegetação ao longo dos 24 anos (Figura 7).

Figura 7 – Distribuição Espacial e Temporal do IAF no Período de 2000 a 2023.



Fonte: Autores (2025)

Conforme ilustrado na Figura 7, as áreas com maior cobertura vegetal, acima de 2,41 m^2/m^2 , estão concentradas nas regiões de maior altitude, onde predominam florestas nativas. Esses resultados são corroborados por Silva et al. (2022), que analisaram o IAF no Vale do Ipojuca entre 2014 e 2021 e observaram valores mínimos e máximos entre 0 e 0,60 m^2/m^2 . Esses valores são característicos do Bioma Caatinga, que apresenta vegetação predominantemente herbácea, rasteira e dispersa, resultando em índices

mais baixos do IAF. A alta variabilidade climática da região, marcada por longos períodos de seca, induz a queda das folhas na vegetação da Caatinga, diminuindo ainda mais o índice foliar

Por sua vez, Pinheiro et al. (2020) reforçaram a relação entre a precipitação e vegetação, ao destacar a influência das chuvas sobre a cobertura vegetal. De acordo com Mariano et al. (2018), as tendências decrescentes do IAF foram identificadas em núcleos de desertificação apenas quando os períodos de seca foram incluídos na análise, evidenciando o impacto climático sobre as condições da vegetação. Os mesmos autores apontaram que valores de IAF entre 0,04 e 0,4 são indicativos de áreas degradadas na Caatinga, causadas principalmente pela escassez de chuvas e pela pressão exercida pela atividade humana sobre o ambiente natural. A Tabela 4 mostra as estatísticas descritivas do IAF para cada ano do período analisado.

Tabela 4 – Estatística Descritiva do IAF (2000-2023).

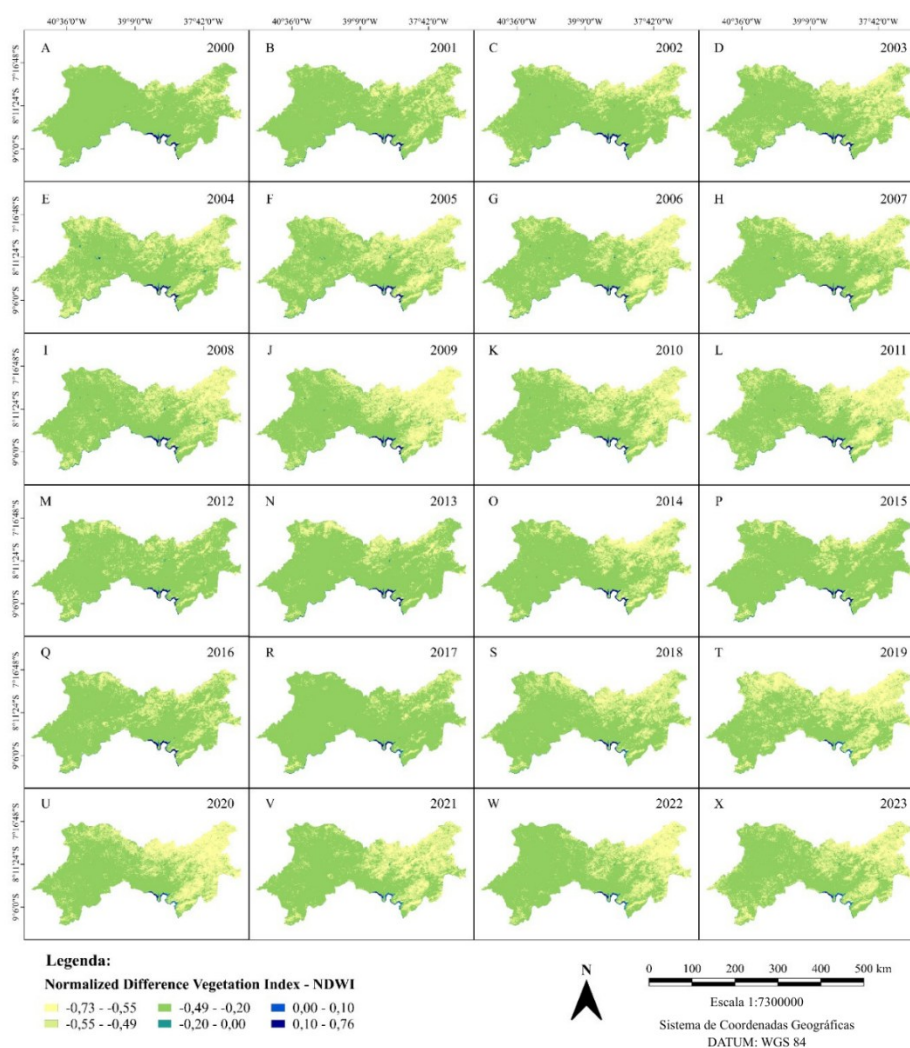
IAF (m ² m ⁻²)	-	2000	2001	2002	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011
	Mínimo	0,144	0,150	0,045	0,069	0,094	0,181	0,191	0,166	0,095	0,166	0,247	0,203
	Máximo	4,147	4,350	4,124	4,271	4,394	4,485	4,123	4,536	4,327	3,927	4,430	4,704
	Média	1,470	1,531	1,441	1,484	1,542	1,662	1,600	1,439	1,581	1,738	1,716	1,674
	D. Padrão	0,276	0,273	0,264	0,250	0,313	0,298	0,303	0,263	0,285	0,312	0,350	0,335
	C. Variação	18,774	17,848	18,348	16,871	20,313	17,900	18,935	18,307	18,017	17,920	20,390	20,032
	-	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020	2021	2022	2023
	Mínimo	0,254	0,122	0,167	0,093	0,132	0,155	0,160	0,290	0,335	0,356	0,298	0,373
	Máximo	4,967	4,318	4,108	4,223	4,323	4,503	4,328	4,758	4,600	4,364	4,803	6,030
	Média	1,316	1,328	1,560	1,405	1,396	1,323	1,528	1,632	1,757	1,635	1,825	1,643
	D. Padrão	0,273	0,321	0,333	0,291	0,266	0,301	0,277	0,333	0,321	0,308	0,348	0,305
	C. Variação	20,747	24,153	21,373	20,721	19,049	22,788	18,106	20,388	18,256	18,833	19,060	18,543

Fonte: Autores (2025)

De acordo com a Tabela 4, a menor média foi registrada em 2012 (1,316), o que indica uma menor densidade de área foliar naquele ano. Já a maior média foi observada em 2022 (1,825), que sugere condições mais favoráveis para o desenvolvimento da vegetação. Para Silva et al. (2021), o IAF demonstra grande sensibilidade para o Bioma Caatinga, que apresenta valores naturalmente mais baixos em comparação com outros biomas brasileiros. Esses índices reduzidos refletem a interferência humana no ambiente, como destacado por Silva et al. (2020c), que associaram essa manipulação ao aumento das atividades agrícolas e pecuárias, principalmente a partir de 2012. Os resultados apontam para uma aceleração da degradação ambiental impulsionada por essas atividades, com ênfase na formação de pastagens para a criação de gado leiteiro.

Os valores do NDWI variaram entre -0,73 e 0,76. Áreas com valores superiores a -0,20 foram classificadas como corpos hídricos, destacados em azul, enquanto valores inferiores estão associados à vegetação, destacados em amarelo (Figura 8). Esses resultados estão em consonância com Wang et al. (2018), que identificaram valores positivos de NDWI como representativos de pixels com água, enquanto valores negativos refletem outras coberturas do solo. Ribeiro et al. (2015) complementam essa análise, indicando que valores negativos podem estar associados à vegetação com folhas secas ou galhos e à escassez hídrica.

Figura 8 – Distribuição Espacial e Temporal do NDWI no Período de 2000 a 2023.



Fonte: Autores (2025)

Conforme Scheibel et al. (2024), no estado de Alagoas, os valores do NDWI variaram entre -0,74 e 0,28. Nos mapas geoespaciais, intervalos de -0,25 a 1,00 representaram corpos d'água, como rios, lagos e lagoas, enquanto intervalos entre -1,00 e -0,25 refletiram áreas de solo exposto, plantações ou florestas nativas. Esses intervalos são semelhantes aos encontrados na presente análise, reforçando a consistência do

índice como ferramenta de monitoramento ambiental. Os resultados de Farias et al. (2024) no Açude Poço da Cruz, em Ibimirim - PE, também corroboram essa tendência, indicando que a maioria dos valores de NDWI registrados ultrapassaram 0,40, evidenciando alta presença de água. Scheibel et al. (2024) destacaram ainda que a redução significativa na precipitação contribui para o desaparecimento ou a diminuição drástica dos níveis de água em rios e reservatórios intermitentes, uma dinâmica observada também na presente análise.

A Tabela 5 apresenta a variação temporal da extensão dessas áreas, evidenciando os menores valores em 2020 (382.023 km²) e 2019 (391.311 km²). Essa redução tornou-se ainda mais perceptível nos anos mais recentes, quando, a partir de 2022, os valores permaneceram abaixo de 450 km², indicando um agravamento nas condições de disponibilidade de água na área investigada. Ressalta-se que a tendência de diminuição da superfície ocupada pelos corpos hídricos passou a se acentuar em 2012, período caracterizado por baixos índices pluviométricos, seguido por anos com chuvas insuficientes para recompor as reservas hídricas.

Tabela 5 – Área total de corpos hídricos (km²) identificada pelo NDWI (2000-2023).

2000	765,757	2012	635,726
2001	702,208	2013	689,499
2002	820,894	2014	610,553
2003	726,650	2015	625,217
2004	804,130	2016	579,756
2005	734,227	2017	575,601
2006	711,497	2018	493,72
2007	728,850	2019	391,311
2008	781,888	2020	382,023
2009	716,873	2021	385,2
2010	681,678	2022	441,417
2011	700,253	2023	405,975

Fonte: Autores (2025)

CONSIDERAÇÕES FINAIS

A pesquisa contribuiu significativamente para a compreensão da dinâmica ambiental e da cobertura vegetal no semiárido de Pernambuco entre 2000 e 2023. O uso do Google Earth Engine (GEE) mostrou-se eficaz para o processamento e análise de grandes volumes de dados orbitais. As análises revelaram forte influência da variabilidade pluviométrica sobre a vegetação, com destaque para os anos de 2012, 2013 e

2017, que apresentaram os menores valores de NDVI, coincidentes com períodos de seca severa. Observou-se uma tendência de aumento dos valores mínimos do NDVI ao longo do tempo, possivelmente associada a mudanças no uso e ocupação do solo.

O índice SAVI reforçou os padrões detectados pelo NDVI, mostrando maior capacidade de distinção em áreas com solo exposto, especialmente em 2017. Já o IAF indicou maior densidade foliar em regiões de maior altitude e áreas preservadas. O NDWI apontou uma redução na extensão dos corpos hídricos a partir de 2012, agravada pela continuidade de anos com baixa precipitação. Nesse contexto, os dados do produto GPM demonstraram eficiência na estimativa da precipitação, contribuindo para a compreensão da variabilidade pluviométrica.

De forma geral, os índices NDVI, SAVI, IAF e NDWI, obtidos a partir do MODIS, foram eficazes na identificação de padrões da cobertura vegetal e da disponibilidade hídrica na Caatinga, evidenciando a relação entre clima e vegetação. Os resultados estão de acordo com a literatura e reforçam a importância desses índices no monitoramento ambiental contínuo e da adoção de estratégias sustentáveis de uso do solo na região semiárida.

AGRADECIMENTOS

Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES).

REFERÊNCIAS

- AKRAM, A.; TAHIR, A.; ALAM, A. GIS based flood extent assessment using MODIS satellite remote sensing and spatial analysis. **Frontiers in Earth Science**, v. 12, p. 1309629, 2024.
- ALENCAR, S. P.; MOTA, R. A.; COELHO, M. C. O. C.; NASCIMENTO, S. A.; DE OLIVEIRA ABREU, S. R.; CASTRO, R. S. Perfil sanitário dos rebanhos caprinos e ovinos no sertão de pernambucano. **Ciência Animal Brasileira/Brazilian Animal Science**, v. 11, n. 1, p. 131-140, 2010.
- AL-HASN, Rukea. Studying Correlation between Precipitation and NDVI/MODIS for Time Series (2012–2022) in Arid Region in Syria. **Environmental Sciences Proceedings**, v. 29, n. 1, p. 58, 2024.
- ALLEN, R. G; TASUMI, M.; TREZZA, R. Surface Energy Balance Algorithm for Land (SEBAL). Advanced training and User's Manual. Idaho implementation, version, v. 1, p. 98, 2002.
- ALVARES, C. A.; STAPE, J. L.; SENTELHAS, P. C.; GONÇALVES, J. D. M.; SPAROVEK, G. Koppen's climate classification map for Brazil. **Meteorologische zeitschrift**, v. 22, n. 6, p. 711-728, 2013.
- ALVES, K. M. A. DA S.; D'AVILA, M. C. P.; NOBREGA, R. S.; & OPAZO ALBARRAN, D. Variabilidad espacial y temporal de la cobertura vegetal de los años 1984 a 2011 en la cuenca hidrográfica del Río Moxotó, Pernambuco, Brasil. **Diálogo Andino**, n. 58, p. 139-150, 2019.
- ALVES, L. E. R.; GOMES, H. B.; SANTOS, F. S. D.; CORREIA FILHO, W. L. F.; & OLIVEIRA JÚNIOR, J. F. D. Parâmetros Biofísicos Aplicados no Parque Nacional da Serra das Confusões, Piauí-Brasil. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v. 35, p. 597-604, 2020.

- ANDRADE, C. B.; DE OLIVEIRA, L. M. M.; OMENA, J. A. M.; VILLAR, A. C.; GUSMÃO, L.; & RODRIGUES, D. F. B. Avaliação de índices de vegetação e características fisiográficas no Sertão Pernambucano. **Revista Brasileira de Meio Ambiente**, v. 4, n. 1, 2018.
- AYELE, G. T.; TEBEJE, A. K.; DEMISSIE, S. S.; BELETE, M. A.; JEMBERRIE, M. A.; TESHOME, W. M.; ... & TESHALE, E. Z. Time series land cover mapping and change detection analysis using geographic information system and remote sensing, Northern Ethiopia. **Air, Soil and Water Research**, v. 11, p. 1178622117751603, 2018.
- BARBOSA, H. A. Flash Drought and its characteristics in Northeastern South America during 2004–2022 using Satellite-Based products. **Atmosphere**, v. 14, n. 11, p. 1629, 2023.
- BARBOSA, H. A.; KUMAR, T. L.; PAREDES, F.; ELLIOTT, S.; & AYUGA, J. G. Assessment of Caatinga response to drought using Meteosat-SEVIRI normalized difference vegetation index (2008–2016). **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. 148, p. 235-252, 2019.
- BARBOSA, L. D. S. A.; & LOPES, P. M. O. Spatio-temporal variation of evapotranspiration around the Engenheiro Francisco Saboia Reservoir, Ibimirim-PE. **Journal of Hyperspectral Remote Sensing**, v. 12, n. 2, p. 28-35, 2022.
- BECK, H. E.; ZIMMERMANN, N. E.; MCVICAR, T. R.; VERGOPOLAN, N.; BERG, A.; WOOD, E. F. Present and future Köppen-Geiger climate classification maps at 1-km resolution. **Scientific data**, v. 5, n. 1, p. 1-12, 2018.
- BEZERRA, A. C.; MOURA, G. B. A.; LOPES, P. M. O.; PESSOA, E. R.; GALVÍNCIO, J. D.; & LEAL, E. X. Como os Produtos MODIS têm sido Utilizados para Análise dos Parâmetros Biofísicos em Regiões Semiáridas? Uma Revisão Bibliométrica e de Literatura. **Rev. Bras. Cartogr**, v. 74, n. 3, 2022.
- BEZERRA, H. N.; BEZERRA, J. M.; DE ARAÚJO, C. S. P.; & MATTOS, A. Variabilidade espaço-temporal das variáveis biofísicas no semiárido do Rio Grande do Norte, Brasil. **Geosul**, v. 34, n. 72, p. 184–201, 2019.
- BEZERRA, J. M.; MOURA, G. B. D. A.; DA SILVA, B. B.; LOPES, P. M.; & SILVA, E. F. D. F. Parâmetros biofísicos obtidos por sensoriamento remoto em região semiárida do estado do Rio Grande do Norte, Brasil. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v. 18, p. 73–84, 2014.
- DA LUZ, G. G.; & GALVINCIO, J. D. Dinâmica do Uso do Solo, Balanço hídrico e NDVI no município de Floresta-Pernambuco, Brasil. **Revista Brasileira de Geografia Física**, v. 16, n. 05, p. 2898-2909, 2023.
- DE MELO, C. G. B.; FERNANDES, G. S. T.; LOPES, P. M. O.; DE OLIVEIRA, V. B.; & PESSOA, V. G. Variación espacio-temporal de los índices de vegetación y evapotranspiración en áreas de caatinga. **Revista de Geociências do Nordeste**, p. 253-259, 2021.
- FARIAS, M. O.; CIRILO, J. A.; ALMEIDA, D. N. O.; DE OLIVEIRA, A. A. A.; DE OLIVEIRA, L. M. M.; DOS SANTOS, S. M.; & DA SILVA, J. B. Detecção E Extração De Área Superficial De Reservatório A Partir De Índice Ndwí No Sertão Pernambucano. **XVII Simpósio De Recursos Hídricos Do Nordeste**. 2024.
- FERREIRA, M. B.; FERREIRA, R. L. C.; DA SILVA, J. A. A.; DE LIMA, R. B.; SILVA, E. A.; DE SOUSA, A. N.; ... & DA SILVA, M. V. Spatial-Temporal Dynamics of Water Resources in Seasonally Dry Tropical Forest: Causes and Vegetation Response. **AgriEngineering**, v. 6, n. 3, p. 2526-2552, 2024.
- FREITAS, I. F.; ALVES, L. E.; GOMES, H. B.; JÚNIOR, J. R.; SANTIAGO, D. B.; & SILVA, R. A. Analysis of Behavior of Vegetation in the Year of 2016 for the Municipality of Remanso-BA. **Revista Geama**, p. 149-156, 2017.
- GORELICK, N.; HANCHER, M.; DIXON, M.; ILYUSHCHENKO, S.; THAU, D.; & MOORE, R. Google Earth Engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone. **Remote sensing of Environment**, v. 202, p. 18-27, 2017.
- GOUVEIA, J. R. F.; NASCIMENTO, C. R.; OLIVEIRA JÚNIOR, J. G.; ALBUQUERQUE MOURA, G. B.; LOPES, P. M. O. Caracterização de Cicatrizes de Queimadas nas Mesorregiões do Sertão e São Francisco

Pernambucano a partir de dados do Sensor MODIS. **Revista Brasileira de Geografia Física**, v. 14, n. 2, p. 881-996, 2021.

HUETE, A. R. A soil-adjusted vegetation index (SAVI). **Remote Sensing of Environment**, v. 25, n. 3, p. 295–309, ago. 1988.

HUFFMAN, G.J.; E.F. STOCKER, D.T. BOLVIN, E.J. NELKIN, JACKSON TAN. **GPM IMERG Final Precipitation L3 1 month 0.1 degree x 0.1 degree V07**, Greenbelt, MD, Goddard Earth Sciences Data and Information Services Center (GES DISC), 2019.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. IBGE, 2022. Cidades e Estados. Disponível em: https://geoftp.ibge.gov.br/organizacao_do_territorio/malhas_territoriais/malhas_municipais/municipio_2022/Brasil/BR/. Acesso em: 17 mar. 2026.

JABER, S. M. On the relationship between normalized difference vegetation index and land surface temperature: MODIS-based analysis in a semi-arid to arid environment. **Geocarto International**, v. 36, n. 10, p. 1117-1135, 2021.

JÚNIOR, J. J. F.; & DANTAS, M. J. F. Análise do albedo da superfície e índices de vegetação por sensoriamento remoto na bacia hidrográfica do rio Pacoti/CE. **Revista Tecnologia**, v. 39, n. 2, p. 1–18, 2018.

JUSTINO, S. T. P.; PAGANINI, E.; SILVA, R. B.; SILVA, R. P. D. S.; ZABOTTO, A.; & RODER, L. R. Spatial-Temporal Analysis of Vegetation Cover and Soil Degradation in the Caatinga Biome between 1985 and 2022. 2024.

LEIVAS, J. F.; ANDRADE, R. G.; DE CASTRO VICTORIA, D.; TORRESAN, F. E.; & BOLFE, E. L. Monitoramento da seca 2011/2012 no nordeste brasileiro a partir do satélite SPOT-Vegetation e TRMM. **Revista Engenharia Na Agricultura-Reveng**, v. 22, n. 3, p. 211-221, 2014.

LIANG, S.; WANG, J. (Ed.). **Advanced remote sensing: terrestrial information extraction and applications**. Academic Press, 2019.

MARIANO, D. A.; DOS SANTOS, C. A.; WARDLOW, B. D.; ANDERSON, M. C.; SCHILTMAYER, A. V.; TADESSE, T.; & SVOBODA, M. D. Use of remote sensing indicators to assess effects of drought and human-induced land degradation on ecosystem health in Northeastern Brazil. **Remote Sensing of Environment**, v. 213, p. 129-143, 2018.

MARINHO, F. P.; MAZZOCHINI, G. G.; MANHÃES, A. P.; WEISSER, W. W.; & GANADE, G. Effects of past and present land use on vegetation cover and regeneration in a tropical dryland forest. **Journal of Arid Environments**, v. 132, p. 26-33, 2016.

MARTINS, J. A. C.; PESSI, D. D.; PARANHOS FILHO, A. C. Python e Google Earth Engine no monitoramento de mudanças de cobertura do solo no Pantanal. In: ENCINA, C. C. C.; PARANHOS FILHO, A. C.; PESSI, D. D.; MIOTO, C. L.; COIMBRA, D. S. F.; SILVA, N. M.; CHAVES, J.; GAMARRA, R. M.; RIBEIRO, V. O. (Orgs.). Um olhar sobre a conservação no Pantanal. Maringá: Uniedusul. p. 131-140, 2021.

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.

MELO, D. H. C. T. B.; DE MENDONÇA, L. F. F.; & OLIVEIRA, J. Revista Brasileira de Sensoriamento Remoto. **Revista Brasileira de Sensoriamento Remoto**, v. 2, n. 2, p. 002-024, 2021.

NASCIMENTO, D. M.; SALES, A. T.; SOUZA, R.; DA SILVA, A. S. A.; SAMPAIO, E. V. D. S. B.; MENEZES, R. S. C. Development of a methodological approach to estimate vegetation biomass using remote sensing in the Brazilian semiarid NE region. **Remote Sensing Applications: Society and Environment**, v. 27, p. 100771, 2022.

PINHEIRO, K. R.; ALVES, E. R.; ALVES, M. V.; & GALVÍNCIO, J. D. Impacto da precipitação e do uso e ocupação do solo na cobertura vegetal na Caatinga. **Journal of Environmental Analysis and Progress**, v. 5, n. 2, p. 221-231, 2020.

RIBEIRO, E. P.; NÓBREGA, R. S.; FILHO, F. O. M.; & MOREIRA, E. B. M. Parâmetros biofísicos na detecção de mudanças ambientais na bacia hidrográfica do rio Pajeú. **Revista de Geografia (UFPE)**, v. 32, n. 1, p. 221-246, 2015.

ROUSE, J. W. Monitoring the vernal advancement of retrogradation of natural vegetation. **NASA/GSFC, type III, final report, greenbelt, MD**, v. 371, 1974.

SCHEIBEL, C. H.; NASCIMENTO, A. B. D.; JÚNIOR, G. D. N. A.; ALMEIDA, A. C. D. S.; SILVA, T. G. F. D.; SILVA, J. L. P. D.; ... & SILVA, M. V. D. Characterization of Water Bodies through Hydro-Physical Indices and Anthropogenic Effects in the Eastern Northeast of Brazil. **Climate**, v. 12, n. 9, p. 150, 2024.

SILVA JUNIOR, U. J.; SILVA JUNIOR, J. A.; ALMEIDA, D. N. O.; SANTOS, E. M.; PAIVA, A. L. R.; SANTOS, S. M.; OLIVEIRA, L. M. M. Variações sazonais intra e interanual da cobertura vegetal (ndvi e savi) na mata ciliar do Bioma Caatinga associada ao reservatório de Serrinha Ii, Pe, Brasil e sua correlação com o spi e o volume hídrico acumulado. **Caminhos De Geografia**, Uberlândia, v. 25, n. 99, p. 224–242, 2024.

SILVA, C. V. S.; DA SILVA, J. L. B.; DE ALBUQUERQUE MOURA, G. B.; LOPES, P. M. O.; NASCIMENTO, C. R.; & DA SILVA, L. C. Monitoramento da cobertura vegetal por sensoriamento remoto no semiárido brasileiro através de índices de vegetação. **Nativa**, v. 7, n. 6, p. 708-717, 2019.

SILVA, D. A.O.; MONTENEGRO, S. M. G. L.; OLIVEIRA, P. M.; LOPES, J. L. B. S.; DOS SANTOS, J. E. B.; DA SILVA, E. M.; ... & DO NASCIMENTO CESAR, D. Monitoring of degradation in the Caatinga biome in the semi-arid northeastern region, Brazil. **Revista Brasileira de Geografia Física**, v. 13, n. 05, p. 2293-2303, 2020b.

SILVA, J. L. B.; MOURA, G. B. A, SILVA, M. V.; OLIVEIRA-JÚNIOR, J. F.; JARDIM, A. M. D. R. F.; REFATI, D. C.; ... & SANTOS, R. C. Environmental degradation of vegetation cover and water bodies in the semiarid region of the Brazilian Northeast via cloud geoprocessing techniques applied to orbital data. **Journal of South American Earth Sciences**, v. 121, p. 104164, 2023.

SILVA, J. N. B.; DA SILVA, J. L. B.; DOS SANTOS, A. M.; DA SILVA, A. C.; & GALVÍNCIO, J. D. Índice de vegetação como subsídio na identificação de áreas com potenciais a desertificação. **Journal of Environmental Analysis and Progress**, p. 358-367, 2017.

SILVA, M. V.; PANDORFI, H.; DE OLIVEIRA-JUNIOR, J. F.; DA SILVA, J. L. B.; DE ALMEIDA, G. L. P.; DE ASSUNÇÃO MONTENEGRO, A. A.; ... & GIONGO, P. R. Remote sensing techniques via Google Earth Engine for land degradation assessment in the Brazilian semiarid region, Brazil. **Journal of South American Earth Sciences**, v. 120, p. 104061, 2022.

SILVA, M. V.; PANDORFI, H.; LOPES, P. M. O.; DA SILVA, J. L. B.; DE ALMEIDA, G. L. P.; DE OLIVEIRA SILVA, D. A.; ... & JARDIM, A. M. D. R. F. Pilot monitoring of caatinga spatial-temporal dynamics through the action of agriculture and livestock in the brazilian semiarid. **Remote Sensing Applications: Society and Environment**, v. 19, n. 4, 2020c.

SILVA, M. V.; PANDORFI, H.; LOPES, P. M. O.; SILVA, J. D.; ALMEIDA, G. L. P.; SILVA, D. D. O.; ... & JARDIM, A. M. R. F. Pilot monitoring of caatinga spatial-temporal dynamics through the action of agriculture and livestock in the brazilian semiarid. **Remote Sensing Applications: Society and Environment**, v. 19, p. 100353, 2020a.

SILVA, M.V.; PANDORFI, H.; ALMEIDA, G.L.P.; LIMA, R.P.; SANTOS, A.; JARDIM, A.M.R.F.; ROLIM, M.M.; SILVA, J.L.B.; BATISTA, P.H.D.; SILVA, R.A.B.; LOPES, P.M.O.; SILVA, D.C. Spatio-temporal

monitoring of soil and plant indicators under forage cactus cultivation by geoprocessing in Brazilian semi-arid region. **Journal of South American Earth Sciences**, v. 107, p. 103155, 2021.

SILVA, T. G. F. D.; CRUZ NETO, J. F. D.; JARDIM, A. M. D. R. F.; SOUZA, C. A. A. D.; ARAÚJO JÚNIOR, G. D. N.; SILVA, M. V. D.; ... & DE SOUZA, L. S. B. RisDes_Index: An Index for Analysing the Advance of Areas Undergoing Desertification Using Satellite Data. **AgriEngineering**, v. 6, n. 2, p. 1150-1174, 2024.

TANG, H.; YU, K.; HAGOLLE, O.; JIANG, K.; GENG, X.; ZHAO, Y. A cloud detection method based on a time series of MODIS surface reflectance images. **International Journal of Digital Earth**, 6(sup1), 157-171, 2013.

TAVARES, K. C. O.; DA SILVA, A. F.; DE OLIVEIRA, G. P.; & DE BARROS CORRÊA, A. C. Identificação Da Degradação Dos Solos No Semiárido Pernambucano: A Partir De Uma Análise Temporal Em Áreas De Vulnerabilidade Do Município De Belém Do São Francisco–Pe. **Revista Contexto Geográfico**, v. 9, n. 18, p. 173–184-173–184, 2024.

VERMOTE, E. **MODIS/Terra Surface Reflectance 8-Day L3 Global 500m SIN Grid V061** [Conjunto de dados]. NASA EOSDIS Land Processes Distributed Active Archive Center. Acessado em 25/08/2024 em <https://doi.org/10.5067/MODIS/MOD09A1.061>. 2021.

WANG, X.; XIE, S.; ZHANG, X.; CHEN, C.; GUO, H.; DU, J.; & DUAN, Z. A robust Multi-Band Water Index (MBWI) for automated extraction of surface water from Landsat 8 OLI imagery. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v. 68, p. 73-91, 2018.

WARRICK, A. W.; NIELSEN, D. R. Spatial variability of soil physical properties in the field. In: HILLEL, D., ed. **Applications of soil physics**. Academic Press. 350 p. 1980.