AVALIAÇÃO QUANTITATIVA DA DEGRADAÇÃO DE COBERTURA VEGETAL ATRAVÉS DE PARÂMETROS BIOFÍSICOS PARA O SEMIÁRIDO PERNAMBUCANO

Data de submissão: 14/04/2023

Data de aceite: 02/05/2023

José Galdino de Oliveira Júnior

Doutorando em Engenharia Agrícola, FEAGRI/UNICAMP, Campinas – SP https://orcid.org/0000-0002-2936-2369

Pabrício Marcos Oliveira Lopes

Meteorologista e Físico, MSc. em meteorologia, Dr. em Sensoriamento Remoto, Professor associado, DEPA / UFRPE, Recife – PE https://orcid.org/0000-0002-8268-747X

Cristina Rodrigues Nascimento

Enga. Agrônoma, MSca e Dra. em Engenharia Agrícola, Professora associada, DEPA / UFRPE, Recife – PE https://orcid.org/0000-0003-0587-9256

Geber Barbosa de Albuquerque Moura

Meteorologista, MSc. em meteorologia, Doutor em Oceanografia, Professor Titular, DEPA / UFRPE, Recife – PE http://orcid.org/0000-0001-9073-8145

Diego Rosyur Castro Manrique

Eng. Agrícola, Mestre em Engenharia Agrícola, DEAGRI / UFRPE, Recife – PE

Julyane Silva Mendes Polycarpo

Enga. Agrícola e Ambiental, Mestra em Engenharia Ambiental, PPEAMB / UFRPE, Recife – PE https://orcid.org/0000-0001-7226-3019 **RESUMO:** A Caatinga é considerada mundialmente como ecossistema um singular, mesmo diante de características climáticas adversas como o reaime pluvial anual irregular. Aliado à esta situação, tal bioma vem sendo degradado progressivamente pela ação antrópica desde o período colonial do País sem práticas adequadas ao desenvolvimento sustentável. Nesse âmbito, o objetivo desse estudo foi apresentar uma forma quantitativa de avaliação do grau de degradação da cobertura vegetal existente em uma área de Caatinga em Pernambuco, especificadamente, na microbacia do Rio Terra Nova (de aproximadamente 562.647 ha) para o ano de 2019; a partir de uma correlação linear entre o albedo de superfície, o NDVI e a Tasseled Cap Transformation (TCT), todos originados de dados do satélite Sentinel-2A. Por meio da análise dos resultados, pôde-se notar que houve a ocorrência de duas correlações negativas expressivas: uma entre o albedo e o Wetness (R² = 0.6982) e outra relacionada ao Brightness e o Wetness ($R^2 = 0.7317$), o que reforçou a influência da precipitação sobre a vegetação da Caatinga para com o processo de degradação ambiental. Para ambas as correlações, foram gerados os

seus respectivos índices de degradação de cobertura vegetal, os quais foram capazes de delimitar a área de estudo em regiões com degradação inexistente (21,43% e 21,02%); degradação baixa (36,98% e 37,78%), degradação média (28,64% e 28,37%) e degradação alta (12,13% e 12,01%), respectivamente. Quanto à acurácia estatística, tais mapeamentos alcançaram consecutivamente os índices Kappa de 0,8427 e 0,8496 e as exatidões globais de 88,20% e 88,72%, o que demonstrou que ambos os índices apresentam uma boa aplicabilidade para estudos futuros ligados à análise do nível de degradação ambiental existente em áreas de Caatinga.

PALAVRAS-CHAVE: Caatinga; Tasseled Cap Transformation; Albedo de superfície.

QUANTITATIVE EVALUATION OF VEGETABLE COVERAGE DEGRADATION THROUGH BIOPHYSICAL PARAMETERS FOR PERNAMBUCANO SEMIARID

ABSTRACT: Caatinga is considered worldwide as a unique ecosystem, even in the face of adverse climatic characteristics such as irregular annual rainfall. Allied to this situation, this biome has been progressively degraded by anthropic action since the country's colonial period without adequate practices for sustainable development. In this context, the objective of this study was to present a quantitative way of evaluating the degree of degradation of the existing vegetation cover in an area of Caatinga in Pernambuco, specifically, in the Terra Nova River microbasin (approximately 562,647 ha) for the year 2019; from a linear correlation between surface albedo, NDVI and Tasseled Cap Transformation (TCT), all sourced from Sentinel-2A satellite data. Through the analysis of the results, it could be noted that there were two significant negative correlations: one between albedo and Wetness ($R^2 = 0.6982$) and another related to Brightness and Wetness ($R^2 = 0.7317$), which reinforced the influence of precipitation on the vegetation of the Caatinga towards the process of environmental degradation. For both correlations, their respective vegetation cover degradation indexes were generated, which were able to delimit the study area in regions with inexistent degradation (21.43% and 21.02%); low degradation (36.98% and 37.78%), medium degradation (28.64% and 28.37%) and high degradation (12.13% and 12.01%), respectively. As for statistical accuracy, such mappings consecutively reached Kappa indices of 0.8427 and 0.8496 and global accuracy of 88.20% and 88.72%, which showed that both indices have a good applicability for future related studies to the analysis of the level of environmental degradation existing in areas of Caatinga.

KEYWORDS: Caatinga; Tasseled Cap Transformation; Surface albedo.

1 | INTRODUÇÃO

A Caatinga é o tipo de vegetação predominante na região semiárida nordestina do Brasil e, caracteriza-se por apresentar uma ampla variedade de espécimes florísticos e faunísticos unicamente encontrados nesse bioma, mesmo diante de uma irregularidade pluviométrica anual acentuada (SILVA et al, 2020). Em contrapartida, tal ecossistema é ameaçado historicamente pela degradação ambiental causada, principalmente, pela ação antrópica, através de práticas como o extrativismo para subsistência ou a expansão das áreas agrícolas (ALBUQUERQUE, LOMBARDI NETO & SRINIVASAN, 2001; RIBEIRO et al., 2015; LUCENA, WANDERLEY & NÓBREGA, 2016). Fato este, que está gerando efeitos nocivos ao meio ambiente cada vez mais intensos devido às mudanças climáticas ocorrida em todo o mundo (RIBEIRO et al., 2016).

Entre tais processos de degradação ambiental, o mais comumente encontrado em regiões áridas e semiáridas como a Caatinga é a desertificação, que pode ser caracterizada como o conjunto de alterações ambientais (diminuição e/ou alteração da vegetação nativa, aumento da erosão do solo, salinização do solo, etc.) que propiciam a escassez dos recursos naturais presentes em um determinado local (SOUZA, MENEZES & ARTIGAS, 2015; MARTINS et al., 2019). Contudo, diversos são os exemplos encontrados na literatura de estudos que correlacionam a eficácia da discriminação do processo de desertificação em uma escala espaço-temporal através da análise de dados oriundos do sensoriamento remoto (CHAVES et al., 2015; LAMCHIN et al., 2016; SILVA et al., 2018; SILVA et al., 2020).

Em específico, o emprego de índices de vegetação aliados ao albedo de superfície como indicador do grau de desertificação de uma determinada área tem demonstrado ser uma eficaz ferramenta de análise deste tipo de degradação ambiental em regiões áridas e semiáridas (MA et al., 2011; PAN; LI, 2013; LAMQADEM, SABER & PRADHAN, 2018; WEI et al., 2018; SILVA et al., 2020). Visto que, a diminuição da cobertura vegetal acarreta na maior exposição do solo à radiação solar e consequentemente no aumento da sua capacidade de reflexão dos raios solares, expressando assim, uma correlação negativa entre esses dois tipos de alvos superficiais (MA et al., 2011; LAMQADEM, SABER & PRADHAN, 2018).

Nesse âmbito, Lamqadem, Saber & Pradhan (2018) propuseram um modelo de índice de desertificação baseado na relação linear existente entre o albedo de superfície, o Tasseled Cap Transformation (TCT) e o NDVI, o qual demonstrou-se ser bastante eficiente para discriminação do processo de degradação em áreas de clima árido e semiárido.

Portanto, o objetivo desse estudo foi avaliar a eficácia dessa metodologia para a determinação quantitativa do grau de degradação de cobertura vegetal ocorrido em uma área composta pelo Bioma Caatinga para o ano de 2019, visando à utilização desta em estudos futuros ligados a essa temática ambiental. Visto que, tal vegetação também se encontra inserida no clima semiárido, mesmo apresentando características edafoclimáticas diferentes em comparação a outras regiões de clima árido e semiárido ao redor do mundo.

21 MATERIAL E MÉTODOS

A região analisada no estudo abrange uma área de aproximadamente 562.647 ha e está localizada entre as coordenadas 7°45'00" S e 8°30'00" S a 38°45'00" O e 39°30'00" O, sendo assim, pertencente à microbacia hidrográfica do Rio Terra Nova - Unidade de Planejamento Hídrico, de acordo com a Agência Nacional de Águas (ANA, 2017) (Figura 1). Essa bacia é composta principalmente por três municípios: Terra Nova, Salgueiro e Cabrobó. Esta região apresenta pluviosidade e temperatura médias anuais variantes de 400 a 750 mm e 24 a 26° C, respectivamente (ALVARES et al., 2013; FUNK et al., 2015).



FIGURA 1. Localização espacial da área de estudo.

Os dados orbitais foram extraídos da plataforma digital do United States Geology Survey – USGS (https://earthexplorer.usgs.gov/), onde foram filtradas quatro imagens originadas do satélite Sentinel-2A referentes à localização da área de estudo (cenas T24MWS, T24LWR, T24MVS e T24LVR) entre os dias 05 e 15 de novembro de 2019. Os requisitos para a escolha desses dados foram o percentual de cobertura de nuvens e período de escassez hídrica (estágio temporal em que a região estaria mais propensa a mudanças ambientais, como as alterações da cobertura vegetal e das características físico-hídricas do solo), como proposto por Lamqadem, Saber & Pradhan (2018) e Silva et al. (2020).

Todo o processamento digital dos dados ocorreu nos softwares QGIS (versão 3.10.9), SAGA (versão 2.3.2) e Microsoft Excel 2010, e consistiu das etapas de pré-processamento digital, cálculo dos parâmetros biofísicos analisados, obtenção do índice quantitativo de degradação e análise da acurácia dos resultados encontrados no estudo.

Primeiramente, todas as imagens orbitais passaram pelo procedimento de

correção radiométrica e atmosférica no plugin SCP (Semi-Automatic Classification Plugin), complemento específico do software QGIS, para conversão dos valores brutos desses dados orbitais (oriundos em números digitais – ND) em valores de refletância de superfície pelo método DOS – Dark Object Substraction (CHAVEZ JR, 1996; CONGEDO, 2020).

Posteriormente, as bandas B11 e B12 foram redimensionadas espacialmente para a dimensão de 10 m, visando à consistência dos dados para a análise dos resultados (LAMQADEM, SABER & PRADHAN, 2018; SHI; XU, 2019).

Foram utilizados os seguintes parâmetros biofísicos nesta análise geoespacial: Albedo de superfície (eq. 1) e NDVI (eq. 2). A equação para o albedo de superfície consistiu em uma adaptação do método de Liang (2001) baseada em estudos recentes (NAEGELI et al., 2017; LAMQADEM, SABER & PRADHAN, 2018). O NDVI foi proposto por Rouse et al. (1973) e caracteriza-se principalmente por apresentar alta sensibilidade a mudanças sazonais e interanuais no desenvolvimento e na atividade da vegetação, como também, a variações do substrato presente sob o dossel foliar (JENSEN, 2011).

Aliando essa capacidade do NDVI ao fato do albedo ser um importante indicador para a determinação do balanço de energia e das mudanças microclimatológicas, tem-se aí um meio eficaz de detectar o grau de degradação da cobertura vegetal ocorrido em áreas áridas e semiáridas (MA et al., 2011; LAMCHIN et al., 2016; LAMQADEM, SABER & PRADHAN, 2018).

$$\alpha_{sup} = \frac{(0.356\rho_2 + 0.130\rho_4 + 0.373\rho_8 + 0.085\rho_{11} + 0.072\rho_{12} - 0.018)}{1.016}$$
(1)

$$NDVI = \frac{\rho_8 - \rho_4}{\rho_8 + \rho_4}$$
(2)

Em que:

 α_{sup} – Albedo de superfície;

 ρ_2 , ρ_4 , ρ_8 , ρ_{11} e ρ_{12} - Refletâncias das bandas espectrais B2, B4, B8, B11 e B12 do satélite Sentinel-2A, respectivamente.

A Tasseled Cap Transformation (TCT) consiste em um índice de vegetação global que foi desenvolvido por Kauth e Thomas (1976) a partir de imagens do Landsat 5/MSS, com o intuito de produzir uma transformação ortogonal dos valores dos pixels de uma imagem orbital e subdividi-los em quatro espaços dimensionais: índice de brilho do solo (Brightness), índice do vigor da vegetação (Greenness), índice do material amarelo (Yellow stuff), e inespecífico (None-such).

De acordo com o que foi proposto Lamqadem, Saber & Pradhan (2018) e Shi & Xu (2019), foi gerado um TCT baseado em três indicadores espectrais: Brightness (índice do brilho do solo e ausência da vegetação), Greenness (índice do vigor e de diferentes coberturas da vegetação) e Wetness (índice da umidade do solo). Os coeficientes necessários a essa transformação linear encontram-se expressos na Tabela 2 (SHI; XU, 2019).

Coeficientes do Tasseled Cap Transformation (TCT)									
тст	P ₂	$\boldsymbol{\rho}_{_3}$	${oldsymbol{ ho}}_4$	$\boldsymbol{\rho}_{\scriptscriptstyle 8}$	$\boldsymbol{\rho}_{_{11}}$	ρ ₁₂			
Brightness	0.3510	0.3813	0.3437	0.7196	0.2396	0.1949			
Greenness	-0.3599	-0.3533	-0.4734	0.6633	0.0087	-0.2856			
Wetness	0.2578	0.2305	0.0883	0.1071	-0.7611	-0.5308			

Em que: ρ_2 , ρ_3 , ρ_4 , ρ_8 , ρ_{11} e ρ_{12} – refletâncias das bandas espectrais B2, B3, B4, B8, B11 e B12 do satélite Sentinel-2A, respectivamente.

TABELA 1. Coeficientes para o cálculo do Tasseled Cap Transformation (TCT)

Como proposto por Chen et al. (2013) e Lamqadem, Saber & Pradhan (2018), para que houvesse a homogeneização dos dados, todas as imagens geradas – Albedo de superfície (α_{sup}), NDVI (*N*), Brightness (*B*), Greenness (*G*) e Wetness (*W*) – passaram por um processo algébrico de normalização onde foi priorizada a minimização da variância entre tais valores, de acordo com as equações (3), (4), (5), (6), e (7):

$$\alpha = \frac{\alpha_{sup} - \alpha_{(min)}}{\alpha_{(max)} - \alpha_{(min)}} \times 100\%$$
(3)

$$N = \frac{NDVI - NDVI_{(min)}}{NDVI_{(mix)} - NDVI_{(min)}} \times 100\%$$
(4)

$$B = \frac{B - B_{(min)}}{B_{(mix)} - B_{(min)}} \times 100\%$$
(5)

$$G = \frac{G - G_{(min)}}{G_{(mix)} - G_{(min)}} \times 100\%$$
(6)

$$W = \frac{W - W_{(min)}}{W_{(mix)} - W_{(min)}} \times 100\%$$
(7)

Baseando-se nas definições expostas por Lamqadem, Saber & Pradhan (2018) em seus estudos, posteriormente a essa etapa, foram delimitados 5577 pontos regulares espaçados entre si por uma distância de 1000 m, os quais foram utilizados como dados amostrais para a análise de correlação linear (y=ax+b) existente entre os parâmetros biofísicos estudados. Foram determinados como variáveis independentes o Albedo e o Brightness, e como variáveis dependentes, o NDVI, o Greenness e o Wetness.

Tal análise foi desempenhada através do software Microsoft Excel 2010, em que se objetivou investigar o nível de interação entre tais parâmetros, especificadamente em relação ao grau de degradação de cobertura vegetal e para tanto foi usado como indicador estatístico o coeficiente de determinação entre valores ajustado (R²), como proposto por Ma et al. (2011) e Lamqadem, Saber & Pradhan (2018).

Diante do que foi exposto por Verstraete & Pinty (1996), Ma et al. (2011) e Lamqadem, Saber & Pradhan (2018) em seus estudos, é um fato que há uma interação inversamente proporcional entre o albedo de uma superfície e o índice de vegetação quando se está analisando o grau de degradação da cobertura vegetal de um determinado local.

Apontando assim, de forma análoga, uma correlação linear que pode ser resumida à seguinte expressão:

$$ID = K \times IV - \alpha_{sup} \tag{8}$$

Onde:

ID - índice de degradação da cobertura vegetal do local;

K-Constante encontrada a partir regressão linear;

IV - índice espectral de vegetação;

 α_{sup} – Albedo de superfície.

Assim, os parâmetros biofísicos que apresentaram as maiores correlações negativas de forma linear foram submetidos a uma análise de regressão linear como proposto por Ma et al. (2011) e Lamqadem, Saber & Pradhan (2018), almejando a obtenção da equação pertinente ao grau de degradação existente na área de estudo para o ano de 2019. Posteriormente, foram gerados os mapas de índice de degradação a partir dessas equações criadas, obedecendo a quatro níveis: Degradação inexistente, degradação baixa, degradação média, e degradação alta (MA et al., 2011; LAMQADEM, SABER & PRADHAN, 2018; WEI et al., 2018).

Para a segmentação das classes foi utilizado o método de quebras naturais de Jenks, que consiste no agrupamento natural inerente aos dados, sendo seu limite definido pela posição onde os valores dos dados tornam-se relativamente diferentes e foi escolhido por ter apresentado alta acurácia em diversos estudos lidados a análise do grau de desertificação (MA et al., 2011; PAN; LI, 2013; LAMQADEM, SABER & PRADHAN, 2018; WEI et al., 2018). Tal método é capaz de maximizar as diferenças entre as classes geradas, agregando efetivamente os valores com mínima variância entre si em classes semelhantes, de modo a obter um ótimo resultado de classificação (ZENG-HAI; TAO, 2013; WEI et al., 2018). Foram utilizados os mesmos 5577 pontos amostrais para a execução de tal etapa.

Visando-se impedir a interferência nos resultados, foi necessário aplicar uma camada de máscara para a remoção das áreas urbanas e dos corpos hídricos pertencentes à região analisada nesse estudo, como proposto por Lamqadem, Saber & Pradhan (2018) e Wei et al. (2018).

Para a análise da acurácia, primeiramente foi criado um mapa de uso e cobertura de solo por meio de uma classificação não supervisionada obtida pelo uso algoritmo K-means (lotado no software SAGA – versão 2.3.2), de dados do Projeto MAPBIOMAS e de

interpretação visual de imagens de satélite, onde foram extraídas e delimitadas as classes de cobertura vegetal para a região de estudo que serviram como referência para validação do índice de degradação produzido (LAMQADEM, SABER & PRADHAN, 2018; WEI et al., 2018; MAPBIOMAS, 2021).

Posteriormente, foi escolhido um total de 390 pontos amostrais aleatórios para a realização do cálculo da acurácia dos resultados encontrados a partir de matriz de confusão, especificadamente, a partir dos seguintes parâmetros estatísticos: índice Kappa e exatidão global (MA et al., 2011; LAMQADEM, SABER & PRADHAN, 2018).

3 | RESULTADOS E DISCUSSÃO

A partir da análise de correlação linear realizada no conjunto de dados normalizados utilizados nesse estudo, notou-se que a maior interação entre os parâmetros foi encontrada entre os índices Brightness e Wetness (R² = 0.7317), seguida pela correlação entre o albedo e o índice Wetness, com um coeficiente de determinação de 0.6982 (Figura 2A e 2B). Por outro lado, os índices NDVI e Greenness não apresentaram significância na correlação, ambos com valores inferiores a 0,30. Resultados semelhantes foram detectados por Lamqadem, Saber & Pradhan (2018) em seus estudos, que enfatizam a relação existente entre a diminuição da umidade do solo e o processo de desertificação ocorrido em tais áreas áridas e semiáridas: a redução da água no solo propicia a aceleração do processo de degradação ambiental através de fatores como a alteração da cobertura vegetal, aceleração do intemperismo, o acúmulo de sais minerais no solo (SANTOS et al., 2017; MARTINS et al., 2019). Isto torna essas áreas mais propensas ao processo de degradação em si (LUCENA, WANDERLEY & NÓBREGA, 2016; SILVA et al., 2018; SILVA et al., 2020).



FIGURA 2. Análise de correlação linear: Brightness-Wetness (A) e Albedo-Wetness (B).

Assim, as constantes K encontradas foram 1,0937 e 1,1024 (Brightness-Wetness e Albedo-Wetness, consecutivamente), e através da técnica de quebras naturais (Jenks), pôde-se realizar a classificação da área de estudo de acordo com o nível de degradação (inexistente, baixo, médio e alto), a qual está representada nas Tabelas 2 e 3, tanto para a

correlação Albedo-Wetness quanto para Brightness-Wetness, respectivamente.

Classe de degradação	ID	Área mapeada (ha)	Área mapeada (%)	Índice Kappa	Exatidão Global (%)
Degradação inexistente	ID > 52,23	120.565,15	21,43		88,20
Degradação baixa	38,46 < ID ≤ 52,23	208.064,66	36,98	0.0407	
Degradação média	20,78 < ID ≤ 38,46	161.166,59	28,64	0,8427	
Degradação alta	20,78 ≥ ID	68.254,84	12,13		

TABELA 2. Classificação de acordo com o índice de degradação da cobertura vegetal para a correlação Albedo-Wetness.

Classe de degradação	ID	Área mapeada (ha)	Área mapeada (%)	Índice Kappa	Exatidão Global (%)
Degradação inexistente	ID > 52,3	118.284,2	21,02		88,72
Degradação baixa	38,07 < ID ≤ 52,3	212.562,06	37,78	0.0400	
Degradação média	20,36 < ID ≤ 38,07	159.638,26	28,37	0,8496	
Degradação alta	20,36 ≥ ID	67.566,44	12,01		

TABELA 3. Classificação de acordo com o índice de degradação da cobertura vegetal para a correlação Brightness-Wetness.

Nessas tabelas, pôde-se notar que em ambos os casos as classes que se destacaram foram as de degradação baixa e média, com um total de aproximadamente 208.064,66 e 161.166,59 ha, respectivamente, para a correlação Albedo-Wetness e de 212.562,06 e 159.638,26 ha para a correlação Brightness-Wetness. Contudo, vale ressaltar que, mesmo sendo estas as maiores classes entre as demais, de modo geral, ainda houve um alto quantitativo de áreas que estavam sujeitas ao nível alto de degradação, totalizando 68.254,84 ha (correlação Albedo-Wetness) e 67.566,44 ha (correlação Brightness-Wetness). Quanto à acurácia dos mapeamentos realizados, foram encontrados os índices Kappa de 0,8427 e 0,8496 e as exatidões globais de 88,20% e 88,72%, consecutivamente; demonstrando assim, a ótima eficácia de detecção da metodologia proposta para avaliar o processo de degradação da cobertura vegetal ocorrido na área de estudo no ano de 2019 (MA et al., 2011; LAMQADEM, SABER & PRADHAN, 2018).

A Figura 3 apresenta uma discriminação espacial quanto aos diferentes níveis de degradação de cobertura vegetal existentes na microbacia do Rio Terra Nova, segundo os respectivos índices quantitativos de degradação gerados neste trabalho.



FIGURA 3. Classificação quanto ao nível de degradação da cobertura vegetal para a área de estudo durante o ano de 2019.

4 | CONSIDERAÇÕES FINAIS

A proposta desse estudo foi apresentar uma forma de avaliação quantitativa que fosse capaz de detectar os diferentes níveis de degradação de cobertura vegetal existentes em áreas da região semiárida do Nordeste Brasileiro. Assim, diante dos resultados encontrados após a validação dos dados, pôde-se concluir a eficácia desta metodologia para a determinação do processo de degradação da cobertura vegetal ocorrido espacialmente em regiões de Caatinga como a área de estudo.

Os índices gerados ainda foram capazes de detectar a correlação existente entre a quantidade de água presente no solo (representada pelo índice Wetness) e o percentual de solo exposto presente no local de análise (representado pelos índices Albedo e Brightness), representando assim, uma menor presença de vegetação neste local. Característica esta, intrínseca à Caatinga em épocas de seca.

AGRADECIMENTOS

Os Autores agradecem à UFRPE e à CAPES pelos incentivos técnico-científicos que viabilizaram a execução deste trabalho.

REFERÊNCIAS

Agência Nacional de Águas e Saneamento Básico – ANA. **SNIRH:** Base Hidrográfica Ottocodificada Multiescalas 2017 (BHO 2017). Disponível em: https://metadata/0c698205-6b59-48dc-8b5e-a58a5dfcc989). Acesso em: 25 ago. 2021.

ALBUQUERQUE, A. W.; LOMBARDI NETO, F.; SRINIVASAN, V. S. Efeito do desmatamento da Caatinga sobre as perdas de solo e água de um luvissolo em Sumé (PB). **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v. 25, p. 121-128, 2001.

ALVARES, C. A. et al. Köppen's climate classification map for Brazil. **Meteorologische Zeitschrift**, v. 22, n. 6, p. 711-728, 2013. DOI: https://doi.org/10.1127/0941-2948/2013/0507.

CHAVES, I. B. et al. Modelagem e mapeamento da degradação da caatinga. **Revista Caatinga**, v. 28, n. 1, p. 183-195, 2015.

CHAVEZ JR, P. S. Image-based Atmospheric Corrections – Revisited and improved. **Photogrammetric Engineering & Remote Sensing**, v. 62, n. 9, p. 1025-1036, 1996.

CHEN, J. et al. Research on geographical environment unit division based on the method of natural breaks (Jenks). Photogrammetry, **Remote Sensing and Spatial Information Sciences**, v. XL-4/W3, 2013. DOI: dx.doi.org/10.5194/isprsarchives-XL-4-W3-47-2013.

CONGEDO, L. Semi-Automatic Classification Plugin Documentation. 201 p, 2020. Disponível em: https://readthedocs.org/projects/semiautomaticclassificationmanual-pt-br/downloads/pdf/latest/. Accesso em: 28 nov. 2020.

FUNK, C. et al. The climate hazards infrared precipitation with stations – a new environmental record for monitoring extremes. **Scientific Data**, v. 2, n. 150066, 2015. DOI: http://dx.doi.org/10.1038/ sdata.2015.66.

IBGE – Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. **Portal de mapas**. Disponível em: < https:// portaldemapas.ibge.gov.br/portal.php#homepage>. Acesso em: 15 fev. 2021.

JENSEN, J. R. Sensoriamento remoto da vegetação. In: JENSEN, J. R. Sensoriamento remoto do ambiente: uma perspectiva em recursos terrestres. 2. ed. São José dos Campos: Parêntese, Cap. 11, p. 357-410, 2011.

KAUTH, R. J.; THOMAS, G. S. The Tasselled Cap—A Graphic Description of the Spectral-Temporal Development of Agricultural Crops as Seen by LANDSAT. In **Proceedings Of The Symposium On Machine Processing Of Remotely Sensed Data**, West Lafayette – USA, 1976. West Lafayette – USA: Institute of Electrical and Electronics Engineers, Purdue University,1976. p. 41-51.

LAMCHIN, M. et al. Assessment of land cover change and desertification using remote sensing technology in a local region of Mongolia. **Advances in Space Research**, v. 57, p. 64-77, 2016. DOI: http://dx.doi.org/10.1016/j.asr.2015.10.006.

LAMQADEM, A. A.; SABER, H.; PRADHAN, B. Quantitative assessment of desertification in an arid oasis using remote sensing data and spectral index techniques. **Remote Sensing**, v. 10, n. 12, p. 1862-1879, 2018. DOI: https://doi.org/10.3390/rs10121862.

LIANG, S. Narrowband to broadband conversions of land surface albedo I: Algorithms. **Remote Sensing Environment**, v. 76, n. 2, p. 213–238, 2001. DOI: https://doi.org/10.1016/S0034-4257(00)00205-4. LUCENA, J. A.; WANDERLEY, L. S. A.; NÓBREGA, R. S. Risk desertification in Cabrobó/PE: climatic conditions and human activities. **Revista Geama**, v. 2, n. 2, 2016.

MA, Z. et al. The construction and application of an Aledo-NDVI based desertification monitoring model. **Procedia Environmental Sciences**, v. 10, p. 2029-2035, 2011. DOI: https://doi.org/10.1016/j. proenv.2011.09.318.

MAPBIOMAS. O Projeto. Disponível em: https://mapbiomas.org/o-projeto. Acesso em: 02 Fev. 2021.

MARTINS, A. F. et al. Physical, chemical, and microbiological properties of soil under different plant covers in the Seridó desertification region in the Brazilian Semiarid. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v. 43, p. e0180162, 2019. DOI: https://doi.org/10.1590/18069657rbcs20180162.

NAEGELI, K. et al. Cross-comparison of albedo products for glacier surfaces derived from airborne and satellite (Sentinel-2 and Landsat 8) optical data. **Remote Sensing**, v. 9, n. 2, p. 110-131, 2017. DOI: https://doi.org/10.3390/rs9020110.

PAN, J.; LI, T. Extracting desertification from Landsat TM imagery based on spectral mixture analysis and AlbedoVegetation feature space. **Natural Hazards**, v. 68, p. 915-927, 2013. DOI: https://doi. org/10.1007/s11069-013-0665-3.

RIBEIRO, E. M. S. et al. Chronic anthropogenic disturbance drives the biological impoverishment of the Brazilian Caatinga vegetation. **Journal of Applied Ecology**, v. 52, p. 611-620, 2015. DOI: dx.doi. org/10.1111/1365-2664.12420.

RIBEIRO, E. P. et al. Climate change and desertification in the semiarid region of northeastern Brazil. **Revista Geama**, v. 2, n. 2, 2016.

ROUSE, J. W. et al. **Monitoring vegetation systems in the great plains with ERTS**, 1973. Proceedings Third Earth Resources Tecnology Satellite-1 Symposium. Greenbelt: NASA SP-351, 1974. p. 309-317.

SANTOS, J. P. O. et al. Environmental Degradation and Risk of Desertification in Alto Sertão Region, Alagoas State, Brazil. **Revista Geama**, v. 3, n. 4, p. 191-195, 2017.

SHI, T.; XU, H. Derivation of Tasseled Cap Transformation Coefficients for Sentinel-2 MSI At-Sensor Reflectance Data. **IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing**, v. 12, n. 10, p. 4038-4048, 2019. DOI: https://doi.org/10.1109/JSTARS.2019.2938388.

SILVA, J. L. B. et al. Spatial-temporal monitoring of the risk of environmental degradation and desertification by remote sensing in a brazilian semiarid region. **Revista Brasileira de Geografia Física**, v. 13, n. 02, p. 544-563, 2020.

SILVA, R. M. et al. Geospatial assessment of eco-environmental changes in desertification area of the Brazilian semi-arid region. **Earth Sciences Research Journal**, v. 22, n. 3, p. 175-186, 2018. DOI: https://doi.org/10.15446/esrj.v22n3.69904.

SOUZA, B. I.; MENEZES, R.; ARTIGAS, R. C. Efeitos da desertificação na composição de espécies do bioma Caatinga, Paraíba/Brasil. **Investigaciones Geográficas**, n. 88, p. 45-59, 2015. DOI: dx.doi. org/10.14350/rig.44092.

VERSTRAETE, M. M.; PINTY, B. Designing optimal spectral indexes for remote sensing applications. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 34, n. 5, 1996.

WEI, H. et al. Desertification Information Extraction Based on Feature Space Combinations on the Mongolian Plateau. **Remote Sensing**, v. 10, n. 10, p. 1614-1630, 2018. DOI: https://doi.org/10.3390/rs10101614.

ZENG-HAI, W. U.; TAO, L. I. The comprehensive performance evaluation of the high-tech development zone: Analysis based on the natural breakpoint method. **Journal Statistics and Information Forum**, v. 28, n. 3, p. 82–88, 2013. DOI: https://doi.org/10.3969/j.issn.1007-3116.2013.03.014.