ORIGINAL ARTICLE

AVALIAÇÃO DE ÍNDICES DE VEGETAÇÃO NA BACIA HIDROGRÁFICA DO RIO PAJEÚ/PE A PARTIR DE SÉRIES TEMPORAIS MODIS MOD13A1

Evaluation of Vegetation Indexes in the Pageú/PE River Basin from Temporal Series MODIS MOD13A1

Admilson da Penha Pacheco

Doutor em Geofísica pela Universidade de São Paulo Professor Titular da Universidade Federal de Pernambuco, Brasil admilson.pacheco@ufpe.br

Juarez Antônio da Silva Júnior

Engenheiro Cartógrafo e Agrimensor pela Universidade Federal de Pernambuco, Brasil <u>juarez.silvajunior@ufpe.br</u>

Laisa Mirelle Barreto de Morais

Graduada em Engenharia Cartográfica e Agrimensura na Universidade Federal de Pernambuco, Brasil I.barreto94@hotmail.com

Elvis Bergue Mariz Moreira

Departamento de Geografia, Universidade Federal do Oeste da Bahia, Brasil elvis.moreira@ufob.edu.br

Recebido: 15.02.2023 Aceito: 06.06.2023

Resumo

Diversos estudos de índices de vegetação obtidos por sensoriamento remoto têm favorecido nas últimas décadas a identificação e quantificação de padrões de mudanças ambientais e/ou climáticas relacionadas a cobertura vegetal da superfície terrestre. O objetivo desse estudo foi avaliar a relação entre o Índices de Vegetação da Diferença Normalizada (NDVI) e Índice de Vegetação Aprimorado (EVI) com a precipitação na região da Bacia Hidrográfica do Rio Pajeú. Foram utilizadas séries temporais de índices de vegetação NDVI e EVI obtidos a partir do produto MOD13A1 do sensor MODIS/TERRA e de dados pluviométricos anuais. O estudo abrangeu uma abordagem espaço-temporal no intervalo 2000 a 2020. Para tanto, realizou-se uma análise baseada em estatística descritiva dos parâmetros biofísicos (NDVI e EVI) e dos dados de precipitação anuais. O NDVI mostrou-se propenso a exibir maiores valores de coeficiente de determinação do que o EVI. O EVI mostrou-se mais sensível às variações de cobertura vegetal. Os valores de coeficiente de determinação entre os índices de vegetação e a precipitação alcançaram o valor máximo de 0,33 e 0,39 para o EVI e NDVI, respectivamente. Nesse estudo foi constatado uma alta correlação entre os valores de precipitação e os índices NDVI e EVI. Observou-se no período seco altos valores de NDVI e EVI na APA de Serra Negra. Mostrando, desta forma, que a preservação aplicada na área tem sido eficaz e que a floresta se apresenta em bom estado de conservação.

Palavras-chave: Sensoriamento Remoto; NDVI; EVI; Cobertura Vegetal.

Abstract

Several studies of vegetation indices obtained by Remote Sensing have favouredidentifying and quantifying patterns of environmental and/or climate changes related to the vegetation cover of the Earth's surface in recent decades. This study aimed to evaluate the relationship between the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) and Enhanced Vegetation Index (EVI) with precipitation in the Pajeú River Basin region. Time series of NDVI and EVI vegetation indices obtained from the MOD13A1 product of the MODIS/TERRA sensor and annual rainfall data were used. The study covered a space-time approach from 2000 to 2020. For this purpose, an analysis was performed based on descriptive statistics of biophysical parameters (NDVI and EVI) and annual precipitation data. The NDVI was prone to exhibit a higher coefficient of determination values than the EVI. The EVI was more sensitive to changes in vegetation cover. The values of the coefficient of determination between vegetation indices and precipitation reached the maximum value of 0.33 and 0.39 for EVI and NDVI, respectively. This study found a high correlation between precipitation values and the NDVI and EVI indices. It was observed in the dry season high values of NDVI and EVI in the APA of Serra Negra. This shows that the preservation applied in the area has been effective and that the forest is in a good state of conservation.

Keywords: Remote Sensing; NDVI; EVI; Plant cover.

1. INTRODUÇÃO

A vegetação é um dos componentes mais relevantes do ciclo hidrológico, bem como um fator chave para avaliar a biodiversidade dentro de uma determinada região geográfica (MILLANO; PAREDES, 2016). De acordo com IPCC (2014), as mudanças na dinâmica da vegetação terrestre impactam o sistema terrestre. A interação da vegetação com o clima e sua relação com as mudanças climáticas é de interesse global (CORTÉS et al., 2021; IPCC, 2014; MILLANO; PAREDES, 2016). Os estudos de Rosendo (2012), Ribeiro et al. (2016) e Wanderley et al. (2017) relataram que as mudanças climáticas representam uma ameaça significativa para a saúde e a diversidade das comunidades vegetais em todo o mundo, e é importante trabalhar para mitigar esses efeitos por meio de ações como a redução das emissões de gases de efeito estufa e o aumento da proteção de ecossistemas naturais.

O desmatamento elevado no Bioma Caatinga vem gerando processos de desertificação em diversas áreas, alterando diretamente a biota, o microclima e os solos, sendo fundamental o desenvolvimento de técnicas de pesquisa capazes de incorporar informações, que identifiquem o estado dos recursos naturais (SOUZA et al., 2015). A desertificação influencia negativamente os processos biofísicos e socioeconômicos em várias escalas espaço-temporais (GUO et al., 2017). Monitorar sistematicamente a dinâmica global da vegetação é fundamental para entender os processos biogeoguímicos básicos e seus possíveis feedbacks para o sistema

climático, e assim melhora nossa capacidade de prever, mitigar e adaptar mudanças climáticas globais futuras (ZHANG *et al.*, 2017).

As secas representam preocupações econômicas e ecológicas significativas. Considerando as projeções de mudanças climáticas, o monitoramento oportuno e o alerta antecipado com base em observações de satélite devem ser realizados em escalas regional e global (XIE; FAN, 2021). Prevê-se que a seca, amplamente estudada como um importante condutor da dinâmica do ecossistema, aumente em frequência e gravidade globalmente, independentemente das taxas e tendências normais de precipitação da região (SLETTE *et al.*, 2019).

De acordo com Zhang et al. (2017), se faz necessário monitorar com precisão a dinâmica da vegetação com o uso do sensoriamento remoto, sendo de fundamental importância para entender as funções e processos da biosfera e suas interações com o clima planetário. A evolução espaço-temporal da vegetação e seus fatores implícitos podem ser usados para explorar as relações entre vegetação, mudanças climáticas atividades humanas, que são de grande importância para orientar o manejo científico dos ambientes ecológicos regionais (LIU, et al., 2021). A fenologia da vegetação é um dos indicadores mais proeminentes e sensíveis das respostas dos ecossistemas terrestres às mudanças climáticas (ZHANG, et al., 2019).

O advento do sensoriamento remoto óptico digital revolucionou a nossa capacidade de acompanhar a dinâmica da vegetação (ZHANG *et al.*, 2017). Dados de índices de vegetação (IVs) derivados de imagens de satélite desempenham um papel vital na superfície terrestre vegetação e monitoramento dinâmico (ZENG *et al.*, 2021). Os Índices de Vegetação derivados de satélites vêm sendo amplamente utilizados no monitoramento das condições da vegetação e dinâmicas em escalas regionais ou globais (ZENG *et al.*, 2020; ZENG *et al.*, 2021; ZHANG *et al.*, 2017).

Os índices de vegetação (IVs) são geralmente calculados a partir de dados radiação eletromagnética de sensoriamento remoto com base nas características espectrais da vegetação. A assinatura espectral da vegetação apresenta-se com forte absorção na faixa espectral da visível e alta reflexão em regiões do infravermelho próximo (NIR) do espectro solar (ROUSE *et al.*, 1973; TUCKER, 1979). Os Índices de Vegetação, como indicador integral, não são apenas um parâmetro estrutural relacionado ao índice de área foliar do dossel e morfologia foliar (CARLSON; RIPLEY, 1997), mas também um parâmetro fisiológico que mede a abundância de clorofila nas folhas, determinando assim a capacidade fotossintética e o potencial de crescimento

da planta (RUNNING *et al.*, 2004; ZHANG *et al.*, 2017). Esses índices permitem realizar estudos, tanto ao longo do tempo quanto no espaço, sobre as condições da cobertura vegetal, descrevendo e reconstituindo dados de variações fenológicas e discriminando variações interanuais da vegetação nas escalas global e regional (RUDORFF *et al.*, 2007, BAYMA; SANO, 2015).

Existe uma variedade de índices de vegetação. Os índices mais utilizados são o Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) (ROUSE et al., 1973) e o Enhanced Vegetation Index (EVI) (HUETE et al., 1997). De acordo com Bayma e Sano (2015), as séries temporais do NDVI e EVI poderão evidenciar se as mudanças ocorridas devidas à sazonalidade climática foram ocasionadas pela alteração no regime de chuvas e/ou por mudanças no uso do solo. Assim, as séries temporais de índices de vegetação NDVI e EVI podem propiciar informações relevantes sobre alterações no comportamento espectral da vegetação, de modo a predizer se houve ou não desmatamento ou alteração nas classes de vegetação nativa e de uso do solo (BAYMA; SANO, 2015).

Os dados do espectrorradiômetro de imagem de resolução moderada (MODIS), a bordo dos satélites TERRA e AQUA, são amplamente usados na análise multitemporal de vários fenômenos relacionados ao uso e ocupação do solo da superfície terrestre. O MODIS apresenta características de maior eficácia e precisão de aplicabilidade de monitoramento ambiental da vegetação em estudos regionais e globais, pois apresenta resolução temporal de 1 a 2 dias, e alguns dos seus produtos apresentam uma composição temporal com base no melhor valor da refletância do pixel (DIDAN; BARRETO MUNOZ, 2019). Os diversos produtos gerados pelo sensor MODIS estão relacionados com a quantificação e detecção das mudanças da cobertura terrestre, e nos processos naturais e antropomórficos, auxiliando assim, nos diversos modelos regionais e globais existentes (STRAHLER *et al.* 1999).

Dentre os produtos MODIS de estudo da superfície terrestre, o MODIS Vegetation Index (MOD13) tem sido utilizado em várias pesquisas relacionadas com as alterações naturais e/ou antrópicas da vegetação. O MOD13 compreende o Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI) e Índice de Vegetação Aprimorado (IVE). O MOD13 inclui produtos de acordo com a aquisição, período de dados e resolução espacial (DIDAN; BARRETO MUNOZ, 2019, MODIS, 2023). Os índices de vegetação MODIS (NDVI e EVI), produzidos em intervalos de 16 dias e em múltiplas resoluções espaciais, fornecem comparações espaciais e temporais consistentes do verde do dossel da

vegetação, uma propriedade composta de área foliar, clorofila e estrutura do dossel. O produto MODIS de Índices de Vegetação de 16 dias (MOD13A1), Versão 6, fornece valores de Índice de Vegetação (IV) por pixel com resolução espacial de 500 metros (DIDAN; BARRETO MUNOZ, 2019, MODIS, 2023).

Nas últimas décadas, diversas pesquisas utilizando sensoriamento remoto no bioma Caatinga foram realizadas com base em dados MODIS de Índices de Vegetação (e.g. ABADE *et al.*,2015; SCHULZ *et. al.*, 2017; BARBOSA *et al.*, 2019). Neste contexto, este trabalho tem como objetivo avaliar a relação entre os índices de vegetação NDVI e EVI com a precipitação na região da Bacia Hidrográfica do Rio Pajeú/ Pernambuco a partir de séries temporais do produto MOD13A1 do sensor MODIS/TERRA.

2. MATERIAIS E MÉTODOS

2.1 Área de Estudo

A bacia do rio Pajeú está localizada entre 07° 16' 20" e 08° 56' 01" de latitude sul, e 36°59' 00" e 38°57' 45" de longitude oeste (Figura 1).



Figura 1 – Mapa de Localização da Bacia Hidrográfica do Rio Pajeú. Fonte: Adaptado de IBGE (2014).

A bacia hidrográfica do Rio Pajeú possui uma área aproximada de 16.685 km², sendo a maior do estado de Pernambuco com 16,97% do seu território. A sua rede de drenagem abrange 27 municípios com uma população em torno de 630 mil habitantes (PERNAMBUCO, 2021; IBGE, 2014).

A formação vegetal sobre a superfície estudada é a Caatinga hiperxerófila, característica de áreas mais secas do Sertão. Fortemente influenciadas pelas

condições climáticas e pedológicas, essa formação apresenta três tipos fisionômicos: arbórea, arbóreo-arbustiva e arbustiva (FEITOSA, 2012).

Do ponto de vista climático, a área da bacia do Rio Pajeú é caracterizada pela grande irregularidade das precipitações pluviométricas e apresenta como principal período chuvoso os meses de janeiro a abril. As chuvas que ocorrem no Sertão têm sua origem nas frentes frias, nos vórtices ciclônicos de ar superior (VCAS) e na zona de convergência intertropical (ZCIT), sendo esse último sistema, o principal sistema de produção de chuvas no semiárido de Pernambuco (PERNAMBUCO, 2006).

O início das chuvas no Sertão de Pernambuco ocorre em dezembro (extremo oeste) e está associado às instabilidades das frentes frias e aos vórtices ciclônicos de ar superior (VCAS). A partir de fevereiro ou março, dependendo do ano, a zona de convergência intertropical (ZCIT) começa a atuar em todo o Sertão, que já se encontra em seu principal período chuvoso: os totais pluviométricos anuais oscilam, geralmente, entre 400 e 1200 mm (PERNAMBUCO, 2006).

A bacia hidrográfica do rio Pajeú é marcada pela presença de compartimentos morfológicos homogêneos como várzeas e terraços aluviais, chapadas, pediplanos, superfícies aplainadas, dissecadas, preservadas e retrabalhadas, além de cristas, bordas, morros residuais e serras. A bacia possui uma expressiva diversidade de solos devido à heterogeneidade do material geológico (rochas gnaíssicas, graníticas, máficas e ultramáficas, e rochas sedimentares, arenitos) (FRANÇA et al. 2020). Os solos da região possuem uma variação considerável de fertilidade e profundidade, uma vez que tanto a pedogênese quanto o intemperismo das rochas são processos lentos influenciados pelo clima e relevo local. De tal modo, os solos da bacia hidrográfica são representados por várias classes destacando—se na figura 9 os Latossolos, Argissolos, Luvissolos, Cambissolos, Planossolos e Neossolos. A distribuição dos solos na área está relacionada aos domínios morfoestruturais mais elevados do Planalto da Borborema e às áreas rebaixadas e aplainadas da Depressão Sertaneja. Aproximadamente 72,89% da bacia é formada por formação savânica e as classes de pastagem e agricultura juntas formam aproximadamente 24% (FEITOSA et al., 2010).

As classes de área urbana, vegetação campestre e água chegaram a valores abaixo de 1%. Ressalta-se que a formação savanica e a formação florestal variam de extensão significativamente dependendo do período do ano, uma vez que a formação florestal está diretamente ligada a disponibilização hídrica da bacia causado pela precipitação (GONÇALVES *et al.*, 2022).

2.2. MOD13 (Índices de Vegetação)

Lançado em 1999 a bordo da plataforma Terra e posteriormente abordo da plataforma Aqua em 2002, o sensor MODIS opera com 36 bandas espectrais, distribuídas nas faixas do espectro eletromagnético com diferentes resoluções espaciais (250 m, 500 m e 1000m), resolução temporal de 2 dias, e correção atmosférica e georreferenciamento (DIDAN; BARRETO MUNOZ, 2019, MODIS, 2023). Além das bandas individuais destacadas anteriormente, o sensor MODIS também disponibiliza uma variedade de pacotes de produto como o MOD13A1 (Índices de Vegetação), MCD64A1 (Área queimada) e MOD11 (Temperatura da Superfície e Emissividade) (DIDAN; BARRETO MUNOZ, 2019, MODIS, 2023).

A disponibilização das imagens MODIS permite análises regulares da vegetação em nível global, incluindo a avaliação de aspectos fenológicos da vegetação e a detecção de mudanças de uso e cobertura do solo (Huete *et al.*, 2002). O produto MOD13A1, Versão 6, fornece valores de Índice de Vegetação por pixel com resolução espacial de 500 metros (MODIS, 2023). De acordo com Didan e Barreto Munoz (2019), os índices de vegetação são recuperados da refletância bidirecional da superfície diária, corrigida pela atmosfera. Os índices de vegetação usam um método de composição específico do MODIS baseado em métricas de garantia de qualidade do produto para remover pixels de baixa qualidade. O MOD13 fornece duas camadas *rasters*, entre elas o índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI) e o Índice de Vegetação Aprimorado (EVI) (DIDAN; BARRETO MUNOZ, 2019). O algoritmo neste estudo produto foi proposto por Huete *et al.* (2008), que escolhe o melhor valor de pixel disponível de todas as aquisições do período de 16 dias. Os critérios usados são nuvens baixas, ângulo de visão baixo e o valor NDVI / EVI mais alto (Huete *et al.*, 2002).

Também foram utilizadas 6 cenas do produto MOD13 correspondente ao arquivo v09_h14 em formato HDF (*Hierarchy Data Format*) nos anos de 2000 (maio e setembro), 2010 (abril e setembro) e 2020 (março e setembro). O critério utilizado para obtenção das imagens foi a garantia da mínima presença de nuvens. Os dados dos diferentes produtos MODIS usados na pesquisa são armazenados em formato HDF, e são adquiridos gratuitamente por meio de plataformas virtuais da *National Aeronautics* and *Space Administration* (NASA). A geração dos mapas índices foram realizados no software livre QGIS 3.1.

2.3. Dados Pluviométricos

Para a identificação dos índices pluviométricos na área estudada foram utilizados dados de chuva obtidos na Agência Pernambucana de Águas e Clima (APAC) no website (http://old.apac.pe.gov.br/meteorologia/monitoramento-pluvio.php) (APAC, 2021). Foram selecionados os dados mensais de precipitação dos anos de 2000, 2010 e 2020. Com esse procedimento foi possível identificar os meses com baixa, moderada e alta intensidade pluviométrica.

O total médio anual da chuva nessas cidades no ano de 2000 foi aproximadamente 34,5 mm/mês, sendo a precipitação mínima em torno de 1,2 mm/mês ocorrida nos meses de julho e agosto. A maior intensidade pluviométrica foi observada em março, atingindo 127,7 mm/mês. No ano de 2010, a média foi de aproximadamente 63,55 mm/mês, sendo a mínima em torno de 2,5 mm/mês ocorrida no mês de novembro. A intensidade foi mais alta no mês de dezembro, atingindo aproximadamente 202,50 mm/mês. No ano de 2020, a média foi de aproximadamente 53,85 mm/mês, sendo a precipitação mínima em torno de 3,5 mm/mês ocorrida no mês de setembro. A maior intensidade pluviométrica foi observada em fevereiro, atingindo 237,4 mm/mês. A figura 2 mostra a comparação das precipitações médias mensais nos anos de 2000 e 2020.

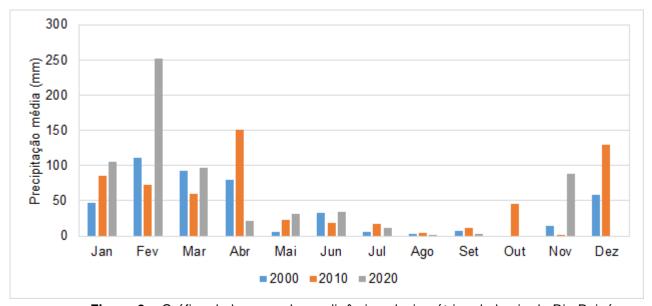


Figura 2 – Gráfico de barras sobre a dinâmica pluviométrica da bacia do Rio Pajeú.

Fonte: adaptado de APAC (2021).

2.4. NDVI e EVI

A análise da dinâmica cobertura vegetal neste estudo foi baseada utilização de índices de vegetação NDVI e EVI obtidos a partir de dados MODIS. O NDVI é uma relação entre medidas espectrais reflectância (ρ) de duas bandas, a do infravermelho próximo (NIR) (841-876 nm) e a do vermelho (V) (620-670 nm) no sensor MODIS, e visa eliminar diferenças sazonais do ângulo do Sol e minimizar os efeitos da atenuação atmosférica, observados para dados multitemporais (HUETE *et al.*, 1997). No caso do NDVI proveniente do produto MOD13A1, os dados já são corrigidos para os efeitos da

atmosfera. Os valores obtidos com o NDVI são contidos em uma mesma escala de valores, entre -1 e 1. O NDVI, proposto por Rouse *et al.*, (1973), é expresso pela Equação 1:

$$NDVI = \frac{\rho_{IVP} - \rho_{V}}{\rho_{IVP} + \rho_{V}} \tag{1}$$

Onde, pv = reflectância no vermelho; pivp= reflectância no infravermelho próximo. Os valores do NDVI podem variar de -1 a 1, porém quando se estuda a cobertura vegetal apenas os números positivos são levados em consideração. Materiais que refletem mais fortemente o vermelho em comparação com o infravermelho próximo (nuvens, água e neve) apresentam NDVI negativo. Os solos expostos e rochas refletem o vermelho e o infravermelho próximo quase na mesma intensidade, dessa forma seu NDVI aproxima-se de zero (HUETE et al., 2002, HUETE, et al.,1997). Assim, quando a vegetação é muito densa, o NDVI não mais responde por conta da saturação que ocorre em casos em que existem valores altos de biomassa (HUETE et al., 2002). O NDVI deixa de se mostrar eficiente, se os valores superarem 0,8 (FERREIRA et al., 2008). A fim de corrigir a falha que o NDVI apresenta, o Índice de Vegetação Aprimorado (EVI) desenvolvido por Huete, et al., (1997). De acordo com estes autores supracitados, o EVI leva em consideração a reflectância no vermelho, infravermelho e azul, como descrito na Equação 2:

$$EVI = G\left(\frac{\rho_{IVP} - \rho_{V}}{\rho_{IVP} + X1 * \rho_{V} - X2 * \rho_{A} + Y}\right)$$
(2)

Onde, pivp = reflectância no Infravermelho Próximo; Pv é o reflectância no Vermelho; pA é o reflectância no Azul; X1 é o Coeficiente de correção dos efeitos atmosféricos para o vermelho (6); X2 é o Coeficiente de correção dos efeitos atmosféricos para o azul (7,5); Y = Fator de correção para a interferência do solo (1); G = Fator de ganho (2,5).

2.5. Estatística Descritiva

De acordo com REIS (2017), a estatística descritiva diferencia-se da estatística inferencial pelo objetivo de organizar, resumir dados ao invés de usar os dados em aprendizado sobre a amostra. A estatística descritiva fornece resumos simples, quantitativo ou visual, sobre a amostra e as observações realizadas. Esses resumos tanto podem formar a base da descrição inicial dos dados, como parte de uma análise estatística mais extensa, ou eles podem ser suficientes por si mesmos (BABBIE, 2009; REIS, 2007). Algumas medidas que são normalmente usadas para descrever um conjunto de dados são medidas de tendência central e medidas de variabilidade ou dispersão (BABBIE, 2009; PESTANA; VELOSA, 2022, REIS, 2007). Neste estudo a média e o desvio padrão foram os parâmetros de estatística descritiva utilizados para análise de variabilidade espacial dos indices NDVI e EVI.

A regressão, através de estimativas dos parâmetros, mostra o efeito da variável explicada X sobre a dependente Y, enquanto a correlação mede o grau de associação entre Y e a variável independente X (PESTANA; VELOSA, 2022; REIS, 2017).

O R² exibe o coeficiente de determinação múltipla, que é uma medida do grau de ajustamento da equação de regressão múltipla aos dados amostrais. Um ajuste perfeito resulta em R² = 1, um ajuste muito bom acarreta um valor próximo de 1 e um ajuste fraco ocasiona um valor de R² próximo de zero (PESTANA; VELOSA, 2010: REIS, 2017). O coeficiente múltiplo de determinação de R² é uma medida de aderência

da equação de regressão aos dados amostrais. O coeficiente de determinação ajustado é o coeficiente múltiplo de determinação R² modificado de modo a levar em conta o número de variáveis e o tamanho da amostra. O coeficiente de determinação ou de explicação R², mede a parcela da variação de Y explicada pela variação dos X (PESTANA; VELOSA, 2010: REIS, 2017).

3. RESULTADOS E DISCUSSÃO

Distribuição Espacial do Índices Espectrais de Vegetação NDVI e EVI relativo aos anos de 2000, 2010 e 2020. Os resultados da distribuição espacial dos índices NDVI e EVI são apresentados nas figuras 3 e 4.

Observa-se que os mapas de NDVI da figura 3 apresentaram ganhos de cobertura florestal na bacia do Rio Pajeú nos anos de 2000, 2010 e 2020 no período chuvoso, porém em alguns setores os valores de pixels apresentaram interferências por feições de nuvens.

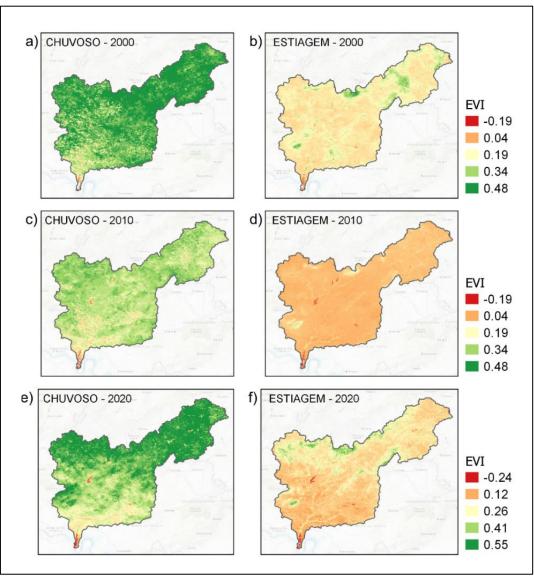


Figura 3 – EVI no ano de 2000 Fonte: Autores (2022).

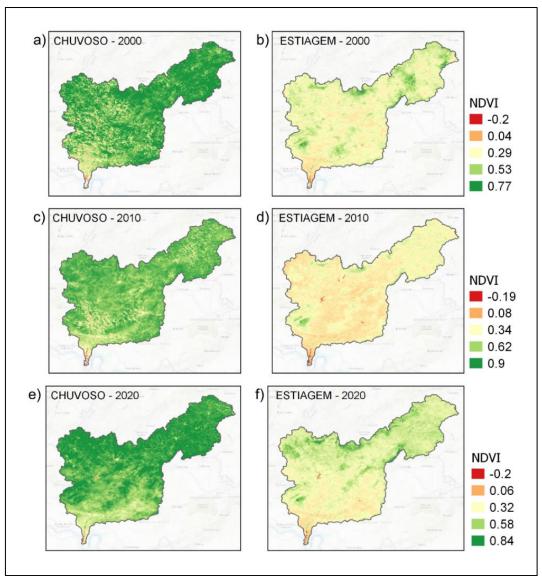


Figura 4 – EVI no ano de 2010. Fonte: Autores (2022).

Comparando de forma geral os mapas de NDVI e EVI observa-se, em relação a áreas desmatadas, um desempenho ligeiramente melhor do EVI em relação ao NDVI. O EVI apresentou maior sensibilidade à sazonalidade do que o NDVI, o que é coerente aos resultados encontrados por Ferreira et al. (2003) e Huete et al. (2002). O NDVI é sensível à presença de clorofila na vegetação, enquanto o EVI apresenta melhor resposta às variações estruturais do dossel, incluindo o índice de área foliar (IAF), tipo de dossel, fisionomia da planta e a arquitetura do dossel (GAO et al., 2006; HUETE et al., 2002). O EVI é mais sensível às alterações do dossel em relação ao NDVI, principalmente, em áreas de maior densidade de biomassa (HUETE et al., 2002).

A relação entre NDVI/EVI e a precipitação mensal observada na figura 2 pode estar relacionada com a mudança de uma condição florestal para não-florestal, por

desmatamento. Isto pode influir na resposta da vegetação à ocorrência de chuvas, influenciando consequentemente na resposta dos índices de vegetação. No entanto, essa relação também pode ser resultado do tempo de espera para a resposta da vegetação após ocorrência de chuvas. Os resultados obtidos neste estudo corroboram com os obtidos por Bayma (2015) e Chaves *et al.* (2014), mesmo considerando as diferenças entre cerrado e caatinga.

Bayma (2015) relata que é importante avaliar a capacidade das séries temporais de índices de vegetação NDVI e EVI em propiciar informação suficiente para possibilitar a diferenciação na mudança de comportamento espectral da vegetação. De modo a predizer se houve ou não desmatamento ou alteração nas classes de vegetação nativa e de uso do solo. De acordo com Chaves *et al.* (2014), essa variação está diretamente associada à precipitação, visto que o início das chuvas contribui para o aumento do vigor vegetativo de uma região. Ademais, a variabilidade espaçotemporal de precipitação influencia a resposta dos índices de vegetação, ainda que estes índices não apresentem resultados semelhantes devido ao modo como são

calculados. Barbosa *et al.* (2019) cita que a precipitação causa efeitos variados no NDVI, dependendo do tipo de clima e vegetação predominante na região.

Observa-se nos mapas dos índices de vegetação das figuras 3 a 8, no período seco, a presença significativa de valores de pixels acima da homogeneidade presente na região indicada na APA Serra Negra (setas nas Figuras de 3 a 8). A Reserva Biológica de Serra Negra, possui características de Floresta Atlântica, ocupa uma área de 1044 hectares e está inserida nos municípios de Floresta, Inajá e Tacaratu. A unidade de conservação (UC) de proteção integral está sob o gerenciamento do Instituto Chico Mendes de Conservação da Biodiversidade (ICMBio), sendo a segunda menor da Região Nordeste (FREIRE et al., 2020). Os índices de vegetação estudados mostraram sensibilidade à presença de áreas de preservação ambiental com vegetação nativa, mesmo estando no período seco. Os Índices NDVI e EVI apresentaram valores altos na área da APA de Serra Negra. Alguns trabalhos sugerem que o EVI apresenta substancial melhora na sensibilidade às alterações do dossel em relação ao NDVI, principalmente, em áreas de maior densidade de biomassa (Huete et al., 2002). Esta evidência foi exemplificada na figura 5 num trecho da transposição do Rio São Francisco onde houve aumento significativo de áreas de pastagem e não vegetadas.

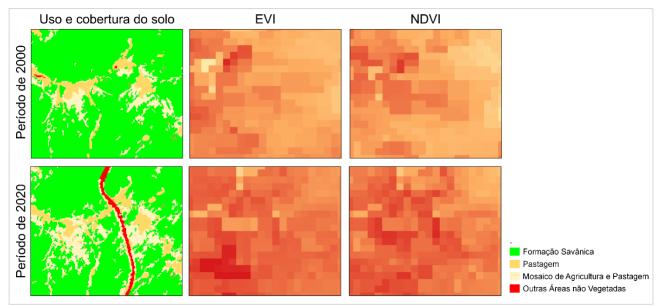


Figura 5 – Exemplo comparativo do comportamento do EVI e NDVI numa área de desmatamento.

Fonte: Autores (2023).

Com o objetivo de realizar uma verificação estatística geral dos dados, inicialmente foi realizado uma análise da estatística descritiva das camadas *raster* das imagens relativas aos anos de 2000, 2010 e 2020. Avaliando, desta forma, a variação de NDVI e EVI nos períodos secos e chuvosos na bacia do Rio Pajeú com base nos valores de média e desvio padrão (Tabela 1 e 2).

Tabela 1: Estatística descritiva do EVI nos anos de 2000, 2010 e 2020.

Ano	Período	Média	Desvio Padrão
2000	Chuvoso	0,44	0,08
	Seco	0,16	0,04
0040	Chuvoso	0,47	0,09
2010	Seco	0,16	0,02
0000	Chuvoso	0,47	0,09
2020	Seco	0,2	0,05

Fonte: Autores (2022).

Ao analisar o desvio padrão, observa-se na tabela 1 que os valores para o índice EVI foram maiores para o período chuvoso (maio, abril e março), apresentando valores acima de 0,08. Enquanto para o período seco (setembro), houve variação de desvio padrão entre 0,02 – 0,05. No geral, os menores valores de desvio padrão foram encontradas para o ano de 2000 para o período chuvoso e no ano de 2010 para o período seco. Este resultado mostra a sensibilidade do índice EVI sob condições

meteorológicas favoráveis aos eventos de chuva, o que pode estar relacionado as mudanças ocorridas no uso e ocupação do solo da região, como relatado em DIAS (2017).

Quanto à média, observa-se que o EVI no período chuvoso apresentou maiores valores em relação ao EVI no período seco, com destaque para os anos de 2010 e 2020 onde o EVI apresentou valores acima de 0,46. O valor da média de EVI mais baixo foi encontrado para o período seco dos anos de 2000 e 2010, com valor de 0,1. Esses valores estão condizentes com os apresentados na figura 2, onde o gráfico pluviométrico mostra que os períodos de maior e menor precipitação estão correlacionados aos índices calculados.

Tabela 2: Estatística descritiva do NDVI nos anos de 2000, 2010 e 2020.

Ano	Período	Média	Desvio Padrão
2000	Chuvoso	0,65	0,1
	Seco	0,31	0,07
0040	Chuvoso	0,68	0,12
2010	Seco	0,31	0,05
0000	Chuvoso	0,72	0,12
2020	Seco	0,37	0,08

Fonte: Autores (2022).

De acordo com a tabela 2 o NDVI apresentou para a média e o desvio padrão valores maiores para o período chuvoso em comparação ao período seco nos três anos de análise. Isto ocorre porque o NDVI tende a saturar mais rápido, quando comparado ao EVI.

A média do período seco foi marcada por valores abaixo 0,4, enquanto o período chuvoso, no geral, variou entre 0,65 a 0,72. O desvio padrão do NDVI no período seco do ano de 2020 sobressaiu-se aos anos de 2000 e 2010, uma vez que o período seco de 2020 apresentou desvio de 0,08. Enquanto em 2000 e 2010 foi de 0,07 e 0,05, respectivamente.

Observa-se também na tabela 2 que os valores de desvio padrão para o NDVI foram altos em relação ao EVI, mostrando assim, que para este índice houve uma maior variabilidade no comportamento da vegetação. De acordo com Huete *et al.* (2002), esta diferença é resultante do fato de que o espectro referente ao vermelho exerce maior influência sobre a equação do NDVI, tornando-o mais sensível à variação na quantidade de biomassa fotossinteticamente ativa. Em contrapartida, os autores

citados explicam que o infravermelho próximo exerce um peso maior sobre a equação do EVI, tornando-o mais sensível a variações na estrutura do dossel: tipo de dossel, fisionomia da planta, forma das folhas e a arquitetura do dossel.

Após as verificações de estatística descritiva, foi realizado a análise por regressão linear entre os índices EVI e NDVI no período seco e chuvoso para os anos de 2000, 2010 e 2020 separadamente, como mostra os gráficos da figura 6. Nesta figura todas as regressões lineares foram significativas para p < 0,05, teste t de Student.

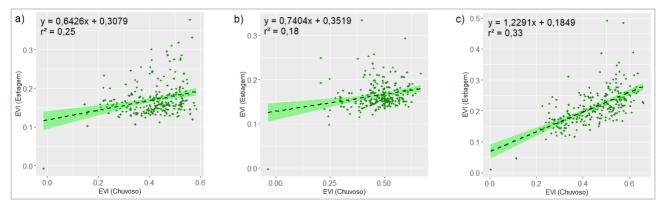


Figura 6 – Gráficos da regressão linear do EVI nos anos de 2000, 2010 e 2020.

Fonte: Autores (2021).

Observa-se que os valores de R² mostrados nos gráficos da figura 9 apresentaram baixos, com destaque para o ano de 2010. Embora o ano de 2000 apresentou ligeiramente o maior coeficiente angular do conjunto de dados, com um grau de proporcionalidade de aproximadamente 2,5. O baixo valor de R² em 2010 concorda com a alta disparidade dos valores de média (-0.3) e desvio padrão (-0.07). Enquanto 2020 apresentou maior R² com disparidade no valor da média de (-0.27) e desvio padrão de (-0.04).

No geral, o coeficiente de determinação (R^2) variou entre 0,18 e 0,33 para o EVI, assim pode-se perceber que as retas estão longe do padrão linear (y = x), na comparação do índice entre o período seco e chuvoso do mesmo ano. A figura 7 apresenta o comportamento da regressão linear do NDVI de 2000, 2010 e 2020.

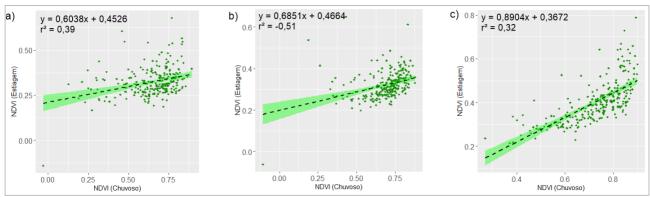


Figura 7 – Gráficos da regressão linear do NDVI nos anos de 2000, 2010 e 2020.

Fonte: Autores (2021).

Observa-se na figura 7 que os valores de r² para o NDVI se sobressaíram comparados aos obtidos para o EVI, com variações entre (0.32~0,51). O menor valor de R² foi obtido para o ano de 2020, em conformidade com o maior de valor de coeficiente angular do conjunto de dados.

No geral, apesar do desempenho superior, baseado nos valores de r², os pontos apresentaram-se bastante dispersos entre si, com vários pontos apresentando distância significativa da reta normal. Em regiões de baixa densidade de vegetação, NDVI é menos sensível a sazonalidade. Este fato ocorre porque em áreas com baixa modificação do uso do solo, o vigor vegetativo tem alta saturação em resposta ao aumento da biomassa. Corroborando com a afirmação de Huete *et al.* (2002), que o NDVI tende a apresentar uma menor resposta espectral em áreas de baixa densidade de vegetação, quando em comparado ao EVI.

4. CONSIDERAÇÕES FINAIS

Estudos que tratam da dinâmica sazonal das variáveis climáticas e da vegetação, bem como da relação entre estas variáveis, são importantes por possibilitarem o desenvolvimento e a proposição de metodologias de monitoramento da variabilidade climática e da cobertura vegetal. A análise dos dados das séries temporais evidenciou a presença de padrões de sazonalidade ao longo do tempo e as seguintes conclusões:

A precipitação na bacia do rio Pajeú distribui-se de forma heterogênea entre os períodos dos anos analisados, apresentando altos e baixos índices pluviométricos anualmente. O desempenho dos índices de vegetação NDVI/EVI é afetado pela precipitação anual na região da bacia do rio Pajeú.

A região da bacia do rio Pajeú exibe os menores valores de NDVI e EVI, durante o período seco do ano, que ocorre a partir do mês de julho. Em contrapartida, nos

meses que coincidem com a época chuvosa, os índices aumentam consideravelmente. O EVI mostrou-se mais sensível às variações de cobertura vegetal, uma vez que consegue identificar considerável diferença na presença vegetativa.

O sensor MODIS foi capaz de fornecer informações relevantes relacionadas a mudanças fenológicas da vegetação, possibilitando o estudo do uso e ocupação do solo. Não foi possível diferenciar se houve efeitos da seca ou das ações antrópicas, uma vez que os dois interferem diretamente no NDVI e EVI.

Vários são os fatores que podem influenciar a resposta espectral dos índices de vegetação, por isso mais estudos devem ser realizados para melhorar a acurácia dos dados e a identificação da sensibilidade aos parâmetros ambientais.

REFERÊNCIAS

ABADE, N. A. *et al.* Comparative Analysis of MODIS Time-Series Classification Using Support Vector Machines and Methods Based upon Distance and Similarity Measures in the Brazilian Cerrado-Caatinga Boundary. **Remote Sensing,** n. 7, p. 12160-12191, 2015.

APAC – AGÊNCIA PERNAMBUCANA DE ÁGUAS E CLIMA. Disponível em: http://old.apac.pe.gov.br/pagina.php?page_id=5&subpage_id=20. Acesso em: 22 nov. 2022.

BABBIE, E. R. The Practice of Social Research. Wadsworth, 2010. 440p.

BARBOSA, H. A. *et al.* Assessment of Caatinga response to drought using Meteosat-SEVIRI normalized difference vegetation index (2008–2016). **ISPRS Photogrammetric Remote Sensing,** n.148, p. 235–252, 2019.

BAYMA, A. P.; SANO, E. E. Séries Temporais de Índices de Vegetação (NDVI e EVI) do Sensor MODIS para Detecção de Desmatamentos no Bioma Cerrado. **Boletim de Ciências Geodésicas,** v. 21, n. 4, p. 797-813, 2015.

BAYMA, A. P. Análise do potencial de séries temporais de índices de vegetação (NDVI e EVI) do sensor MODIS para detecção de desmatamentos no bioma cerrado. 2015. 99 f. Dissertação (Mestrado em Geociências), Universidade de Brasília, Brasília, 2015.

CARLSON, T. N., RIPLEY, D. A. On the relation between NDVI, fractional vegetation cover, and leaf area index. **Remote Sensing of Environment,** v. 62, n. 3, p. 241–252, 1997.

CHAVES, M. *et al.* Uso da modelagem estatística para monitoramento da vegetação no Parque Nacional da Serra da Canastra, Minas Gerais. **Caderno de Geografia**, v. 24, n. 1, p. 120–132, 2014.

CORTÉS, J. *et al.* Where are global vegetation greening and browning trends significant? **Geophysical Research Letters,** v. 48, 2021.

DE JESUS, J. B. *et al.* Temporal and phenological profles of open and dense Caatinga using remote Sensing: response to precipitation and its irregularities. **Journal of Forestry Research**, n. 32, p. 1067–1076, 2021.

DIAS, I. M. Relação entre índices de vegetação e precipitação pluvial no estado de Sergipe. 2017. 131 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Florestal) — Universidade Federal do Paraná, Curitiba, 2017.

DIDAN, K.; BARRETO MUNOZ, A. **MODIS Vegetation Index User's Guide (MOD13 Series).** Tucson: University of Arizona, 2019.

FEITOSA, A. **Zoneamento de pequenas bacias hidrográficas e caracterização de várzeas na Bacia hidrográfica do Pajeú.** 2012. 139 f. Tese (Doutorado em Geografia) - Universidade Federal de Pernambuco, Recife, 2012.

FERREIRA, L. G.; FERREIRA, N. C.; FERREIRA, M. E. Sensoriamento remoto da vegetação: evolução e estado-da-arte. **Acta Scientiarum Biological Sciences**, v. 30, n. 4, p. 379-390, 2008.

FERREIRA, L. G. *et al.* Seasonal landscape and spectral vegetation index dynamics in the Brazilian cerrado: An analysis within the Large-Scale Biosphere-Atmosphere Experiment in Amazonia. **Remote Sensing of Environment,** v. 87, p. 534–550, 2003.

FRANÇA, L. M. A., et al. Análise do uso e ocupação do solo na bacia hidrográfica do rio Pajeú (Pernambuco) com o produto MODIS MCD12Q1. **Revista Brasileira de Sensoriamento Remoto**, v. 1, n. 1, 2020.

FREIRE, C. F. F. *et al.* Mapeamento e análise espectro-temporal das unidades de conservação de proteção integral da administração federal no bioma caatinga. **Brazilian Journal of Development,** Curitiba, v. 6, n. 5, p. 24773-24781, 2020.

GONÇALVES, B. D. F. *et al.* Bacia hidrográfica do rio Pajeú – PE: uso dos recursos naturais, mudanças e problemáticas ambientais de 1991 a 2022. **Research, Society and Development,** v. 11, n. 15, p. e186111537031–e186111537031, 2022.

GUO, Q. *et al.* Satellite Monitoring the Spatial-Temporal Dynamics of Desertification in Response to Climate Change and Human Activities across the Ordos Plateau, China. **Remote Sensing.,** v. 9, n. 525, 2017.

HUETE, A.; JUSTICE, C.; LEEUWEN, W. V. **Modis vegetation index (MOD 13) algorithm theoretical basis document.** 1999. Disponível em: https://modis.gsfc.nasa.gov/13.pdf. Acesso: 09 fev. 2023.

HUETE, A. *et al.* A comparison of vegetation indices over a global set of TM images for EOS-MODIS, **Remote Sensing of Environment,** n. 59, p. 440-451, 1997.

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.

IBGE - INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. **Cidades** @. Informações sobre os municípios brasileiros. Rio de Janeiro, 2014.

IPCC - INTERGOVERNMENTAL PANEL ON CLIMATE CHANGE. **Climate change 2013:** The physical science basis: Working Group I contribution to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change, 2014.

LIU, Y. et al. Influences of Climate Change and Human Activities on NDVI Changes in China. **Remote Sensing**, v. 13, n. 4326, 2021.

MILLANO, J.; PAREDES, F. Variabilidad de la Vegetación con el Indice de Diferencia Normalizada (NDVI) en Latinoamérica. **Novum Scientiarum**, v. 2, n. 4, p.33-44, 2016.

MODIS – MODERATE RESOLUTION IMAGING SPECTRORADIOMETE. **Modis.** Disponível em: https://ladsweb.modaps.eosdis.nasa.gov/missions-and-measurements/modis/. Acesso em: 05 fev. 2023.

PERNAMBUCO. AGÊNCIA PERNAMBUCANA DE ÁGUAS E CLIMA. **Bacia hidrográficas.** Disponível em http://old.apac.pe.gov.br/pagina.php?page_id=2&subpage_id=1: Acesso em: 25 nov. 2021.

PERNAMBUCO. Secretaria de Ciência, Tecnologia e Meio Ambiente. **Atlas de bacias hidrográficas de Pernambuco.** Recife, 2006. 91p.

PESTANA, D. D.; VELOSA, S. Introdução à Probabilidade. 4. ed. Fundação C. Gulbenkian, 2010. 245p.

REIS, E. Estatística Descritiva. 7. ed. Lisboa: Edições Sílabo, 2017. 248p.

RIBEIRO, E. P. et al. Estimativa dos índices de vegetação na detecção de mudanças ambientais na bacia hidrográfica do rio Pajeú. **Geosul,** v. 31, n. 62, p. 59–92, 2016.

ROSENDO, J. S.; ROSA, R. Comparação do estoque de C estimado em pastagens e vegetação nativa de Cerrado. **Sociedade & Natureza,** v. 24, n. 2, p. 359-376, 2012.

RUDORFF, F. T.; SHIMABUKURO, Y. E.; CEBALLOS, J. C. (Orgs.). **O sensor Modis e suas aplicações ambientais no Brasil.** São José dos Campos: Parêntese, 2007. 423p.

RUNNING, S. W. *et al.* A continuous satellite-derived measure of global terrestrial primary production. **Bioscience**, v.54, n.6, p. 547–560, 2004.

SCHULZ, C. *et al.* Land change and loss of landscape diversity at the Caatinga phytogeographical domain e Analysis of pattern-process relationships with MODIS land cover products (2001–2012). **Journal Arid Environment,** n.136, p. 54–74, 2017.

SLETTE, I. et al. How ecologists define drought, and why we should do better. **Global Change Biology**, v. 25, n. 10, 2019.

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

XIE, F.; FAN, H. Deriving drought indices from MODIS vegetation indices (NDVI/EVI) and Land Surface Temperature (LST): Is data reconstruction necessary? **International Journal of Applied Earth Observations and Geoinformation**, v. 101, n. 102352, 2021.

ZENG, L. *et al.* A Novel Strategy to Reconstruct NDVI Time-Series with High Temporal Resolution from MODIS Multi-Temporal Composite Products. **Remote Sensing.**, v. 12, n. 2397, 2021.

ZENG, L. *et al.* A review of vegetation phenological metrics extraction using time-series, multispectral satellite data. **Remote Sensing of Environment**, v. 237, n. 111511, 2020.

ZHANG, R. *et al.* Grassland vegetation phenological variations and responses to climate change in the Xinjiang region, China. **Quaternary International**, v. 513, n. 20, p. 56-65, 2019.

ZHANG, Y. *et al.* Reanalysis of global terrestrial vegetation trends from MODIS products: Browning or greening? **Remote Sensing of Environment**, v. 191, p. 145–155, 2017.

Recebido: 15.02.2023 Aceito: 06.06.2023