

UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARANÁ

KAIQUE MESQUITA GONÇALVES

RELAÇÃO ENTRE ÍNDICES DE VEGETAÇÃO E PLUVIOSIDADES PARA
MESORREGIÃO DO SUL DA BAHIA

CURITIBA

2021

KAIQUE MESQUITA GONÇALVES

RELAÇÃO ENTRE ÍNDICES DE VEGETAÇÃO E PLUVIOSIDADES PARA
MESORREGIÃO DO SUL DA BAHIA

Trabalho de conclusão de curso
apresentado como requisito parcial à
obtenção do título de Especialista em
Gestão Florestal, Universidade Federal
do Paraná.

Orientadora: Bruna Nascimento De
Vasconcellos

CURITIBA

2021

RESUMO

Compreender a influência das condições climáticas sobre a cobertura vegetal de uma região é de fundamental importância para tomada de decisões e planejamento em tempos de mudanças climáticas. O objetivo deste trabalho foi analisar a relação entre os índices de vegetação e a precipitação próximas da região sul do estado da Bahia no ano de 2019. Foram utilizadas imagens de satélite Landsat 8 para obtenção dos índices de vegetação NDVI, EVI e SAVI, as imagens possuem resolução espacial de 30 metros. O processamento dos dados foi realizado por meio da plataforma do Google Earth Engine (GEE), por meio de linguagem de programação. Os dados de precipitação foram obtidos por meio do Instituto Nacional de Meteorologia (INMET) para cada estação meteorológica próximas da região de estudo. Realizou-se uma análise de correlação de Pearson entre os índices de vegetação e a precipitação. Há uma correlação linear positiva e fraca, com valor de 0,45, entre a precipitação e o EVI, sendo as variáveis diretamente proporcionais. O NDVI e SAVI apresentaram baixa correlação com a precipitação, o que pode ser resultado da grande influência que as zonas urbanas e plantio agrícolas/ florestais causam no índice, diferente do índice EVI que permite uma melhor diferenciação das vegetações. A utilização da análise a partir de índices de vegetação podem auxiliar na determinação dos diferentes usos da terra e da relação entre estes usos e a precipitação no local.

Palavras-chave: NDVI. EVI. SAVI. Landsat8. Google Engine.

ABSTRACT

Understanding the influence of weather conditions on the vegetation cover of a region is of fundamental importance for decision-making and planning in times of climate change. The objective of this work was to analyze the relationship between vegetation indices and precipitation in the southern mesoregion of the state of Bahia in 2019. Landsat 8 satellite images were used to obtain the NDVI, EVI and SAVI vegetation indices, the images have resolution space of 30 meters. All data processing was performed using the Google Earth Engine (GEE) platform, using a programming language. Precipitation data were obtained through Inmet for each meteorological station near the study region. A Pearson correlation analysis between vegetation and precipitation indices was performed. There is a positive linear correlation between precipitation and EVI, the variables being directly proportional. NDVI and SAVI showed a negative correlation, indicating an inversely proportional relationship. EVI was prone to exhibit more significant values than NDVI and SAVI. The r values between indices and precipitation obtained a value of 0.45 for EVI and -0.08 for NDVI and SAVI. The low correlation between the precipitation of the NDVI and SAVI indexes in some areas may be the result of the great influence that urban areas and agricultural/forest plantations have on the index, unlike the EVI index, which allows for a better differentiation of vegetation. The use of analysis based on vegetation indices can help to determine different land uses and the relationship between these uses and local precipitation.

Keywords: NDVI. EVI. SAVI. Landsat8. Google Engine.

SUMÁRIO

1. Introdução.....	6
2. Material e Métodos.....	7
2.1. Local de Estudo	7
2.2. Processamento das Imagens.....	8
2.3. Índices de Vegetação	8
2.3.1. Índice de vegetação por diferença normalizada – NDVI	9
2.3.2. Índice de Vegetação Ajustado ao Solo – SAVI	9
2.3.3. Índice de Vegetação Melhorado – EVI.....	9
2.4. Dados de Precipitação	10
2.5. Análise de correlação entre a Precipitação e o Índices de vegetação	11
3. Resultados e Discussão.....	12
4. Conclusão	17
5. Referências Bibliográficas	17

1. INTRODUÇÃO

A variabilidade do clima e as características dos recursos hídricos são questões de grandes discussões e fortemente inseridas em contexto de sustentabilidade ambiental. A qualidade da cobertura vegetal em determinada área está relacionada principalmente com a disponibilidade hídrica do local, sendo diretamente relacionadas à precipitação, que acaba refletindo no estado ou na produção vegetal local (NICÁCIO et al, 2009).

Os índices de vegetação vêm sendo amplamente utilizados, principalmente para monitoramento de áreas vegetadas, na determinação de estimativa de área foliar, biomassa e da radiação fotossinteticamente ativa (NICÁCIO et al, 2009).

De acordo com Jensen (2009), os índices de vegetação são medidas radiométricas adimensionais, que demonstram a abundância relativa e a atividade da vegetação verde, abrangendo o índice de área foliar, porcentagem de cobertura verde, teor de clorofila, biomassa verde e radiação fotossinteticamente absorvida.

Um dos índices mais utilizados é o NDVI (índice de Vegetação por Diferença Normalizada), que segundo Jensen (2009) é baseado em razão, e não linear que pode ser influenciado por efeitos ruidosos aditivos, com a radiância de trajetória atmosférica. O NDVI é bastante utilizado para medir atividade clorofiliana da vegetação, analisando a cobertura florestal por vários períodos de tempo através das imagens de satélite. Este índice é um modelo resultante da combinação dos níveis de refletância em imagens de satélites, que provêm da equação composta pelas respostas das bandas espectrais do vermelho e infravermelho próximo (RAMOS et al., 2010).

Alguns outros índices buscam resultados melhorados em relação ao NDVI, como é caso do SAVI (Índice de Vegetação Ajustado para o Solo), que considera a influência das características dos solos no cálculo do índice (HUETE, 1997). Também há o EVI (Índice de Vegetação Melhorado) que otimiza o sinal da vegetação, melhorando a detecção em regiões de maior densidade de biomassa (PONZONI et al., 2012).

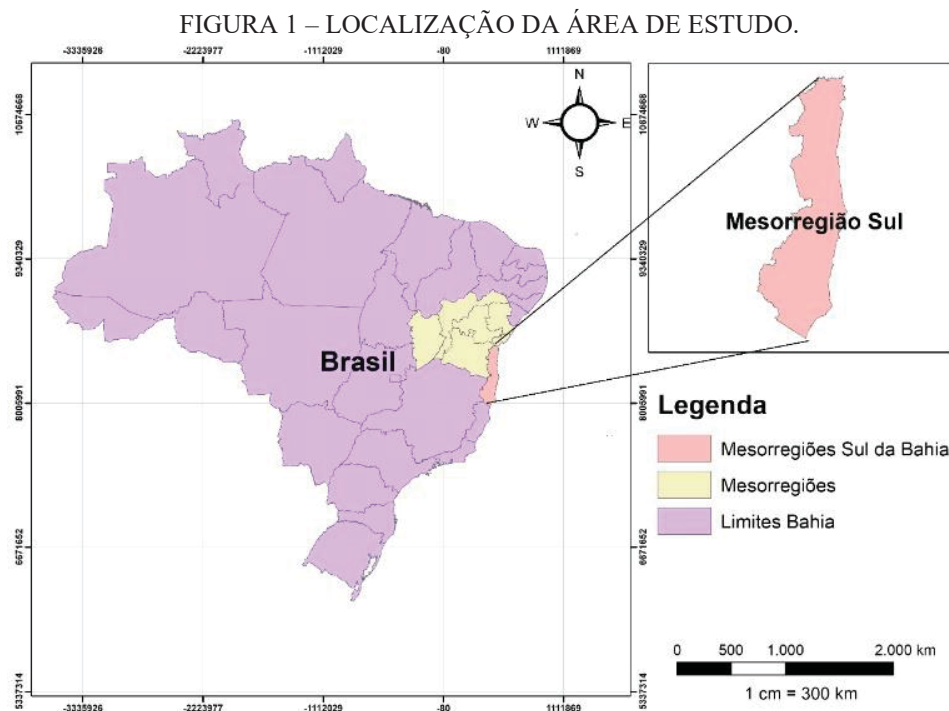
As ferramentas de processamento digital de imagens vêm facilitando estudos espaciais para obtenção de informações necessárias ao monitoramento de vegetação em grandes regiões. O Google Earth Engine (GEE) se enquadra como uma dessas ferramentas, sendo uma plataforma inovadora de processamento de sensoriamento remoto, desenvolvida pela empresa Google (HOROWITZ, 2015). Essa ferramenta permite análises multitemporais e espaciais de uma forma rápida e eficiente, por meio de linguagem de programação JavaScript e Python (FERREIRA et al., 2017).

De maneira geral, entender as mudanças na cobertura terrestre, com destaque a vegetação e a influência no clima local, são fundamentais para melhorar a gestão dos recursos naturais. Assim, o presente artigo tem o objetivo de analisar a correlação de índices de vegetação (NDVI, SAVI e EVI) com dados de precipitação de estações meteorológicas da região, por meio da plataforma do Google Earth Engine (GEE) para a mesorregião Sul da Bahia.

2. MATERIAL E MÉTODOS

2.1. LOCAL DE ESTUDO

O presente trabalho foi desenvolvido na mesorregião sul da Bahia, observado na Figura 1, conforme a Malha Municipal Digital do Brasil disponibilizada pelo IBGE, em escala de 1:2.500.000, compreendida entre as latitudes 13°09' e 18°24'S e Longitudes 38°46' e 40°41' W. O bioma predominante no local é a Mata Atlântica, que é uma floresta tropical úmida, com características da cobertura vegetal remanescente de Floresta Ombrófila Densa.



FONTE : Elaborado pelo autor (2021)

Para levantamento dos dados climatológicos, foram utilizados dados acumulados anuais do ano de 2019 das estações próximas a região, sendo as estações dos municípios

da Bahia: Vitória da Conquista; Ituaçu; Itiruçu; Canavieiras; Guaratinga e Caravelas. Em Minas Gerais: Pedra Azul; Almenara; Teófilo Otoni; Mantena; Águas Vermelhas; Itaobim; Salinas; Araçuaí. No Espírito Santo: São Mateus e Nova Venécia. As informações foram obtidas por meio do Instituto Nacional de Meteorologia – INMET. Foi necessário o levantamento de municípios próximos à região, por conta da falta de dados de estações meteorológicas na mesorregião.

As características para cada estação meteorológica foram estimados por meio de um buffer (áreas ao redor das feições de ponto) de 10 quilômetros da estação meteorológicas. Os dados adquiridos por meio dos índices de vegetação, foram obtidos por meio de uma média da área presente no buffer.

2.2. PROCESSAMENTO DAS IMAGENS

Para obtenção dos dados, foram levantadas imagens de satélite Landsat 8 do ano de 2019. O processamento das imagens foi conduzido pela plataforma do Google Earth Engine, baseada em nuvens de computadores. O método se baseia na criação de composições de imagens de média resolução espacial, derivadas dos satélites da série Landsat. Todo código gerado foi escrito utilizando a API JavaScript da plataforma, devido a facilidade de visualizar dados, principalmente para verificação de erros.

A geração do mosaico é obtido a partir de scripts pré-definidos, que permite a obtenção de todas as imagens selecionadas para o ano de interesse, produzindo uma única imagem com as médias dos dados disponíveis, assim como um produto com a mínima presença de nuvens. A partir das bandas produzidas a partir do processamento, são realizados os cálculos dos índices de vegetação.

Uma função para o cálculo dos índices de vegetação NDVI, SAVI e EVI foi criada para processar de forma mais prática todas as imagens do local de interesse. A função utiliza as bandas espectrais da imagem de entrada para criar os índices e posteriormente adiciona o mesmo como uma nova banda na imagem original.

2.3. ÍNDICES DE VEGETAÇÃO

Com as imagens do satélite foram confeccionados 3 índices de vegetação, os quais normalmente são relacionados em trabalhos de vegetação, e estão descritos a seguir.

2.3.1. Índice de vegetação por diferença normalizada – NDVI

O índice de vegetação da diferença normalizada – NDVI é uma relação entre medidas espectrais (refletância - r) de duas bandas, a do infravermelho próximo (800-1100 nm) e a do vermelho (600-700 nm). O cálculo do NDVI foi realizado com a Equação 1, a seguir:

$$NDVI = IV - V / IV + V \quad [1]$$

Em que:

IV = refletância na banda referente ao infravermelho próximo, adimensional

V = refletância na banda referente ao vermelho, adimensional

2.3.2. Índice de Vegetação Ajustado ao Solo – SAVI

O SAVI foi um índice desenvolvido com o objetivo de melhorar os valores de NDVI sem necessidades de medições em campo para cada área de análise (JENSEN, 2009). O índice possui uma constante L, que representa o fator de ajuste.

Para minimizar as influências do solo na caracterização do dossel das plantas, Huete (1988) desenvolveu o Índice de Vegetação Ajustado para o Solo (SAVI – Soil-Adjusted Vegetation Index), que pode ser expresso pela equação 2:

$$SAVI = [(NIR - Red) / (NIR + Red + L)]. (1 + L) \quad [2]$$

Em que:

NIR = refletância na banda referente ao infravermelho próximo, adimensional;

R = refletância na banda referente ao vermelho, adimensional;

L = Fator de correção para o solo, adimensional (0,5).

2.3.3. Índice de Vegetação Melhorado – EVI

O índice de vegetação realçada – EVI (Enhanced Vegetation Index - Índice de Vegetação Realçado), utiliza informações na região espectral do infravermelho próximo, região do vermelho e a refletância na faixa do azul para indicar o vigor vegetativo dos biomas. e segundo Huete et al. (1997) este índice permite um melhor monitoramento da vegetação através da redução de substrato do dossel e da influência da atmosfera.

O EVI foi proposto por Huete et al. (1997) e, segundo Jiang et al. (2008), seu desenvolvimento teve por objetivo atenuar os efeitos do solo e da atmosfera sobre o monitoramento da vegetação, contendo um fator de ajuste para solos e coeficientes que descrevem o uso da banda azul para correção da banda vermelha quanto ao espalhamento atmosférico por aerossóis. O EVI é calculado por meio da equação 3:

$$\text{EVI} = G * (\text{NIR} - \text{Vermelho}) / (L + \text{NIR} + C1 \text{ vermelho} - C2 \text{ azul}) \quad [3]$$

Em que:

EVI = Índice de Vegetação Realçado;

G = fator de ganho;

L = fator de ajuste para o solo;

C 1 e C 2 = coeficientes para correção da banda vermelha em função do espalhamento atmosférico por aerossóis, descrevem a banda azul (6,0 e 7,5, respectivamente).;

NIR (Near Infrared) = reflectância da região espectral do infravermelho próximo;

Vermelho = reflectância da região espectral do vermelho;

Azul = reflectância da região espectral do azul.

Enquanto o NDVI é sensível à clorofila, o EVI é mais sensível às variações na resposta estrutural do dossel, incluindo o índice de área foliar (LAI), a fisionomia da planta e a arquitetura do dossel (HUETE *et al.*, 2002).

2.4. DADOS DE PRECIPITAÇÃO

Os dados de precipitação foram obtidos por meio de estações meteorológicas através da plataforma do Instituto Nacional de Meteorologia - INMET. As informações foram levantados para o acumulado anual de 2019, conforme pode ser visualizado no Quadro 1. A distribuição espacial das estações meteorológicas podem ser observadas na Figura 2.

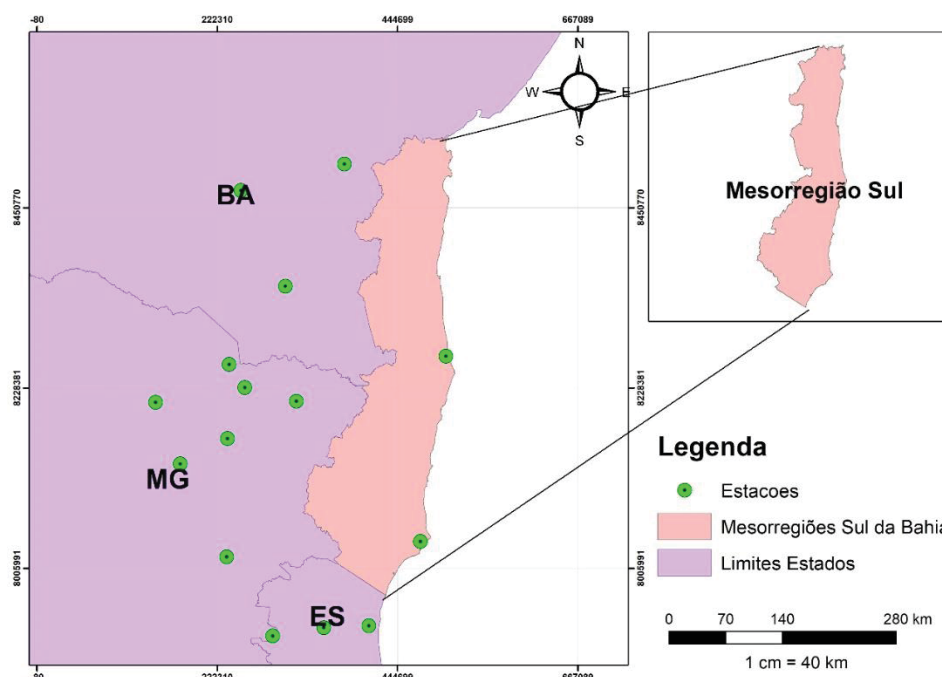
TABELA 1 – DADOS DAS ESTAÇÕES METEOROLÓGICAS

Nome	Código	Latitude	Longitude	Precipitação acumulada (mm/ano)
Ituaçu	83292	-13,812876	-41,299852	620,75
Vitória da Conquista	83344	-14,886389	-40,801389	459,9

Canavieiras	83398	-15,673259	-38,961051	1505,1
Guaratinga	83446	-16,580810	-39,783182	881,4
Caravelas	83498	-17,739444	-39,258611	1428,1
Pedra Azul	83393	-16,009560	-41,281027	626,2
Itiruçu	A407	-13,527828	-40,119752	846,3
Almenara	A508	-16,166773	-40,687756	710,4
Teófilo Otoni	A527	-17,892840	-41,515423	1021,9
Mantena	A540	-18,780620	-40,986505	1040,3
Agua Vermelhas	A549	-15,751536	-41,457787	792,2
Itaobim	A550	-16,575667	-41,485588	563,1
Salinas	A552	-16,160278	-42,310278	637,9
Araçuaí	A566	-16,848889	-42,035278	586,4
São Mateus	A616	-18,676198	-39,864051	1253,1
Nova Venécia	A623	-18,695278	-40,390556	900,8

FONTE : Elaborado pelo autor (2021)

FIGURA 2 - LOCALIZAÇÃO DAS ESTAÇÕES METEOROLÓGICAS



FONTE : Elaborado pelo autor (2021)

2.5. ANÁLISE DE CORRELAÇÃO ENTRE A PRECIPITAÇÃO E O ÍNDICES DE VEGETAÇÃO

Para extrapolar os dados de precipitação, foram lançados buffer de 10 quilômetros de cada estação meteorológicas, para assim, comparar dados médios dos índices de vegetação com o local de interesse, que foram obtidos da média dos índices no buffer presente.

Realizou-se uma análise de correlação de Pearson para obter o coeficiente de correlação (r) entre os índices de vegetação e a precipitação. A análise correlacional indica a relação entre duas variáveis lineares, com o objetivo de determinar o grau de relacionamento entre as duas variáveis.

O cálculo do grau e do sinal da correlação linear entre duas variáveis (X, Y) é medido pelo Coeficiente de Correlação Linear de Pearson, definido pela equação 4.

$$r = \frac{n \sum x_i y_i - \sum x_i \sum y_i}{\sqrt{[n \sum x_i^2 - (\sum x_i)^2] \cdot [n \sum y_i^2 - (\sum y_i)^2]}} \quad [4]$$

Onde:

r = coeficiente de correlação de Pearson;

$n \sum x_i y_i - \sum x_i \sum y_i$ = é a covariância entre as variáveis x e y ;

$[n \sum x_i^2 - (\sum x_i)^2]$ = é o desvio padrão de x ;

$[n \sum y_i^2 - (\sum y_i)^2]$ = é o desvio padrão de y .

O valor de “ r ” estará sempre no intervalo de -1 a 1. O sinal quando é positivo, significa que as variáveis são diretamente proporcionais, enquanto o sinal negativo indica que a relação entre as variáveis é inversamente proporcional. Os dados foram calculados por meio do EXCEL.

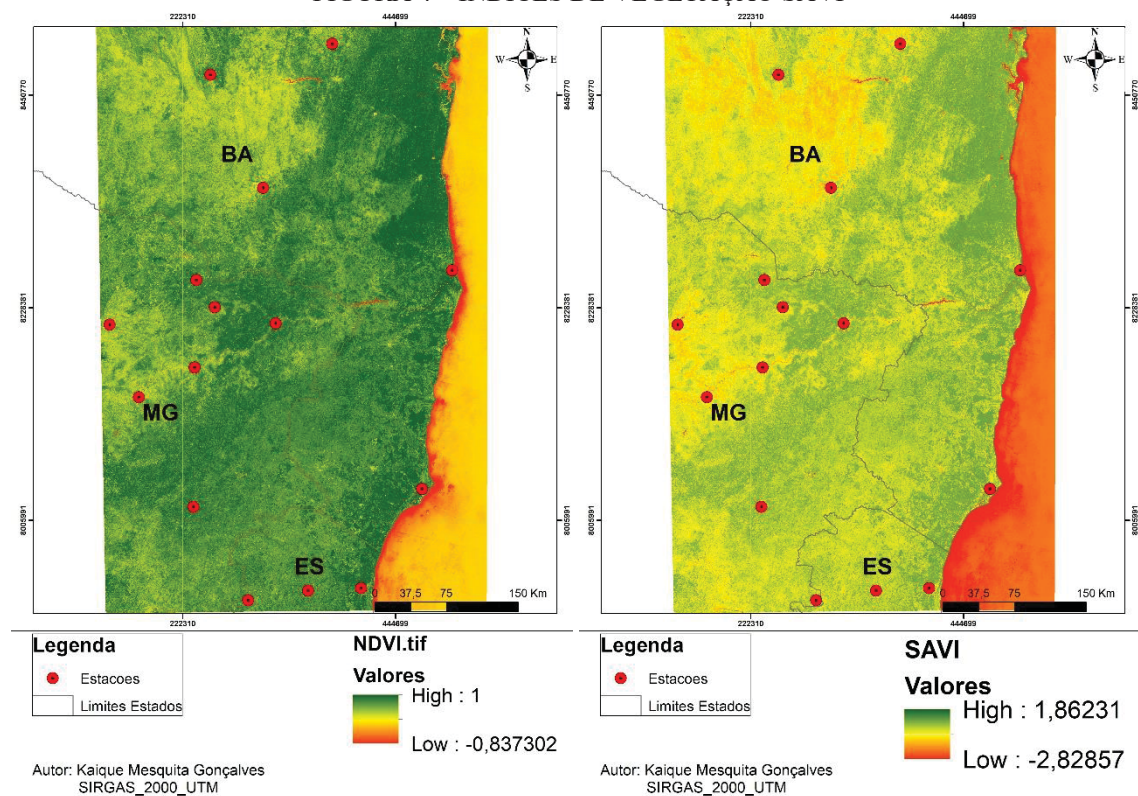
Correa (2003) considera que os valores de r mais próximos de 1, apresentam uma correlação linear mais forte. Quando os valores estiverem mais próximos de 0, indica uma correlação linear mais fraca, de modo que, são estabelecidos critérios para verificar os níveis de correlação, sendo:

- $0 < |r| < 0,3$: a correlação é fraca e fica difícil estabelecer relação entre as variáveis;
- $0,3 \leq |r| < 0,6$: a correlação é fraca, porém, considera-se que existe uma relativa correlação entre as variáveis;
- $0,6 \geq |r| \leq 1$: a correlação é de média para alta, de modo que, a relação entre as variáveis é significativa.

3. RESULTADOS E DISCUSSÃO

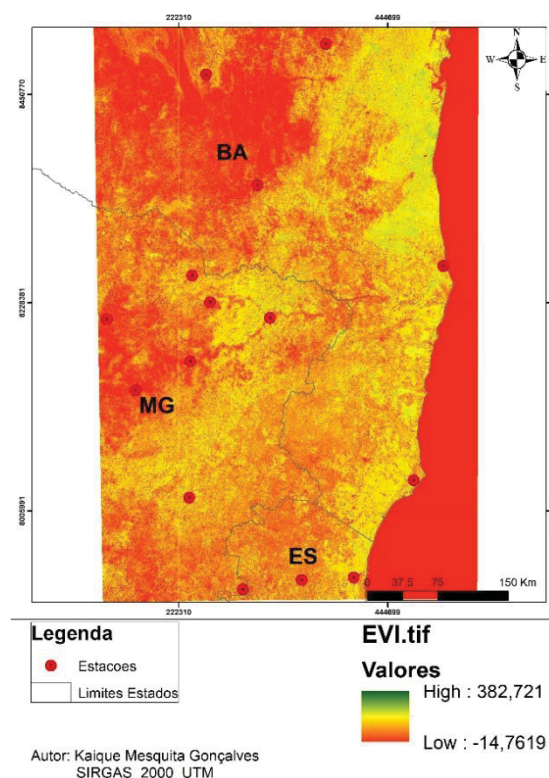
A partir da álgebra de bandas das imagens de satélite Landsat 8, foi possível obter os três índices de vegetação propostos neste estudo (NDVI, EVI e SAVI), como observados nas figuras 3, 4 e 5.

FIGURA 3 - ÍNDICES DE VEGETAÇÃO NDVI
FIGURA 4 - ÍNDICES DE VEGETAÇÃO SAVI



FONTE : Elaborado pelo autor (2021)

FIGURA 5 – ÍNDICE DE VEGETAÇÃO EVI



FONTE : Elaborado pelo autor (2021)

A escala de cores das Figuras 3, 4 e 5 variam do vermelho ao verde. O vermelho representa regiões com índices mais baixos, estando associados a pouca vegetação, ausência de vegetação ou água. O verde escuro representa as regiões com valores mais altos, estando associados à vegetações mais densas. No índice do EVI, mais sensível às variações de cobertura vegetal, o amarelo representa locais com vegetações densas.

É possível observar grande domínio de cobertura vegetal da caatinga, zona da mata e cerrado. A zona da mata cobre grande parte da faixa litorânea. A porção mais ao leste há presença de áreas de caatinga mais ao norte e de serrado mais ao sul.

Os buffers de 10 quilômetros permitiram a obtenção dos dados médios de pluviosidade para cada estação, assim como os dados dos índices de vegetação, apresentados no quadro 02.

QUADRO 2 – DADOS DOS ÍNDICES DE VEGETAÇÃO.

Nome	Código	SAVI	NDVI	EVI
Ituaçu	83292	0,924005	0,615984	1,336699
Vitoria da Conquista	83344	0,7376	0,491796	1,015063
Canavieiras	83398	0,497064	0,333009	1,323128
Guaratinga	83446	1,142123	0,761343	1,786569
Caravelas	83498	0,681106	0,45417	1,329142

Pedra Azul	83393	0,916219	0,610899	1,337048
Itiruçu	A407	0,840692	0,560469	1,189085
Almenara	A508	1,013011	0,675387	1,612895
Teófilo Otoni	A527	1,062857	0,70865	1,654872
Mantena	A540	0,922627	0,615151	1,366099
Aguas Vermelhas	A549	1,051357	0,70101	1,570386
Itaobim	A550	0,776201	0,517453	1,057484
Salinas	A552	0,631159	0,420829	0,833487
Araçuaí	A566	0,637519	0,425083	0,790544
São Mateus	A616	1,077945	0,718717	1,771632
Nova Venécia	A623	0,963644	0,642475	1,405425

FONTE : Elaborado pelo autor (2021)

Os valores dos índices gerados para cada estação foram observados e correlacionados com os valores das precipitações anuais. Em seguida, no quadro 3, são apresentados os resultados obtidos da correlação linear.

QUADRO 3 – CORRELAÇÃO LINEAR

Índices	Coefficiente de Correlação Linear de Pearson (r)
SAVI	-0,0845
NDVI	-0,0829
EVI	0,4528

FONTE : Elaborado pelo autor (2021)

Observou-se que o índice que obteve a melhor correlação linear foi o EVI, entretanto, a correlação linear é considerada baixa. Os valores de NDVI e SAVI possuíram valores negativos, indicando que as variáveis são inversamente proporcionais, não apresentando correlação com os dados de precipitação.

O estudo contou com 16 observações, devido à falta de estações meteorológicas próximas a área de interesse. O número baixo de variáveis pode influenciar diretamente no resultado da correlação, pois quanto maior o número de observações, mais confiável são os dados estudados.

Nicácio *et al* (2009) observaram uma forte relação do NDVI com índices de pluviosidade, respondendo melhor a chuvas acumuladas de quatro a cinco meses. Seguindo Nicácio *et al* (2009) as correlações foram mais baixas em regiões com predominância de agricultura, que pode estar associada a uma maior miscigenação do pixel, oriundo das culturas cíclicas e da existência de perímetros urbanos. Os valores não significativos do NDVI neste estudo podem ter sido influenciados com a proximidade das cidades nas localizações das estações meteorológicas, assim como a grande presença de cultivos agrícolas no local.

Fontana *et al* (2005) identificaram que os índices de NDVI e EVI apresentaram comportamento similar quanto à evolução temporal, sendo que o EVI está fortemente associado a precipitação pluvial acumulada. Esta comparação permite identificar o motivo de apenas o EVI apresentar uma correlação, mesmo que seja considerada baixa, já que, o estudo foi todo analisado para o acumulado no período de um ano.

Dias (2017) em seu estudo mostrou que o índice EVI mostrou-se mais sensível às variações de cobertura vegetal, os valores de r entre os índices de vegetação e a precipitação obtiveram um máximo de 0,57 e 0,61 para NDVI e EVI, respectivamente. Assim como este estudo, o EVI apresentou um melhor resultado que os demais índices.

Dias (2017) também observou um maior valor de r para ambos os índices em regiões Semi-áridas, caracterizadas com fitofisionomias correspondente à Caatinga, bem como áreas de pastagem e culturas agrícolas. As menores correlações observadas por Dias (2017) foram em áreas urbanas e regiões de fragmentos de Mata Atlântica. Assim, podemos visualizar que as áreas urbanas proporcionam uma diminuição na correlação das análises.

Avaliando NDVI e EVI, Huete *et al* (1997) e Huete *et al* (2002) citam que em áreas com florestas densas e contínuas, onde não há grandes variações na quantidade de biomassa fotossinteticamente ativa, ocorre pouca variação nas reflectâncias do espectro do vermelho, causando assim uma menor sensibilidade apresentada pelo NDVI a estas áreas. Entretanto, as amplas variações encontradas para o infravermelho próximo explicam a maior sensibilidade obtida com o EVI, resultante da estratificação e demais características da arquitetura do dossel como um todo.

O EVI possui maior sensibilidade em regiões com alta produção de biomassa. Este índice é mais sensível às variações na resposta estrutural do dossel, incluindo o índice de área foliar (IAF), a fisionomia da planta e a arquitetura do dossel (HUETE *et al*, 2002). De acordo com Huete *et al*, (2002), 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. A grande presença de plantios de Eucalipto na região sul da Bahia, podem explicar uma maior correlação dos dados do EVI, pelo fato da sensibilidade do índice identificar as arquiteturas do dossel como um todo.

4. CONCLUSÃO

A análise dos índices de vegetação EVI, NDVI e SAVI mostraram-se satisfatórios na caracterização da cobertura vegetal ao longo da área de estudo, de modo que, possibilitaram observar as características dos biomas inseridos. Ao avaliar a correlação de tais índices com a pluviosidade obtida por meio da plataforma do Google Earth Engine não obteve-se uma correlação entre os dados. No entanto, destaca-se a importância de se realizar estudos utilizando tal plataforma, possibilitando a análise de dados em larga escala e de forma gratuita.

Sugere-se para um trabalho futuro, analisar a série temporal dos dados pluviométricos, melhorando as análises realizadas, podendo ser compiladas por estações do ano ou mesorregiões. Além disso, sugere-se o teste com diferentes tamanhos de *buffer*, avaliando a influência do perímetro urbano nos pixels observados.

REFERÊNCIAS

- CORREA, S.M.B.B. Probabilidade e Estatística. 2ª ed. Belo Horizonte: PUC Minas Virtual, 2003.116p.
- DIAS, I. M.. Relação entre índices de vegetação e precipitação pluvial no estado de Sergipe. Dissertação apresentada ao Programa de Pós Graduação em Engenharia Florestal do Setor de Ciências Agrárias da Universidade Federal do Paraná. Curitiba, 2017. 131 f.: il.
- FERREIRA, B.; ZIMMERMMANN, D. M.; CRISPIM, L. C.; FLASH, M. F.; VIEIRA, C. A. O. Análise sazonal das temperaturas superficiais do estado de Santa Catarina entre os anos de 2000 e 2010. In: Anais do XXVII Congresso Brasileiro

de Cartografia e XXVI Exposicarta.p. 933-937, SBC, Rio de Janeiro –RJ, 6 a 9 de novembro de 2017.

FONTANA, D.C.; POTGIETER, A.; APAN, A. Relação entre a precipitação pluvial e índice de vegetação em imagens multitemporais MODIS. XVI Congresso Brasileiro de Agrometeorologia (CBAGRO). Campinas, Brasil. 2005.

HOROWITZ, F. G. MODIS daily land surface temperature estimates in Google Earth Engine as an aid in geothermal energy siting. In: Proceedings World Geothermal Congress 2015.Melbourne, Australia, 19 a 25 April, 2015.

HUETE, A; LIU, H. Q.; BATCHILY, K.; LEWEEN, W. 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.; DIDAN, K.; MIURA, T.; RODRIGUEZ, E. P.; GAO, X.; FERREIRA, L. G. Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices. Remote Sensing of Environment, n. 83, p. 195-213, 2002.

JENSEN, J. R. Sensoriamento remoto do ambiente: uma perspectiva em recursos terrestres. Tradução da 2ª edição por (pesquisadores do INPE): José Carlos N. Epiphânio (coordenador); Antonio R. Formaggio; Athos R. Santos; Bernardo F. T. Rudorff; Cláudia M. Almeida; Lênio S. Galvão. São José dos Campos: Parêntese, p. 672, 2009.

JIANG, Z.; HUETE, A. R.; DIDAN, K.; MIURA, T. Development of a two-band enhanced vegetation index without a blue band, Remote Sensing of Environment, v.112, p.3833- 3845, 2008.

Nicácio, R. M.; Araujo, L. L.; Gonzaga, E. P.; Libos, M. I. P. de C.; Oliveira, L. M. T. de. Relação NDVI e precipitação na bacia do rio Coxim-MS. Geografia, v.34, número especial, p. 667-680, 2009.

PONZONI, F. J.; SHIMBUKURO, Y. E.; KUPLICH, T. M. Sensoriamento Remoto da Vegetação. São José dos Campos, SP, Oficina de Textos, 2ª edição, 176 p., 2012.

RAMOS, R. R. D. et al. Aplicação do índice da vegetação por diferença normalizada (NDVI) na avaliação de áreas degradadas e potenciais para unidades de conservação. In: III Simpósio Brasileiro de Ciências Geodésicas e Tecnologias da Geoinformação.p. 001-006, Recife -PE, 27-30 de Julho de 2010.