UNIVERSIDADE FEDERAL DE PERNAMBUCO
CENTRO DE TECNOLOGIAS E GEOCIÊNCIAS - CTG
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA CARTOGRÁFICA

CAMILA ROBERTA RIBEIRO DE SOUZA

ANÁLISE DO COMPORTAMENTO DO ALBEDO, NDVI E TEMPERATURA DE SUPERFÍCIE UTILIZANDO DADOS LANDSAT-8: UM ESTUDO DE CASO NO ENTORNO DA BARRAGEM BARRA DO JUÁ, PERNAMBUCO

Recife
2022

CAMILA ROBERTA RIBEIRO DE SOUZA

ANÁLISE DO COMPORTAMENTO DO ALBEDO, NDVI E TEMPERATURA DE SUPERFÍCIE UTILIZANDO DADOS LANDSAT-8: UM ESTUDO DE CASO NO ENTORNO DA BARRAGEM BARRA DO JUÁ, PERNAMBUCO

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao Departamento de Engenharia Cartográfica da Universidade Federal de Pernambuco, como requisito parcial para obtenção do título de Bacharel em Engenharia Cartográfica e de Agrimensura. Área de Concentração: Sensoriamento Remoto

Orientador (a): Admilson da Penha Pacheco

Recife

2022

Ficha de identificação da obra elaborada pelo autor, através
do programa de geração automática do SIB/UFPE

SOUZA, CAMILA ROBERTA RIBEIRO DE .
ANÁLISE DO COMPORTAMENTO DO ALBEDO, NDVI E TEMPERATURA DE SUPERFÍCIE UTILIZANDO DADOS LANDSAT-8: UM ESTUDO DE CASO NO ENTORNO DA BARRAGEM BARRA DO JUÁ, PERNAMBUCO / CAMILA ROBERTA RIBEIRO DE SOUZA. - Recife, 2022.
45 : il.

Orientador(a): ADMILSON DA PENHA PACHECO
Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação) - Universidade Federal de Pernambuco, Centro de Tecnologia e Geociências, Engenharia Cartográfica e de Agrimensura - Bacharelado, 2022.
Inclui referências, apêndices.

1. SENSORIAMENTO REMOTO. 2. CARTOGRAFIA TEMATICA. I. PACHECO, ADMILSON DA PENHA. (Orientação). II. Título.

620 CDD (22.ed.)

CAMILA ROBERTA RIBEIRO DE SOUZA

ANÁLISE DO COMPORTAMENTO DO ALBEDO, NDVI E TEMPERATURA DE SUPERFÍCIE UTILIZANDO DADOS LANDSAT-8: UM ESTUDO DE CASO NO ENTORNO DA BARRAGEM BARRA DO JUÁ, PERNAMBUCO

Trabalho de Conclusão de apresentado ao Curso de Graduação em Engenharia Cartográfica, do Centro de Tecnologia e Geociências, da Universidade Federal de Pernambuco, como parte dos requisitos para obtenção do grau de Bacharel em Engenharia Cartográfica e de Agrimensura.

Aprovado em: 20/10/2022.

BANCA EXAMINADORA

_____

Prof. Dr. Admilson da Penha Pacheco (Orientador)
Universidade Federal de Pernambuco

_____

Prof. M.Sc Carlos Fabricio Assunção da Silva (Examinador Interno)
Universidade Federal de Pernambuco

_____

Eng. Juarez Antônio da Silva Júnior (Examinador Externo)
Paulitec Construções LTDA

AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiramente a Deus por me proporcionar perseverança durante toda esta caminhada.

De maneira especial a minha mãe Izonete Ribeiro da Costa que sempre esteve comigo durante toda a minha vida, sendo o meu porto seguro.

Sou grata a toda minha família que sempre estiveram presente em todo o decorrer da minha vida, me apoiando e acreditando no meu potencial.

Meu Pai Nelson Martins; minha avó Maria do Carmo; tios (a) Glauce Rangel, Ana Claudia Rangel, Edson Ribeiro e João Martins.

As minhas irmãs Wanessa Ribeiro, Juliana Costa e Janaina Ribeiro;

A meu orientador Admilson da Penha Pacheco por aceitar conduzir o meu trabalho de pesquisa apesar da intensa rotina de sua vida acadêmica. As suas valiosas indicações fizeram toda a diferença.

E a todos os meus amigos seja dentro ou fora da universidade que me ajudarama passar por todo o processo Italo Silva, Styven Sena, Juarez Antônio, Mayara Costae Max Tanillo; e aos que aqui não foram citados, mas que de maneira especial tambémfizeram parte desta caminhada.

RESUMO

O sensoriamento remoto possibilita identificar em tempo real alterações que ocorremno planeta Terra resultante de diversos fenômenos naturais, mas também decorrentes de vários processos naturais e antrópicos. A quantificação de parâmetros biofísicos é de grande importância nos estudos em ambientais no entorno de barragens de água, ajudando a estabelecer uso e ocupações sustentáveis especialmente no biomaCaatinga. O objetivo do trabalho foi avaliar a influência nos parâmetros biofísicos Albedo, Normalized Difference Vegetation Index (NDVI), Temperatura da Superfície em virtude da sensibilidade da dinâmica da paisagem no entorno da Barragem Barra do Juá-PE e sua sazonalidade períodos seco e chuvoso utilizando a técnica de sensoriamento remoto. Foram utilizadas imagens do sensor OLI (*Operatinal Land Imager*) do satélite Landsat-8, adquiridas nos anos de 2013 a 2021 por meio da plataforma em nuvem Google Earth Engine. Análises foram baseadas em interpretação de séries temporais, estatística zonal e regressão linear. A dinâmica espacial e o período de estiagem influenciaram os parâmetros biofísicos da superfície, devido à alteração na estrutura e nas propriedades ópticas da superfície. A vegetação nativa apresentou os maiores valores de NDVI em relação aosolo exposto. O albedo e a temperatura de brilho da superfície apresentaram valores inversos ao NDVI, com menores valores para a vegetação nativa. Com o aumento das áreas de solo exposto no período seco constata-se, assim, a vulnerabilidade ambiental no entorno de reservatórios de água e importância de vegetação no clima local.

Palavras-chave: Sensoriamento Remoto; Caatinga; Barragens; texto; Índices Biofísicos.

ABSTRACT

Remote sensing makes it possible to identify in real time changes that occur on planetEarth resulting from various natural phenomena, but also resulting from various natural and anthropic processes. The quantification of biophysical parameters is of great importance in environmental studies around water dams, helping to establish sustainable use and occupations, especially in the Caatinga biome. The objective of this work was to evaluate the influence on the biophysical parameters Albedo, Normalized Difference Vegetation Index (NDVI), Surface Temperature due to the sensitivity of the landscape dynamics in the surroundings of Barra do Juá-PE Dam andits seasonality during dry and rainy periods using the remote sensing technique. Images from the OLI sensor (Operatinal Land Imager) from the Landsat-8 satellite, acquired from 2013 to 2021 through the Google Earth Engine cloud platform, were used. Analyzes were based on time series interpretation, zonal statistics and linear regression. Spatial dynamics and the dry period influenced the biophysical parametersof the surface, due to the change in the structure and optical properties of the surface.Native vegetation showed the highest NDVI values in relation to exposed soil. The albedo and surface brightness temperature showed inverse values to the NDVI, with lower values for native vegetation. With the increase in the areas of exposed soil in thedry period, the environmental vulnerability around water reservoirs and the importanceof vegetation in the local climate can be seen.

Keywords: Remote sensing; Caatinga; dams; text; Biophysical Indexes.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 –	Localização da área de estudo na Barragem Barra do Juá	19
Figura 2 –	Série temporal do NDVI na área de estudo de 2013 a 2021	26
Figura 3 –	Série temporal da Temperatura da Superfície na área de estudo de 2013 a 2021.	27
Figura 4 –	Série temporal do Albedo na área de estudo de 2013 a 2021.	28
Figura 5 –	Mapa do NDVI no entorno na área de estudo no ano de 2021	29
Figura 6 –	NDVI médio para cada classe de uso do solo na área de estudo no ano de 2021 no período chuvoso e seco.	29
Figura 7 –	Regressão linear entre o NDVI chuvoso e seco na área de estudo para cada classe de uso do solo.	30
Figura 8 –	Mapa do Albedo no entorno na área de estudo no ano de 2021	31
Figura 9 –	Albedo médio para cada classe de uso do solo na área de estudo no ano de 2021 no período chuvoso e seco.	32
Figura 10 –	Regressão linear entre o Albedo chuvoso e seco na área de estudo para cada classe de uso do solo.	33
Figura 11 –	Mapa da Temperatura da Superfície no entorno na área de estudo no ano de 2021	34
Figura 12 –	TS médio para cada classe de uso do solo na área de estudo no ano de 2021 no período chuvoso e seco.	35
Figura 13 –	Regressão linear entre a TS chuvoso e seco na área de estudo para cada classe de uso do solo.	35

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO 10
2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA 12
2.2 Índices Espectrais e Temperatura da Superfície 13
3 OBJETIVO 14
3.1 Objetivo Específicos 14
4 METODOLOGIA 15
4.2 Materiais 16
4.3. Métodos 19
4.4 Análises de Estatística Descritiva 20
5 RESULTADOS 22
5.2 Análise dos índices NDVI, TS e Albedo para ano de 2021 25
CONCLUSÃO 35
REFERÊNCIAS 36

1 INTRODUÇÃO

Diversos estudo dos parâmetros biofísicos da superfície da terra, tais como o índice de vegetação por diferença normalizada (NDVI), o Albedo (α) e a Temperaturada superfície (Ts), nos permite quantificar e identificar padrões de mudanças ambientais e/ou climáticas, sejam eles de origem natural ou antrópica. As causas naturais da degradação do solo estão relacionadas a exposição a eventos climáticos extremos e persistentes (aridez, secas prolongadas), enquanto as causas antrópicas estão relacionadas ao uso não-sustentável do solo (desmatamento, agropecuária) e afatores socioeconômicos (preços de mercado, instabilidade política) (BEZERRA,2011).

As variações desses parâmetros ao longo do tempo podem estar associadas tanto a processos de desertificação quanto a processos de recuperação da vegetaçãode uma área em particular (ECKERT *et al.* 2015). Regiões semiáridas, onde as altas temperaturas, os eventos de seca e as mudanças no regime pluvial são mais acentuadas, estão mais propícias a mudanças significativas em seus sistemas físicose biológicos (WEI *et al.* 2016). Neste sentido, o monitoramento de áreas tendenciadasa sofrerem impactos extremos em sua cobertura vegetal torna-se de fundamental importância para a identificação das causas responsáveis e para a solução dos problemas encontrados.

O sensoriamento remoto se apresenta como ferramenta fundamental para monitoramento dessas regiões, visto que sensores orbitais podem cobrir uma extensaárea da superfície com uma escala temporal satisfatória, permitindo a estimativa de parâmetros que só seriam obtidos em aplicações ambientais especificas em experimento de campo (SILVA *et al.* 2015). O sensor MODIS, encontrado a bordo dasplataformas Terra e Acqua, se apresenta como uma poderosa ferramenta para aplicações ambientais, visto que oferece uma ampla gama de produtos disponíveis em uma escala de tempo diária com cobertura global e resoluções espaciais a partir de 250 m. Assim, sua importância é fundamental para aplicações ambientais em grandes áreas do globo que não dispõem de informações de superfície suficientes, tais qual o nordeste brasileiro (NEB) (SANTOS *et al.* 2014).

O NEB apresenta uma predominância do clima semiárido na porção central da região, com temperaturas elevadas, chuvas irregulares e ocorrências de estiagens prolongadas, e algumas áreas de clima tropical na faixa litorânea, com a presença de

estações secas e chuvosas bem definidas, e de clima equatorial úmido na porção noroeste, com temperaturas elevadas e chuvas abundantes (Lucena e Stosic, 2013).A região semiárida foi delimitada com base em alguns critérios definidos pelo IBGE (Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística), tais quais: média pluviométrica anual inferior a 800 mm, índice de aridez de até 0,5 e risco de seca maior que 60% para osmunicípios situados na região (IBGE, 2005). A vegetação predominante é a caatinga,porém observa-se a presença de áreas com florestas tropicais e cerrado em algumasregiões, bem como áreas com grande influência antrópica. O último censo agropecuário realizado em 2006 apontou um aumento de 30% nas áreas de lavourasno NEB, principalmente em decorrência da substituição das áreas de vegetação natural por lavouras e pastagens (IBGE, 2006).

Mudanças na cobertura vegetal são uma das respostas dinâmicas mais dominantes observadas nos ecossistemas terrestres relacionados a mudanças climáticas (SILVA *et al.* 2018). O NDVI tem sido amplamente utilizado para avaliaçãoda cobertura vegetal em diversos estudos com intuito de analisar a dinâmica da vegetação e, consequentemente, permitir a identificação de padrões de mudanças ambientais (ALVES *et al.* 2014). Quando aliado à técnica de sensoriamento remoto, oNDVI se torna fundamental no manejo em escala regional, principalmente em áreas bastante heterogêneas tal qual o NEB (ARAÚJO *et al.* 2018).

Outra variável bastante susceptível a mudanças ambientais é o α, que está diretamente relacionado ao tipo de solo e cobertura vegetal. É um parâmetro chave para controle das trocas de energia nas interações superfície atmosfera que varia espacialmente de acordo com as condições de iluminação solar, com o ciclo vegetativo e com as atividades antrópicas (HE *et al.* 2012). Variações no albedo estãodiretamente relacionadas a perca de cobertura vegetal, podendo ter aplicação direta na identificação de áreas propícias à desertificação. Geralmente o aumento dessa variável está relacionado ao aumento das áreas desmatadas devido a presença de solo exposto. Contudo, observa-se o inverso em casos de recuperação da vegetaçãoe em épocas em que o solo se encontra mais úmido (MATOS *et al.* 2013).

A Ts obtida a partir da banda termal dos sensores orbitais pode ser aplicada em diversos estudos, tais quais detecção de queimadas e focos de incêndios e detecção de ilhas de calor. Quando associado ao NDVI e ao albedo permite avaliar o nível de preservação ou degradação de ecossistemas ambientais e o impacto em secas severas (ARAÚJO *et al.* 2012). Os sensores termais permitem a aquisição de

informações para monitoramento de grandes extensões a um baixo custo quando comparados a instrumentos convencionais. A associação de dados de Ts obtidos por sensoriamento remoto a informações climáticas e morfológicas permite quantificar a resposta da vegetação em relação ao solo e outros alvos da superfície com grande confiabilidade (FERNANDES *et al.* 2016).

2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

2.1 Barragens de água

Compreender o total de água superficial armazenada é extremamente necessário, visto que, quase 30% da população mundial vivem em regiões com escassez de água doce (IMMERZEEL *et al.* 2019) Irrigação de culturas agrícolas, humanos, animais e indústrias são os principais usuários da água doce que são armazenadas nos reservatórios (GLEICK, 2003, ROSEGRANT *et al.* 2009).

Muitas vezes é necessário o acúmulo de água para os mais diversos fins, entreeles: abastecimento humano, dessedentação de animais, uso agrícola, industrial, produção de energia elétrica, controle de cheias, entre outros. Desta forma, faz-se necessário construir uma barragem de forma a armazenar o volume de água pretendido. Segundo dados do Comitê Internacional de Barragens (ICOLD, 2016), aspequenas barragens representam cerca de 90% do total de barragens construídas. No Brasil, o percentual de pequenas barragens é de 72,56%, ou seja, aproximadamente 12.774 barragens cadastradas pelos diversos órgãos estaduais e federais de acordo com o relatório de segurança de barragens da ANA (2018).

Estima-se que a produção de alimentos poderia diminuir em até 60%, e a produção de grãos, como cereais poderiam diminuir até 20% sem as práticas de irrigação (SIEBERT; DOLL, 2010). Para complicar ainda mais a situação, cerca de 80% da água doce disponibilizada no mundo está ameaçada pelo aumento da demanda antrópica e pela degradação das condições ambientais (VÖRÖSMARTY *et al*. 2010). Assim, o entendimento por parte dos gestores municipais, estaduais e federais a respeito da capacidade total de armazenamento de água doce deve ser melhorado, de modo que, se concretize um uso de água que seja eficiente e sustentável ao longo do tempo.

No decorrer dos últimos anos, inúmeras barragens foram construídas no estadodo Pernambuco. Se destacando pelos seguintes fatos: tanto as de domínio público quanto os particulares foram construídas em épocas diferentes e de forma independente, com nenhuma ou pouquíssima integração entre os órgãos responsáveis pela sua construção; sendo a maioria delas, construída avaliando-se apenas as condições locais, isto é, não considerando que as barragens são interligadas hidrologicamente umas com as outras por meio do curso de água que foirepresado. Assim, vários desses reservatórios estão em condições inadequadas de operação; com a manutenção sendo feita de forma precária, podendo em casos extremos vir a se romper, causando prejuízos ambientais, econômicos e sociais às comunidades a jusante dos represamentos (MOURA *et al.* 2022).

2.2 Índices Espectrais e Temperatura da Superfície

Há uma diversidade de índices de vegetação, muitos altamentecorrelacionados, considerando a razão de bandas de forma muito similar, sendo funcionalmente redundante (SANTOS, 2018). Essas razões são dependentes de certas faixas espectrais, algumas vezes não medidas por certos sensores. Para seescolher o(s) sensor(es) que se quer analisar é importante considerar o ecossistemaque se quer trabalhar e o tipo de análise (expansão urbana, vegetação, solo, etc.). Além disso, sempre deve-se considerar as imagens disponíveis e custos associados.

Segundo Chang *et al.* (2017), uma combinação de diferentes índices que representam o estresse da vegetação, o déficit de água e o estado de umidade do solo podem descrever melhor a gravidade e as mudanças na degradação que cada índice isoladamente. A integração desses elementos possibilita obter um diagnóstico das diferentes categorias hierárquicas da vulnerabilidade dos ambientes naturais,frente aos diferentes estados de equilíbrio e desequilíbrio que o meio está submetido
(DIAS e SILVA, 2014).

Entende-se que um dos índices mais importantes para avaliar as condições deum ecossistema é a cobertura vegetal, e sua condição está indiretamente ligada a atividades antrópicas, agropecuárias, desmatamento e desertificação. (Wang et al., 2015). Porém, quantificar de forma efetiva as mudanças que ocorrem na vegetação durante um grande espaço de tempo é ainda um desafio para os estudos agrícolas eambientais. E uma forma que tem se mostrado eficiente para essa medição é o Índice

de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI), que é derivado da diferença entre a refletância relação na banda vermelha e na faixa do infravermelho próximo. (ZHENG *et al.* 2018).

Um índice espectral é o resultado de operações matemáticas entre valores numéricos de pixels das bandas de uma imagem. Existem os índices de vegetação que realçam o comportamento espectral da vegetação e se correlacionam com os parâmetros biofísicos da vegetação, como biomassa, Índice de Área Foliar (IAF) e percentagem de cobertura vegetal (HAIS et al. 2019) e Temperatura da Superfície. Para detecção de mudanças ambientais os índices NDVI e Albedo são recorrentes em estudos para detecção de corpos d'água, e foram os escolhidos para o desenvolvimento desta pesquisa.

Os Indicadores foram expressos por meio dos índices espectrais: NDVI, Albedoe Temperatura de superfície, obtidos através aplicação da modelagem de dados em imagens de séries temporais do satélite Landsat 8, processadas no QGIS e Google Earth Engine (GEE). Os produtos Landsat se destacam por sua ampla aplicação, principalmente quando associados à SIG e softwares de modelagem matemática, como o QGIS e o GEE, colaborando para a análise da superfície.

3 OBJETIVO

Este estudo objetiva avaliar as mudanças ocorridas no entorno da Barragem Barra doJuá por meio da análise espaço-temporal do NDVI, albedo e temperatura da superfícieobtidos por meio do sensor OLI e TIRS do satélite Landsat-8 no período de 2013 a 2021.

3.1 Objetivo Específicos

Para isso tem-se como objetivos específicos:

- Caracterizar o comportamento do NDVI, albedo e Temperatura da Superfície com as diferentes classes de uso do solo com base no ano de 2021;

- Relacionar o comportamento dos índices às características estruturais da no entorno da barragem Barra do Juá no período seco e chuvoso.

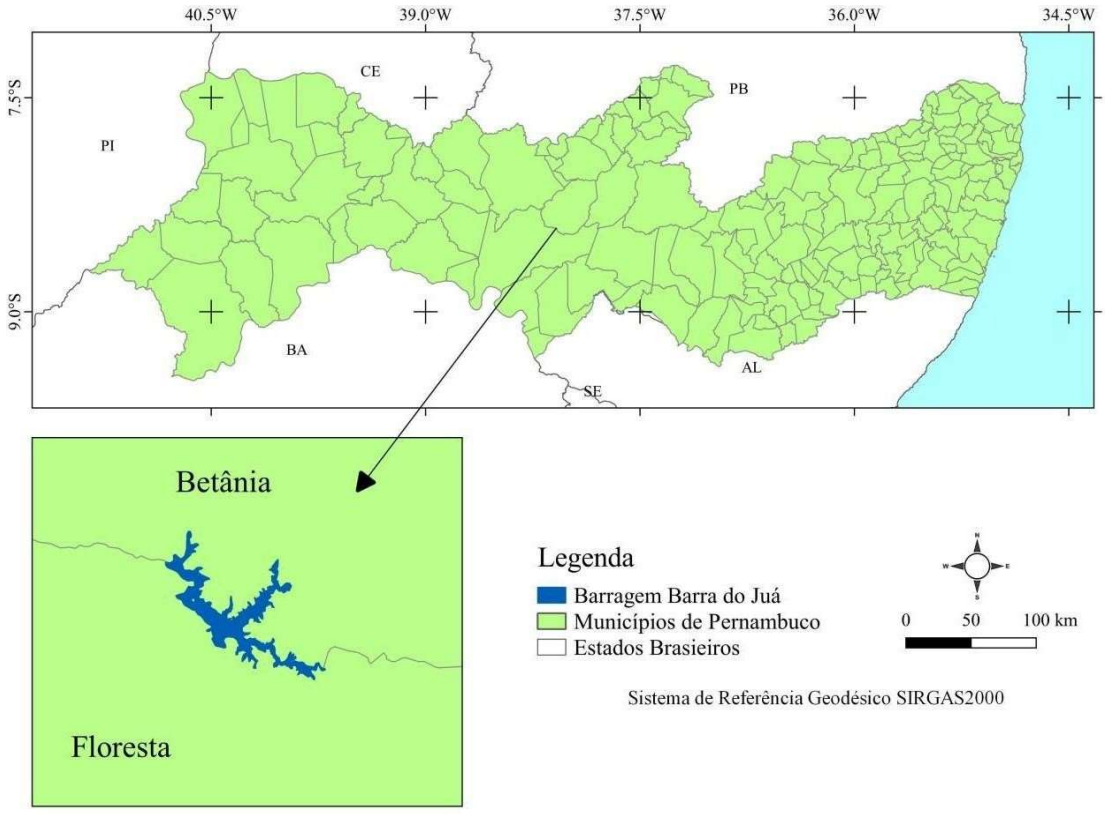
- Aplicar a rotina JavaScript no Google Earth Engine para a Análise de séries temporais

4 METODOLOGIA

4.1 Área de estudo

O açude Barra do Juá, localizado na zona rural do município de Floresta, em Pernambuco, foi construído em 1982 pelo Departamento de Obras Contra as Secas (DNOCS) tendo como finalidade inicial a irrigação de terras à montante e à jusante. O reservatório está inserido na bacia do Rio Pajeú, sendo a maior bacia do estado de Pernambuco, possuindo uma área de 16.685,63 km^2, correspondendo a 16,97% daárea do Estado. Sua capacidade de armazenamento é de 71.474.000 m^3, sua área dedrenagem é de 1.870 km^2 e possui evapotranspiração média de 450 Ls^{-1} (APAC, 2019).

Figura 1. Localização da área de estudo na Barragem Barra do Juá



(Fonte: Autora,2022)

A barragem não está prevista no projeto do eixo principal da Transposição do Rio São Francisco, mas é derivado desta por meio do reservatório de Muquém que, após concluídas as obras, será abastecida através de duas comportas com capacidade de liberação de 5 m^3s^{-1} cada, totalizando 10 m^3s^{-1}. As águas do reservatório de Muquém seguirão para Barra do Juá pelo Riacho da Vassoura por umpercurso de 18 km (ANA, 2005).

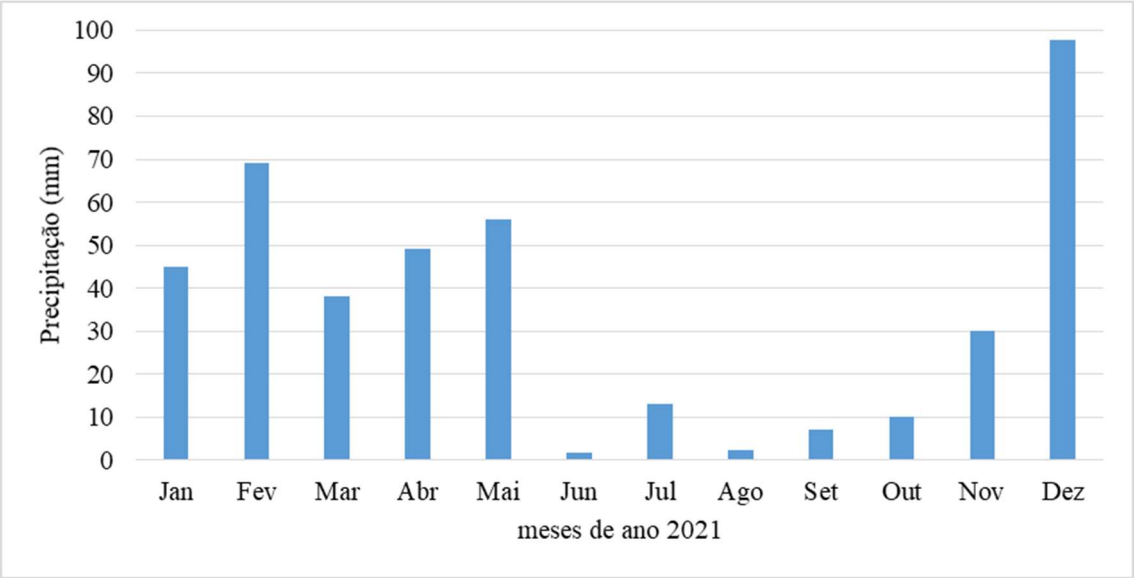
O aqueduto barrado pelo reservatório Barra do Juá é o Riacho do Navio. Segundo Ferraz (2004), o Riacho do Navio é o afluente mais importante do rio Pajeú e está localizado em sua margem esquerda, sua nascente está no município de Betânia-PE e possui, da jusante da barragem até a desembocadura, 70,45 km de extensão.

4.2 Materiais

4.2.1 Dados de precipitação

A Zona de Amortecimento da Barragem Barra do Juá possui 5 postos pluviométricos com dados disponibilizados no Sistema de Informações Hidrológicas HidroWeb, da Agência Nacional de Águas. Para esse estudo, foram selecionados os postos que apresentassem no mínimo 12 meses de acompanhamento das precipitações diárias e com dados consistentes, seguindo o critério sugerido por ANA (2018). Apenas 3 postos pluviométricos atenderam ao critério e, portanto, adotados nesse estudo. Os dados de precipitação foram mostradas na figura 2. Foi constituída, para cada posto, uma amostra formada pela maior precipitação diária de cada ano, obtendo-se, assim, para cada posto, uma amostra com, pelo menos, 3 elementos.

Figura 2 – Regime de precipitação no entorno da Barragem Barra do Juá no ano de 2021



Fonte: Autor(a)

Observa-se que os primeiros meses do ano é marcado por altos índices de precipitação, todos concentrados acima dos 30 mm. A partir do segundo semestre é registrado por baixo volume de chuvas, chegando a valores próximos a estiagem total(0 mm) porém a partir do mês de novembro foi registrada um aumento significativo dovolume de chuvas.

4.2.2 Landsat-8 Nivel-2

Os produtos Landsat Level-2 são derivados dos produtos Level-1 correspondentes, com correções adicionais aplicadas para remover esses efeitos atmosféricos de variação temporal, espacial e espectral. Os valores de pixel do produto de Nível 2 fornecem então estimativas da refletância da superfície do alvo conforme medida in-situ, na ausência de dispersão atmosférica ou efeitos de absorção. Para derivar o produto de Nível 2, os dados de Nível 1 devem atender aosseguintes critérios: (a) o ângulo do zênite solar durante a aquisição da imagem deve ser menor que 76°; e (b) as entradas de dados auxiliares necessárias para gerar um produto cientificamente viável devem estar prontamente disponíveis (USGS, 2017).

Os produtos de dados de Nível 2 usados neste estudo foram gerados pelo sistema de processamento sob demanda USGS Earth Resources Observation and Science (EROS). A USGS EROS Science Processing Architecture (ESPA) sob demanda corrige imagens de satélite para efeitos atmosféricos para criar produtos dedados de Nível 2 a partir de dados de Nível 1. Os produtos de dados de refletância de

superfície Landsat-8 OLI e Landsat-7 ETM+ Level-2 são gerados, respectivamente, usando o Land surface reflectance Code (LaSRC) e os algoritmos Landsat Ecosystem Disturbance Adaptive Processing System (LEDAPS). Os algoritmos de refletância de superfície LEDAPS e LaSRC corrigem os efeitos de dispersão e absorção temporal, espacial e espectral de gases atmosféricos e aerossóis, o que é essencial para derivaros valores de refletância da superfície da Terra (ZANTER, 2019).

O LEDAPS foi desenvolvido anteriormente através de uma concessão da Administração Nacional de Aeronáutica e Espaço (NASA) Making Earth System Data Records for Use in Research Environments (MEaSUREs) pela NASA Goddard SpaceFlight Center (GSFC) e pela Universidade de Maryland (MASEK *et al.* 2006). Em 2010,o USGS incorporou os algoritmos LEDAPS em uma capacidade operacional inicial para gerar e distribuir produtos de dados de refletância de superfície Landsat atmosféricos ajustados. O algoritmo LEDAPS aplica rotinas de correção atmosférica do satélite TERRA a bordo do sensor MODIS. Em resumo, o processamento envolvea conversão dos dados ETM+ Nível-1 em refletância TOA, então a aplicação da Segunda Simulação de um Sinal de Satélite no código de transferência radiativa do Espectro Solar (6S) para gerar a refletância BOA (JING *et al.* 2019).

O código LEDAPS de correção atmosférica depende fortemente de entradas de fontes de dados auxiliares independentes para pressão, temperatura, vapor de água, ozônio e topografia e usa uma abordagem de vegetação escura densa (DDV) dependente de cena para recuperação de aerossóis (CZAPLA-MYERS *et al.* 2015). Para LEDAPS, dados auxiliares são coletados de outras observações baseadas em satélite ou agregação de dados terrestres e de satélite. Por exemplo, as informações de vapor d'água e quantidade de ozônio são derivadas, respectivamente, do NCEP (National Centers for Environmental Prediction) e do TOMS (Total Ozone Mapping Spectrometer). Uma das limitações do LEDAPS é a recuperação de aerossóis, uma vez que algumas cenas careciam de DDV para a estimativa ideal de aerossóis. Comomencionado anteriormente, o aerossol é um dos principais parâmetros atmosféricos para realizar a correção atmosférica (HELDER *et al.* 2012).

O algoritmo LaSRC também foi desenvolvido pela NASA e GSFC. O código de correção do LaSRC depende da inversão da equação relativa no caso lambertiano, que explica um acoplamento simplificado de absorção por gases atmosféricos e espalhamento por moléculas e aerossóis como implementado no código 6S (VERMOTE *et al.* 2018). Rotinas de correção atmosférica são então aplicadas aos

dados de refletância Landsat-8 Level-1 TOA, usando dados de entrada auxiliares. Para o LaSRC, dados de entrada auxiliares, como vapor de água, ozônio e profundidade óptica do aerossol, são assimilados das observações do TERRA e do AQUA MODIS. Interpolações espaciais e temporais são realizadas para reamostrar as entradas de dados auxiliares para corresponder à área alvo fotografada durante oviaduto Landsat. A imagem resultante é entregue como o produto de refletância de superfície Landsat-8 Level-2. Detalhes adicionais sobre os algoritmos LaSRC e os produtos de dados de refletância de superfície Landsat-8 podem ser encontrados no Land Surface Reflectance Product Guide (PINTO *et al.* 2015).

4.3. Métodos

4.3.1 NDVI

O Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI) é um indicador do estado de crescimento e cobertura da vegetação obtido pela aplicação dos processosde realce por operações matemáticas onde é invertido pela razão da refletância do infravermelho próximo (NIR) e do vermelho (R) como na Eq. (1) entre bandas de sensores imageadores (HUETE,1994).

$$NDVI = \frac{NIR - R}{NIR + R} \quad (1)$$

Este índice define valores de -1,0 a 1,0, representando basicamente verdes, onde valores negativos são formados principalmente por nuvens, água e neve, e valores próximos a zero são formados principalmente por rochas e solo nu. Valores muito pequenos (0,1 ou menores) da função NDVI correspondem a áreas vazias de rochas, areia ou neve. Valores moderados (de 0,2 a 0,3) representam arbustos e prados, enquanto valores altos (de 0,6 a 0,8) indicam florestas temperadas e tropicais(BARBADO *et al.* 2006).

4.3.2 Albedo

A etapa final diz respeito à estimativa do albedo de banda larga (α), ou seja, oalbedo integrado ao longo de todo o espectro solar. Em nosso modelo, utilizamos o algoritmo de albedo de Liang *et al.* (2001), que considera as bandas 2, 4, 5, 6 e 7 do sensor Landsat 8 OLI, como sugerido também por Naegeli *et al.* (2017). O algoritmo é:

$$\alpha = 0.356\alpha_2 + 0.130\alpha_4 + 0.373\alpha_5 + 0.085\alpha_6 + 0.072\alpha_7 - 0.0018 \quad (2)$$

Onde α x é a refletância específica de cada banda (e x o número da banda). A principal vantagem deste algoritmo é que ele considera a contribuição de uma faixa mais ampla do espectro do que os outros, permitindo capturar as mudanças de albedodevido a mudanças no tamanho do grão, que têm um impacto particularmente grande nos comprimentos de onda do infravermelho próximo e do infravermelho de ondas curtas (TRAVERSA *et al.* 2021).

4.3.2 Temperatura da Superfície (TS)

A Conversão de radiância em temperatura de brilho acontece d epois que os números digitais (DNs) são convertidos em reflexão, a radiância espectral da banda térmica deve ser convertida em temperatura de brilho (TS). Isso geralmente é feito usando as constantes térmicas fornecidas no arquivo de metadados (HASHIM, 2022). A seguinte equação é usada no algoritmo da ferramenta para converter a refletância em TS :

$$TS = \frac{K_2}{\ln[(\frac{K_1}{L\lambda}) + 1]} - 273.15 \quad (1)$$

Onde K1 e K2 são conversões térmicas específicas de banda constantes dos metadados. No entanto, este resultado deve ser convertido para Celsius. A temperatura radiante é revisada adicionando zero absoluto (aprox. -273,15 °C).

4.4 Análises de Estatística Descritiva

4.1.1 Análise por Séries Temporais

As imagens de satélite da série temporal estão sendo utilizadas de várias maneiras para monitorar a terra, a água e os ambientes atmosféricos e determinar suas interações com as atividades humanas e as mudanças climáticas (GUO *et al.*2021). Com a disponibilidade de uma ampla gama de conjuntos de dados de satélite, a frequência e a duração das análises de séries temporais estão sendo expandidas para investigar o progresso e os fatores de mudança. Mais aplicações sãoesperadas no futuro para o uso de fusão de dados de múltiplos sensores adquiridos com vários detalhes espaço-temporais (ARAB *et al.* 2021; XU *et al.* 2019). Nas últimasdécadas, o sensoriamento remoto por satélite testemunhou uma mudança de paradigma na forma como os dados de vários sensores são processados, arquivados, integrados e aplicados na compreensão das mudanças na terra, na água e no ar (LU*et al.* 2013).

As principais razões que impulsionam esse crescimento explosivo no uso de conjuntos de dados de sensoriamento remoto de séries temporais incluem seu acesso público e gratuito, produtos padronizados e crescimento no poder de computação. Portanto, é essencial que forneçamos insights mais profundos sobre essa direção em rápido desenvolvimento (AYELE et al.2018; RUßWURM e KÖRNER, 2020). Com este objetivo, a análise de série temporal empregada para determinar a variação temporalde 2013 a 2021 dos índices NDVI, temperatura da Superfície e Albedo na área de estudo, através do filtro de média para dados temporais no Google Earth Engine.

4.4.2 Análise de estatística descritiva por classe de cobertura do solo do Projeto Mapbiomas para o ano de 2021

Conjuntos vetoriais de treinamento foram coletados a partir de imagens Landsat-8 de 2021. Por meio da técnica de geprocessamento “Estatística Zonal” foi realizado uma comparação entre os dados raster dos índices NDVI, TS e Albedo comos mapas de cobertura do solo do Mapbiomas, obtendo-se valores de média e desviopadrão para cada classe no período seco e chuvoso.

O Projeto de Mapeamento Anual da Cobertura e Uso do Solo do Brasil(MapBiomas) é uma iniciativa de monitoramento aberto e colaborativo, criada em 2015, para preencher essa lacuna. É um projeto multi-institucional, envolvendo universidades, ONGs e empresas de tecnologia, que promove o mapeamento anual

de cobertura e uso da terra do Brasil nas últimas três décadas. A iniciativa já está na quarta coleção de mapas anuais de uso e cobertura da terra para todo o país, de 1985a 2018. A estratégia de mapeamento inclui o uso dos mais avançados métodos de processamento, tecnologia e big data disponíveis (série temporal Landsat), fornecidospelo Google Earth Engine.

Todos os dados e mapas são disponibilizados de forma aberta e gratuita (disponível em: www.mapbiomas.org). A iniciativa está sendo replicada porinstituições locais para outros países da América do Sul, como nas regiões do Chaco (http://chaco.mapbiomas.org/) e da Pan-Amazônia (http://amazonia.mapbiomas.org/), e mais recentemente na Indonésia.A plataforma MapBiomas disponibiliza os mapas anuais de cobertura e uso da terra de 1985 a 2021, permitindo a visualização e consulta por categorias como: para o Brasil (Fig. 2), biomas, estados, municípios, regiões e bacias hidrográficas, unidades de conservação e terras indígenas. Todas asinformações são disponibilizadas através de mapas e estatísticas que podem ser baixadas em Geotiff e Excel, respectivamente.Além disso, também disponibilizainformações das transições de cobertura e uso da terra e estatísticas associadas.

4.5 REGRESSÃO LINEAR

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 associaçãoentre Y e a variável independente X (PESTANA e VELOSA, 2022: REIS, 2017). O R²exibe 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 umajuste fraco ocasiona um valor de R² próximo de zero (PESTANA e VELOSA, 2010: REIS, 2017). O coeficiente múltiplo de determinação de R² é uma medida de aderênciada 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 e VELOSA, 2010: REIS, 2017).

5 RESULTADOS

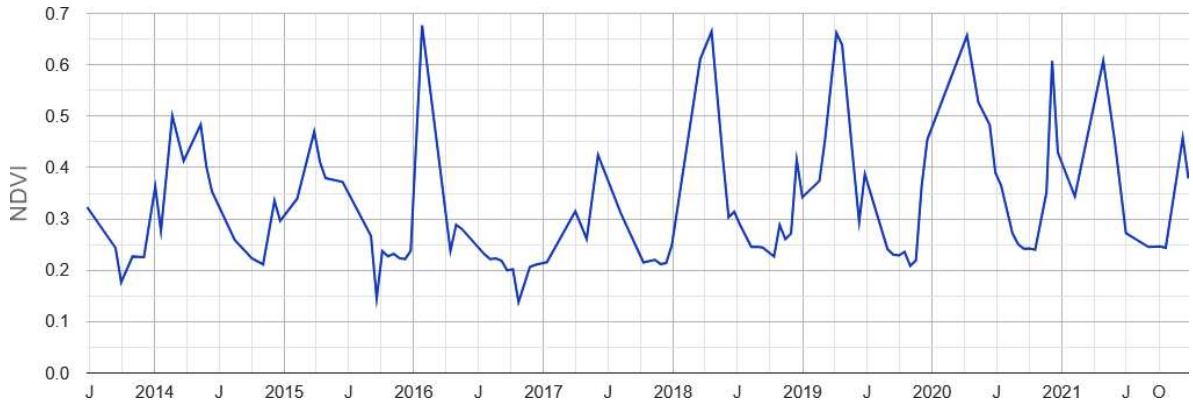
5.1 Análise de series temporais NDVI, TS e Albedo

Nesta seção é abordada uma análise de série temporal dos índices NDVI, albeoe temperatura da Superfície (TS) no entorno da Barragem poço da Cruz, baseado nu composto de cenas Landsat-8 de 2013 a 2021 implementado Google Earth Engine.

5.1.1 Série temporal NDVI

A Figura 2 mostra a serie temporal do NDVI no entorno da Barragem Barra do Juános anos de 2013 a 2021.

Figura 2 – Série temporal do NDVI na área de estudo de 2013 a 2021.



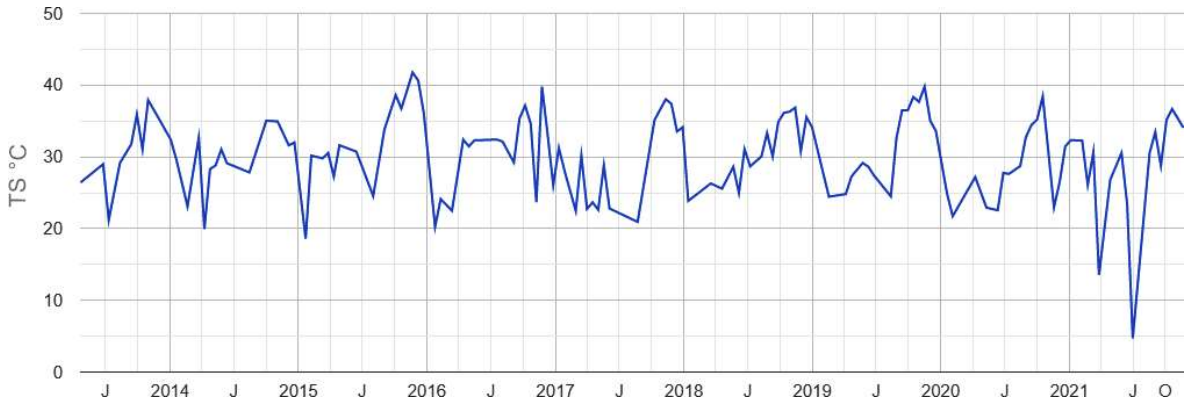
Fonte: (Autora,2022)

Observa-se no gráfico de NDVI (Fig.2) que em 2013 a 2015 houve um comportamento sazonal com menores valores concentrados no segundo semestre de cada ano. Já em 2016, houve um pico significativo, indicando o ponto de máximo da série histórica (0,68) embora tenha apresentado uma queda brusca nos últimos meses e no início de 2017. De 2018 a meados de 2021 apresentou um comportamento sazonal e bastante polarizado com valores altos no início dos anos e baixo nos meses finais, embora em 2021 tenha apresentado um comportamento incomum em relação a todos os anos com vários picos, com picos importantes interanuais.

5.1.2 Série temporal Temperatura da Superfície

A Figura 3 mostra a serie temporal da Temperatura da Superfície (TS) no entorno da Barragem Barra do Juá nos anos de 2013 a 2021.

Figura 3 – Série temporal da Temperatura da Superfície na área de estudo de 2013 a 2021.



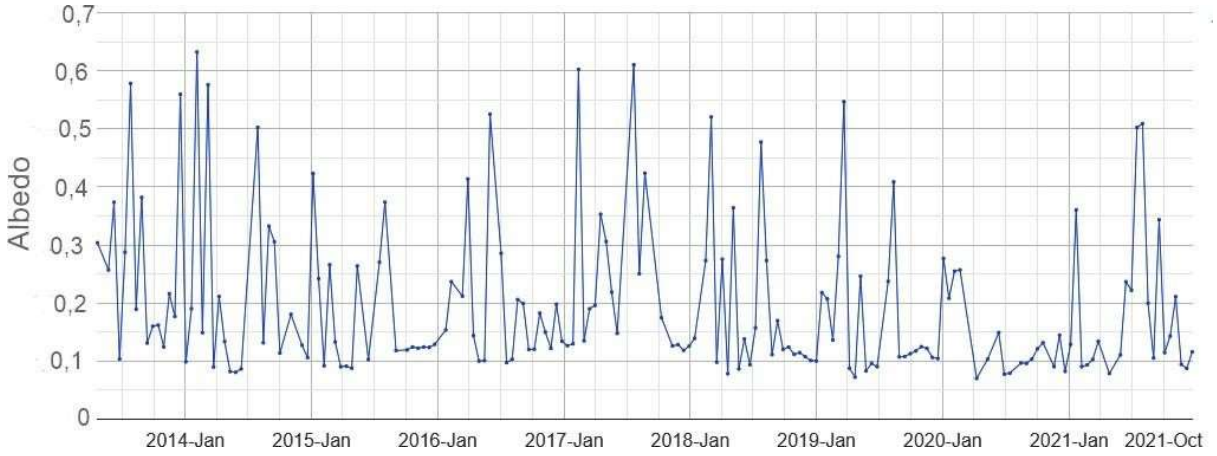
Fonte: (Autora,2022)

De 2013 a 2021 os valores de TS se concentraram aproximadamente entre 20-40°C de forma sazonal com menores valores nos meses iniciais e maiores nos mesesfinais. Assim como no NDVI, em 2021 houve vários picos inferiores interanuais, concentrados aproximadamente abaixo de 30°C com destaque para o mês de junho (4,71°C). Este comportamento pode estar relacionado a ausência de imagens sem nuvens neste período. O valor máximo foi encontrado em novembro de 2015 marcando (41,75°C).

5.1.3 Série temporal do Albedo

A Figura 4 mostra a serie temporal do Albedo no entorno da Barragem Barra do Juános anos de 2013 a 2021.

Figura 4 – Série temporal do Albedo na área de estudo de 2013 a 2021.



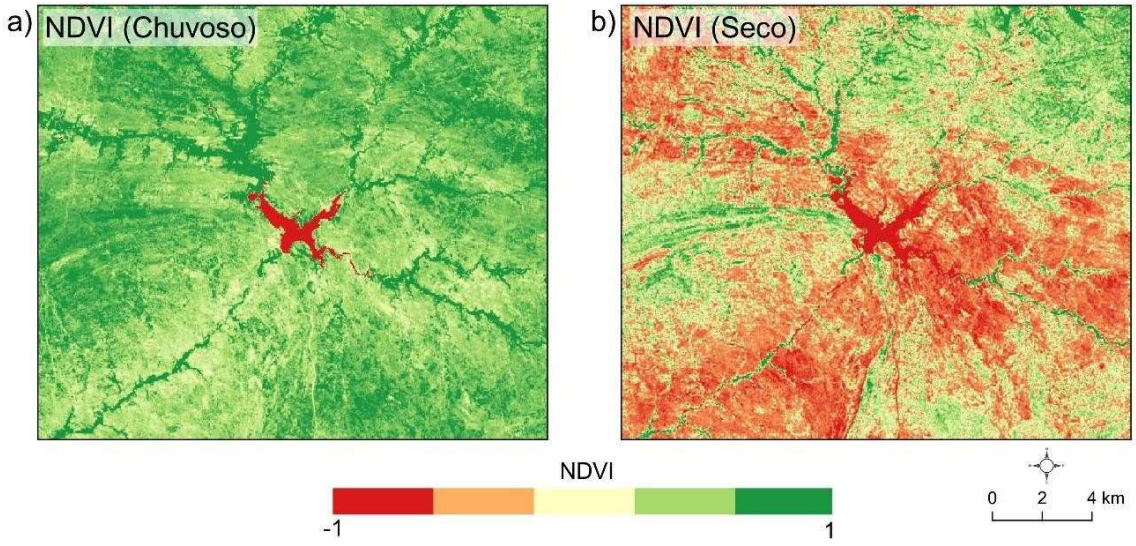
Fonte: (Autora,2022)

Observa-se que o albedo foi bastante sensível na área de estudo de 2013 a 2021.Porém apresentou um comportamento sazonal com picos interanuais sem um padrão especifico. O ano de 2020 mostrou-se bastante incomum, com baixos valores indicado para todos os meses do ano enquanto 2014 apresentou uma variação inconstante no início do ano, com destaque para o valor máximo da série histórica (0,63) e em alguns meses, marcando valores próximos a 0, podendo também ser vistoem alguns anos (figura 4).

5.2 Análise dos índices NDVI, TS e Albedo para ano de 2021

A figura 5 mostra a distribuição espacial dos pixels de NDVI no entorno da Barragem Barra do Juá no período chuvoso e seco.

Figura 5 – Mapa do NDVI no entorno na área de estudo no ano de 2021 no período a) Chuvoso e b) Seco.



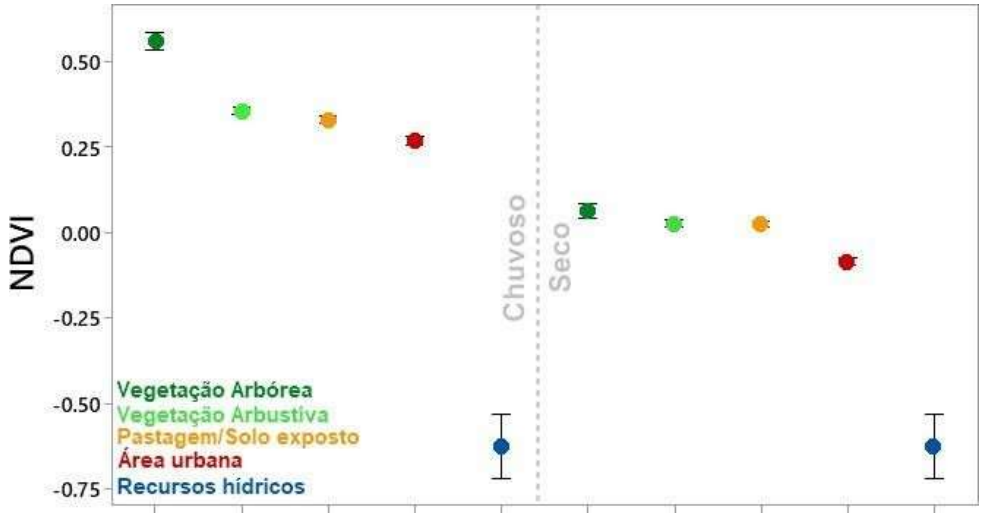
Fonte: A autora (2022).

Os mapas de NDVI visualmente apresentou uma variação espacial significativa, mostrando alta sensibilidade entre as estações, embora o corpo hídrico da barragem, como esperado, estabilidade de pixels negativos.

O período chuvoso apresentou um valor médio de 0,33 e o período seco de - 0.001, o que indica que o NDVI se comporta proporcionalmente com período de chuvas no semiárido. Ou seja, quanto maior a quantidade de precipitação, maior NDVI, consequentemente quanto menor precipitação, menor o NDVI. Este comportamento evidenciasse-se nos valores de desvio padrão, onde o NDVI na estiagem apresentou alta heterogeneidade com desvio padrão de 0,15 (maior que a média) e no NDVI no período chuvoso com 0,08.

Além disso, para NDVI acima de 0,1 houve no período chuvoso uma predominância de 99% da área enquanto no período seco foi de 6,4%. Ou seja, houvealta redução nos componentes arbóreos no entorno da barragem diante das diferentes estações meteorológicas.

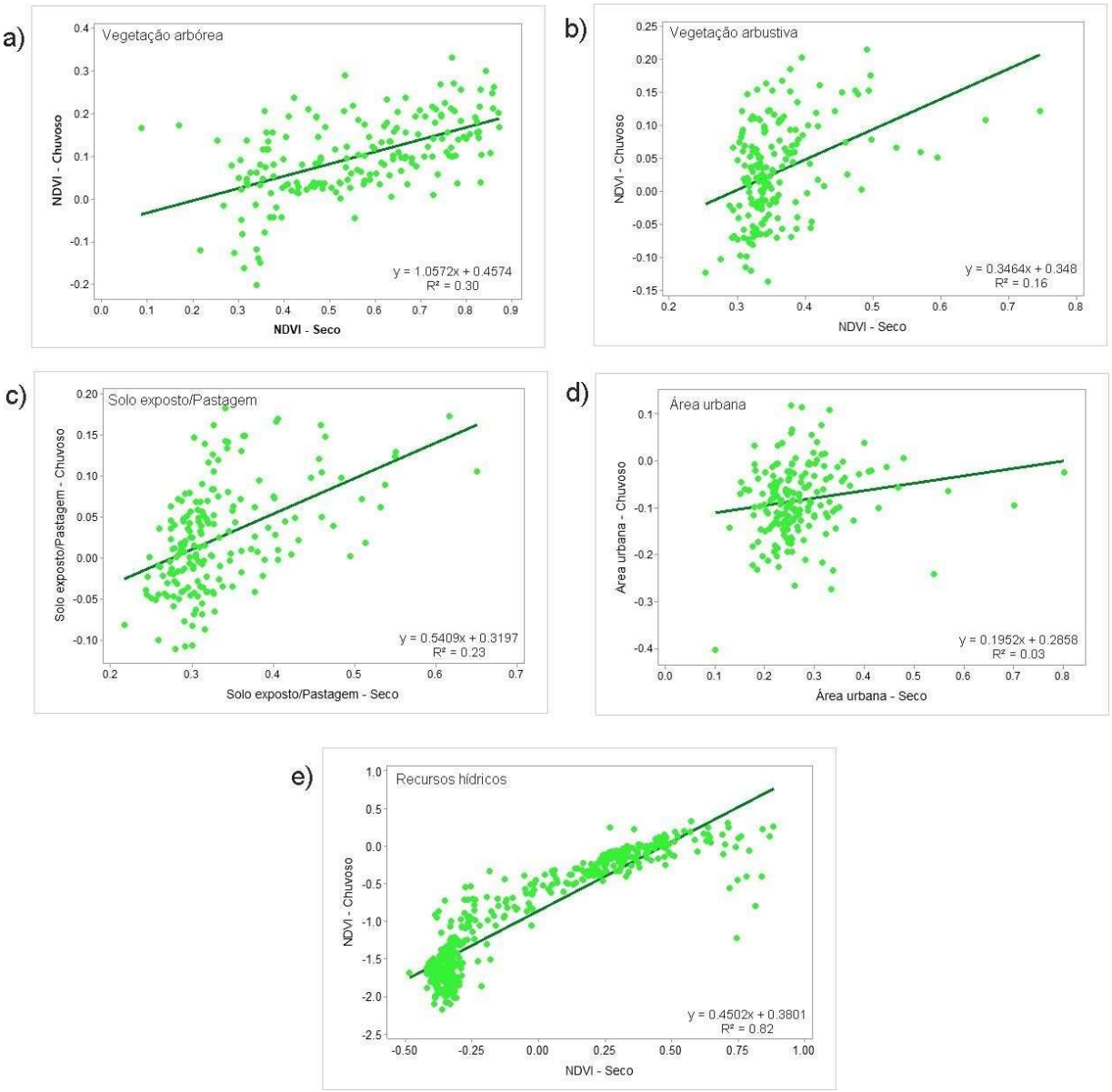
Figura 6 – NDVI médio para cada classe de uso do solo na área de estudo no ano de 2021 noperíodo chuvoso e seco.



Fonte: A autora (ano).

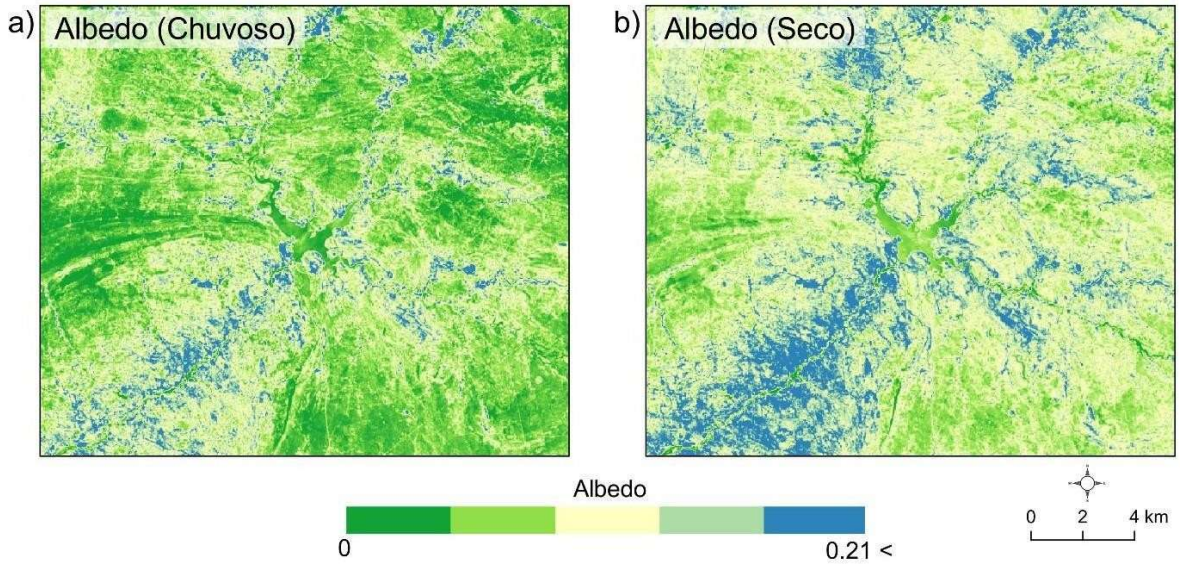
A classe de vegetação arbórea apresentou alta estimativa de NDVI em relaçãoao período seco, com uma amplitude média 0,5 indicando uma diminuição percentualde 44%. O mesmo foi comportamento encontrado para vegetação arbustiva, no período chuvoso o NDVI médio de 0,35 e no seco foi de 0,02, registrando uma amplitude média 0,32. A classe de solo exposto/pastagem apresentou um padrão semelhante aos valores encontrados na vegetação arbustiva, com amplitude média de 0,3. A classe de área urbana mostrou-se sensível aos valores de NDVI, pois do período chuvoso ao seco, houve uma diminuição de 57% com destaque para o período seco registrando uma NDVI próximo ao zero. Já classes de recursos hídricos,não apresentaram variações significativas nos valores de NDVI com padrão constantede pixels negativos para ambos os períodos.

Figura 7 – Regressão linear entre o NDVI chuvoso e seco na área de estudo para cada classe de uso do solo.



Para as relações entre o NDVI chuvoso e seco, o melhor desempenho, como esperado foi para a classe de Recursos hídricos com R^2 = 0,62, uma vez que esta classe não há presença de vegetação e não fortemente é afetada pelas alterações espaço temporais para este índice. A classe de Área urbana sofreu fortes alterações de NDVI seco e chuvoso com R^2 próximo a zero. As variações de NDVI também foram sensíveis para a classe de Solo exposto/Pastagem e vegetação arbustiva embora a classe de vegetação arbórea tenha apresentado um R^2 um pouco maior.

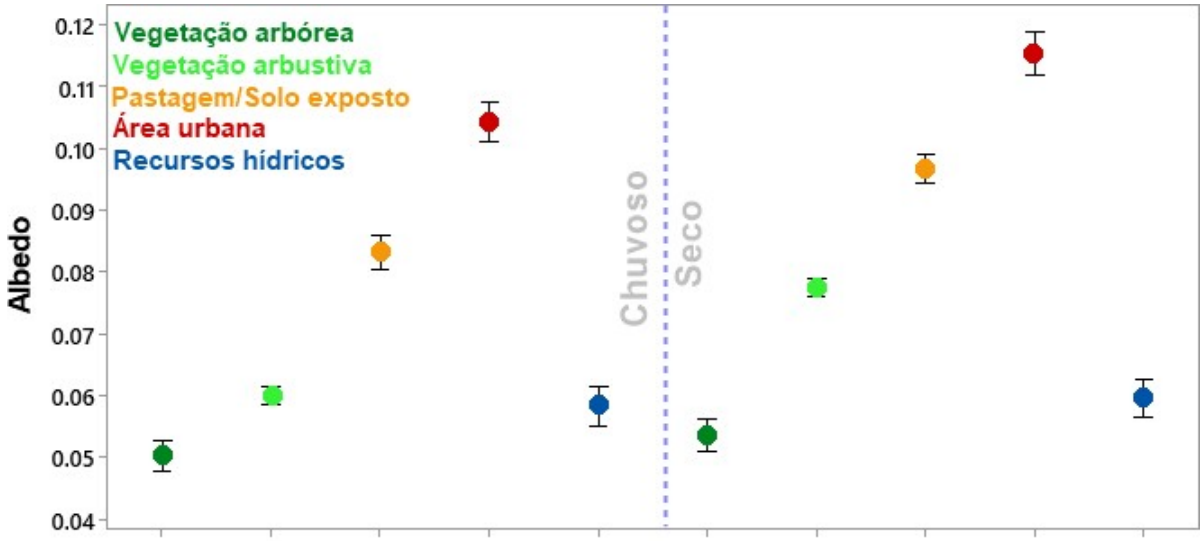
Figura 8 – Mapa do Albedo no entorno na área de estudo no ano de 2021 no período a) Chuvoso e b) Seco.



Fonte: A autora (ano).

Observa-se nos mapas de distribuição espacial do albedo, que as maiores estimativas foram encontradas no período seco com valor médio de 0,08 enquanto no período chuvoso foi de 0,06. Apesar disso, ambas as estimativas matriciais de albedo mostraram a mesma estabilidade espacial com desvio padrão de 0,019. O albedo no período chuvoso, 6% dos pixels obtiveram valores acima de 0.1 enquanto no períodoseco foi de 14,5%, indicando uma maior concentração de refletividade dos alvos no período de estiagem.

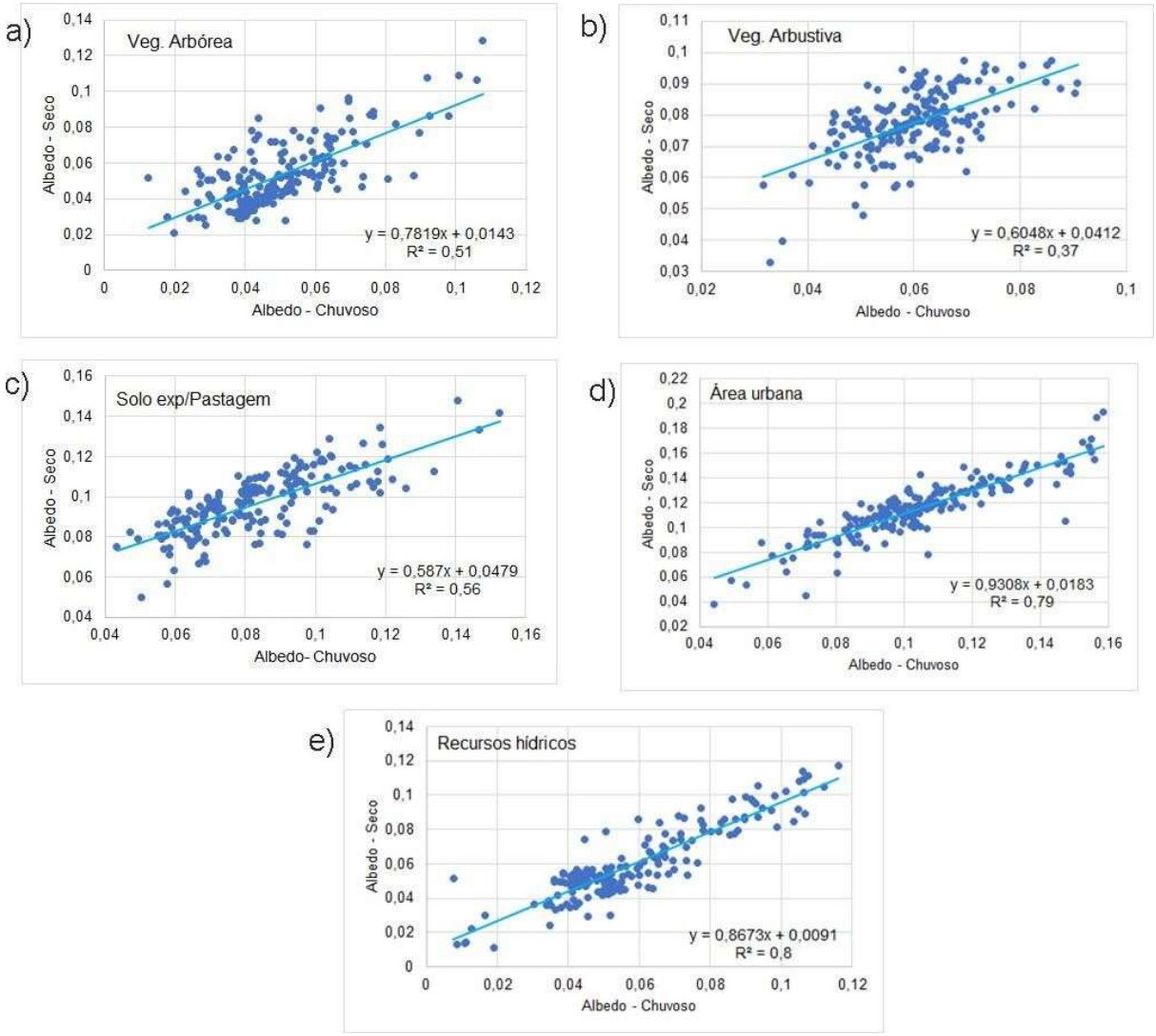
Figura 9 – Albedo médio para cada classe de uso do solo na área de estudo no ano de 2021 noperíodo chuvoso e seco.



Fonte: A autora (ano).

As classes de vegetação arbórea e arbustiva não apresentaram variações importantes entre o período chuvoso e seco com amplitudes entre 0,03 e 0,01 respectivamente. Já a classe de Solo exposto/pastagem mostrou-se com maior sensibilidade em relação as classes de vegetação, com um aumento de 76% do coeficiente de albedo, do período chuvoso ao seco. Enquanto a classe de área urbana apresentou média de 0,1 no período chuvoso de 0,12 no período seco. Assim como oNDVI, a estimativa de albedo no espelho da água da barragem mostrou-se constantemarcado uma estimativa de 0,06 em ambos as estações meteorológicas.

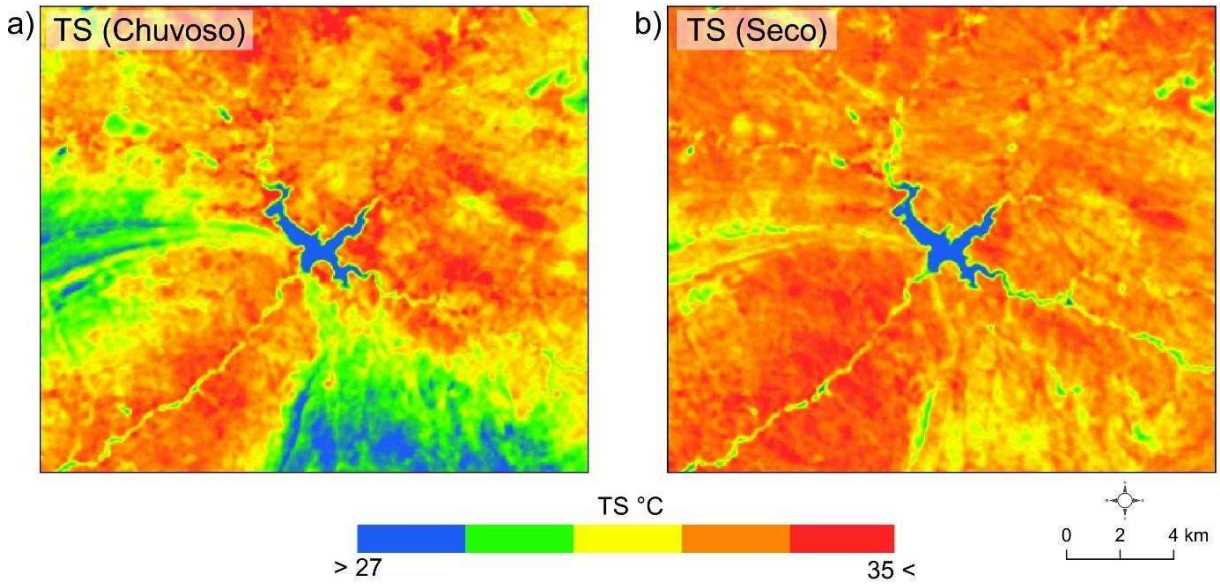
Figura 10 – Regressão linear entre o Albedo chuvoso e seco na área de estudo para cada classe de uso do solo.



A classe de vegetação arbórea e solo exposto apresentaram alterações moderadas com R^2 variando entre 0,5 ~0,56. A classe de vegetação arbustiva

mostrou-se mais sensível as alterações espaço-temporais de albedo com o menor R²entre as classes. Classes mais estáveis como Área urbana e Recursos hídricos apresentam alta concordância, mostrando que essas classes são menos vulneráveisas alterações de albedo.

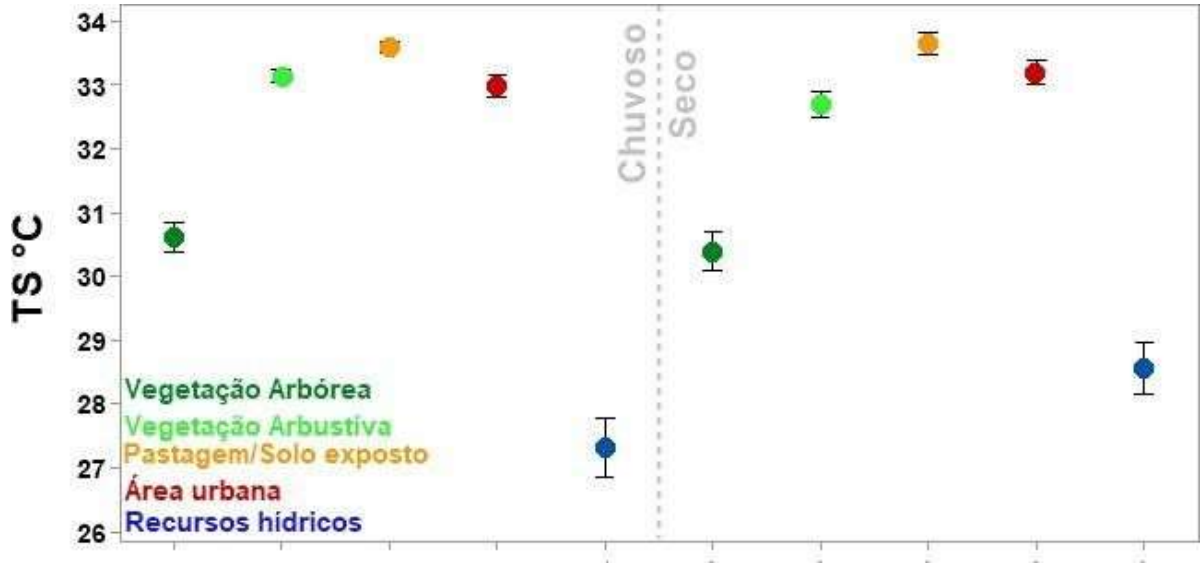
Figura 11 – Mapa da Temperatura da Superfície no entorno na área de estudo no ano de 2021 no período a) chuvoso e b) Seco.



Fonte: Autora (2022).

Visualmente os mapas de temperatura da superfície no setor norte e no corpo hídrico da barragem não apresentaram diferenças significativas, o que pode ser constatado pelos valores médios semelhantes entre os mapas ($mTS_{chuvoso}$= 31,5 °C; mTS_{seco}= 32,7 °C) embora tenha desvio padrão diferentes ($sdTS_{chuvoso}$= 1,83°C; $sdTS_{seco}$= 1.27°C). As maiores variações foram vistas no setor leste e sul do mapa deTS no período chuvoso, marcado por baixos valores de temperatura, que pode estar relacionado a alta presença de vegetação nativa numa altitude de aproximadamente
80 m acima do nível da barragem. No período chuvoso, cerca de 301,7 Km² apresentaram Ts acima de 30°C enquanto no período seco foi de 355,6 Km², ou seja,a elevação da temperatura da superfície aumentou espacialmente 17% do período chuvoso ao seco.

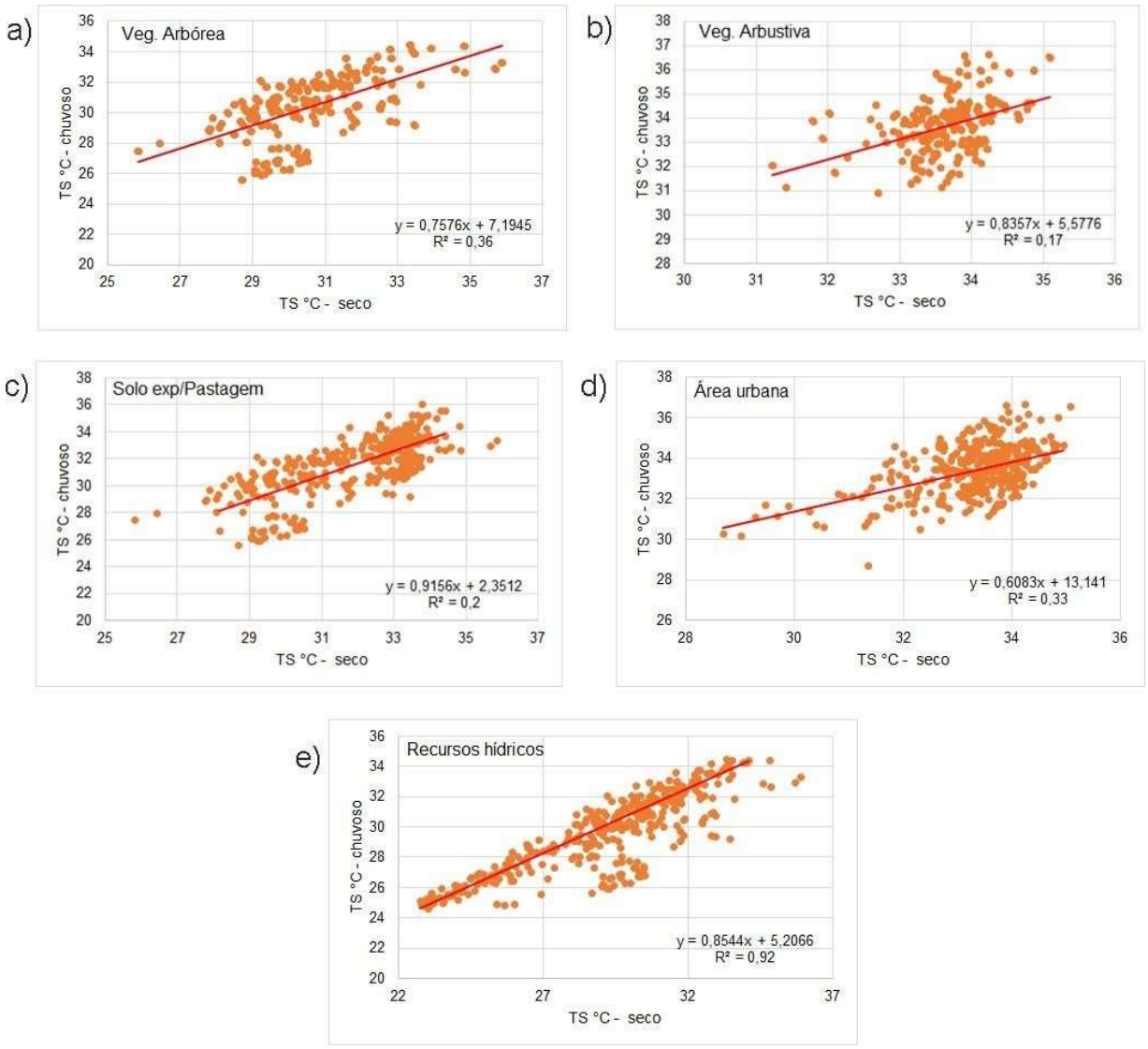
Figura 12 – TS médio para cada classe de uso do solo na área de estudo no ano de 2021 no período chuvoso e seco.



Fonte: A autora (ano).

A temperatura da superfície no geral, não mostrou sensibilidade entre as classes de uso do solo mostrando-se sem variações importantes entre as classes. Asclasses de presença de vegetação, solo exposto/pastagem e recursos hídricos variaram em apenas 0,5~1°C, assim como a classe de área urbana com variação de 2°C.

Figura13 – Regressão linear entre a TS chuvoso e seco na área de estudo para cada classe de usodo solo.



No geral, na estatística, os gráficos de regressão apresentam baixas relações entre a temperatura da superfície no período seco e chuvoso, exceto para a classe deRecursos hídricos. Baixos valores de R² em extremo, foi visto para as classes de vegetação arbistiva e solo exposto, o que já era esperado, pois espectralmente no semiarido, essas classes formam um mosaico bastante semelhante entre as diferentes variações pluviométricas da região, apresentando uma alta sensibilidade de detecção, obtida por sensores remotos orbitais (GUO *et al.* 2021). As classes de vegetação arbustiva e área urbana, apesar de serem classes ligeiramente distintas apresentaram R² semelhante

No geral, os índices NDVI, albedo e temperatura da superfície apresentaram um comportamento sazonal nas análises de ´series temporais, onde no período chuvoso foi marcado por baixo albedo, temperatura da superfície e aumento da estimativa de NDVI, enquanto no período seco, houve aumento dos valores de Albedo, temperatura da superfície e diminuição do NDVI.

Dessa forma, foi possível observar uma tendência de decréscimo nos valores de NDVI que vão da estação chuvosa, no início do ano, à estação seca, no final, na qual, na região, são registrados os menores valores de precipitação. Isso é justificadoem função da Caatinga não manter um regime de chuvas regulares, no qual é naturalse tratando das condições climáticas dessas regiões. Santos et al. (2017) afirmam quea irregularidade de chuvas da Caatinga interfere na produção da biomassa nessas áreas, apresentando grandes variações, tanto espacial como sazonal.

Para o albedo, a análise da série temporal confirmou a expectativa de que o albedo apresenta maiores valores médios ao longo do período nas estações seca mostrando a influência da precipitação nos valores de albedo (Figura 4). Já nas diferentes coberturas do solo, há pouca variação nos valores médios de albedo entresuas estações seca e chuvosa (Figura 9). Na Caatinga, essa diferença entre as estações seca e chuvosa é pequena o suficiente, a ponto de permitir que, dados alguns fatores, os valores médios de albedo na estação seca sejam menores do que na estação chuvosa, ao contrário do que outras pesquisas mostram (SOUZA *et al.* 2021). Fatores como precipitação atípica, seja no espaçamento dos períodos chuvosos, no volume acumulado, ou no momento em que ocorre a precipitação; o escurecimento do caule de parte da vegetação devido ao período seco; e a coberturade nuvens nos períodos de maior influência da elevação solar são fatores que nos ajudam a entender esse comportamento do albedo médio na área de estudo.

Os menores valores de temperatura da superfície foram encontrados principalmente sobre as áreas de solo exposto e área urbana (Figura 12) , que se justificam por serem elementos de alta dinâmica de energia solar, tanto por emissão quanto por reflexão devido serem anos climaticamente secos para a região (SANTOS *et al.* 2017). Arraes (2010) identificaram as maiores temperaturas da superfície sobre área antrópica, assim, destacaram uma menor existência de energia disponível a ser repartida no processo da evapotranspiração,

aquecimento do ar e aquecimento do solo no entorno de Barragem. Como possíveis causas da estabilização da temperatura mostrada na figura 12, temos a expansão dasáreas de solo exposto nessa parte do semi-arido pernambucano, através da retirada da vegetação pelo extrativismo e queimadas, estabelecendo-se a desertificação, conforme destacam Cruz Neto *et al.* (2021) e, em menor nível, mas também importante, os efeitos das secas em espécies mais exigentes em água, em uma paisagem em grande parte antropizada que as deixa ainda mais fragilizadas na ocorrência de estiagens acentuadas. Nesse caso, ao reduzir-se a cobertura vegetal, temos a elevação ou estabilização alta da temperatura média nesses ambientes (SILVA *et al*. 2019).

Desta forma, nota-se que não só a temperatura da superfície, mas todos os parâmetros físicos da superfície estão interligados, sendo que estas mudanças na superfície do solo podem influenciar todos os outros parâmetros, alterando assim o microclima local, uma vez que a temperatura da superfície está diretamente relacionada com a alteração do balanço de radiação e, consequentemente, com o balanço de energia.

CONCLUSÃO

Os resultados expostos nesta pesquisa mostraram-se pertinentes aos estudos sobre a dinâmica de índices espectrais em séries temporais e a sensibilidade desses índices diante das ocupações do uso do solo. No tocante às variáveis NDVI, Albedo e Temperatura da Superfície, ambas presentaram um comportamento sazonal para osanos de 2013 a 2021 mostrando uma relação ambiental com dinâmica climática e o desenvolvimento vegetativo em decorrência da disponibilidade hídrica.do semi-arido.

As análises indicaram que a alteração da cobertura de vegetação nativa em pastagem afeta diretamente os parâmetros biofísicos. Porém o índice NDVI se mostrou mais sensível a dinâmica espacial da região, os valores de NDVI variaram consideravelmente em relação as classes de uso do solo e a periodicidade de estiagem. O albedo e a temperatura da superfície apresentaram estimativas constantes comparados ao NDVI e menos dependência da variabilidade climática daregião e as classes do uso do solo. As classes de vegetação arbustiva e solo expostoapresentaram estimativas de NDVI, albedo e temperatura da superfície mais abruptana comparação entre o período chuvoso e seco, mostrando assim que a expansão da

supressão de vegetação nativa pode ocasionar mudanças significativas na paisageme provavelmente no ciclo da água no entorno da barragem Barra do Juá por consequência.

Do ponto de vista analítico, é possível argumentar na necessidade em manter a preservação de mata nativa, propondo assim projetos de arborização, tendo em vista que a presença de vegetação nativa tende a manter médias termais amenas noentorno da Barragem Barra do Juá. Este estudo mostrou que o uso das técnicas de sensoriamento remoto, sistema de informação geográfica – SIG e geoprocessamento possibilitam a obtenção e a espacialização do NDVI, Albedo e Temperatura da superfície sendo ferramentas que podem ser usadas no planejamento e na gestão douso do solo e dos recursos hídricos, gerando um manejo ambiental adequado no entorno de barragens do sertão pernambucano, sendo assim, sendo instrumentos indispensáveis para as tomadas de decisões por gestores.

REFERÊNCIAS

APAC – **Agência Pernambucana de Águas e Climas. Plano Estadual de Recursos Hídricos (PERH/PE)**: Pernambuco. 2019. Disponível em: <www.apac.pe.gov.br>.

ARRAES, **Francisco Dirceu Duarte. Dinâmica do balanço de energia na bacia hidráulica do açude Orós e suas adjacências**. 2010. 89 f. Dissertação (Mestrado em engenharia agrícola)- Universidade Federal do Ceará, Fortaleza-CE, 2010.

ANA. **Agência Nacional de Águas. Atlas de obras prioritárias para a região semiárida: diagnóstico da oferta de água bruta e avaliação preliminar de alternativas técnicas no Estado de Pernambuco**. Brasília: ANA, SPR, 2005. 94p. Disponível em < www.dominiopublico.gov.br>.

ARAB, Sara Tokhi; NOGUCHI, Ryozo; MATSUSHITA, Shusuke; AHAMED, Tofael. Prediction of grape yields from time-series vegetation indices using satellite remote sensing and a machine-learning approach. **Remote Sensing Applications: Society and Environment**, [S.L.], v. 22, p. 100485, abr. 2021. Elsevier BV. http://dx.doi.org/10.1016/j.rsase.2021.100485

ARAÚJO, A.L. SANTOS, C.A.C.; SILVA, B.B.; BEZERRA, B. G.; BORGES, V.P. Refinamento de imagens termais do Landsat 5 TM com base em classes de NDVI. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v. 27, p. 484 490, 2012.

ARAÚJO, Argemiro L.; SILVA, Madson T.; SILVA, Bernardo B. da; SANTOS, Carlos Antonio Costa dos; DANTAS, Milena P.. Análise das Mudanças de ParâmetrosBiofísicos Sobre o Nordeste Brasileiro de 2002 a 2011 com Dados Modis. **Revista Brasileira de Meteorologia**, [S.L.], v. 33, n. 4, p. 589-599, dez. 2018. FapUNIFESP (SciELO). http://dx.doi.org/10.1590/0102-7786334002.

ALVES, T.L.B.; AZEVEDO, P.V.; SANTOS, C.A.C.; SANTOS, F.A.C. Comportamento sazonal do albedo e dos índices de vegetação na bacia hidrográfica do Alto Curso doRio Para- íba. **Revista Brasileira de Geografia Física**, v. 7, p. 1015 1027, 2014.

AYELE, Gebiaw T; TEBEJE, Aschalew K; DEMISSIE, Solomon s; A BELETE, Mulugeta; A JEMBERRIE, Mengistu; TESHOME, Wondie M; MENGISTU, Dereje T; TESHALE, Engidasew Z. Time Series Land Cover Mapping and Change Detection Analysis Using Geographic Information System and Remote Sensing, Northern Ethiopia. **Air, Soil And Water Research**, [S.L.], v. 11, p. 117862211775160, 1 jan. 2018. SAGE Publications. http://dx.doi.org/10.1177/1178622117751603.

BARBOSA, Humberto A.; HUETE, A. R.; BAETHGEN, W. E. A 20-year study of NDVI variability over the Northeast Region of Brazil. **Journal of arid environments**, v. 67, n. 2, p. 288-307, 2006.

AGÊNCIA NACIONAL DE ÁGUAS (ANA). **Relatório de Segurança de Barragens** 2018. Brasília: ANA, 2018. Disponível em: http://www.snisb.gov.br/portal/snisb/relatorio-anual-de-seguranca-debarragem/2018.

BEZERRA, Marcus V. C.; SILVA, Bernardo B. da; BEZERRA, Bergson G.. Avaliação dos efeitos atmosféricos no albedo e NDVI obtidos com imagens de satélite. **RevistaBrasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, [S.L.], v. 15, n. 7, p. 709-717, jul. 2011. FapUNIFESP (SciELO). http://dx.doi.org/10.1590/s1415-43662011000700009.

CHANG, Sheng; WU, Bingfang; YAN, Nana; DAVDAI, Bulgan; NASANBAT, Elbegjargal. Suitability Assessment of Satellite-Derived Drought Indices for Mongolian Grassland. **Remote Sensing**, [S.L.], v. 9, n. 7, p. 650, 26 jun. 2017. MDPI AG. http://dx.doi.org/10.3390/rs9070650.

CZAPLA-MYERS, J.; MCCORKEL, J.; ANDERSON, N.; THOME, K.; BIGGAR, S.; HELDER, D.; AARON, D.; LEIGH, L.; MISHRA, N. The ground-based absoluteradiometric calibration of Landsat 8 OLI. **Remote. Sens**. 2015, 7, 600–626.

CRUZ NETO, J. F. da .; JARDIM, A. M. da R. F. .; SOUZA, L. S. B. de .; SILVA, T. G. F. da . Desertification: an overview of processes and concepts, based on the application of orbital indices through remote sensing. **Research, Society and Development**, [S. l.], v. 10, n. 11, p. e585101119950, 2021. DOI: 10.33448/rsd- v10i11.19950.

DIAS, V. S. B.; SILVA, A. de B. da. AHP NA MODELAGEM DA VULNERABILIDADE AMBIENTAL DO MINI CORREDOR ECOLÓGICO SERRA DAS ONÇAS (BA). **Revista Brasileira de Cartografia**, [S. l.], v. 66, n. 6, 2014. Disponível em: https://seer.ufu.br/index.php/revistabrasileiracartografia/article/view/44719.

ECKERT, S.; HÜSLER, F.; LINIGER, H.; HODEL, E. Trendvanalysis of MODIS NDVI time series for detecting land degradation and regeneration in Mongolia. **Journal of Arid Environments**, v. 133, p. 16 28, 2015.

FERNANDES, A.C.G.; COUTINHO, M.A.N.; SANTOS, V.G.;NASCIMENTO, C.R. Utilização de intervalos de índices de vegetação e temperature da superfície para detecção de queimadas. **Caderno de Ciências Agrárias**, v. 8, p. 30 40, 2016.

FERRAZ, J. S. F. **Usos e diversidade da vegetação lenhosa às margens do Riacho do Navio, no município de Floresta-PE**. Dissertação de Mestrado – 56. Universidade Federal Rural de Pernambuco. Programa de Pós Graduação em Ciências Florestais, 2004.

GLEICK, P. H**. Water use. Annual review of environment and resources**, v. 28, n. 1, p. 275-314,2003.

GUO, Long; SUN, Xiaoru; FU, Peng; SHI, Tiezhu; DANG, Lina; CHEN, Yiyun; LINDERMAN, M.; ZHANG, Ganlin; ZHANG, Yu; JIANG, Qinghu. Mapping soil organic carbon stock by hyperspectral and time-series multispectral remote sensing images inlow-relief agricultural areas. **Geoderma**, [S.L.], v. 398, p. 115118, set. 2021. Elsevier BV. http://dx.doi.org/10.1016/j.geoderma.2021.115118.

GUO, Hongliang; DENG, Huinan; CHEN, Shuxin. Spectral Lick Line Indices Based on Regression Analysis Using AstroStat for Effective Temperature of A-type Stars. 2021 **Ieee 5Th Advanced Information Technology, Electronic And Automation Control Conference (Iaeac)**, [S.L.], v. 5, n. 8, p. 100-115, 12 mar. 2021. IEEE. http://dx.doi.org/10.1109/iaeac50856.2021.9390670.

HE, T.; LIANG, S.; WANG, D.; WU, H.; YU, Y.; WANG, J. Estimation of surface albedoand directional reflectance from Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS) observations. **Remote Sensing of Environment**, v. 199, p. 286—300, 2012.

HELDER, D.; THOME, K.; AARON, D.; LEIGH, L.; CZAPLA-MYERS, J.; LEISSO, N.; BIGGAR, S.; ANDERSON, N. Recent surface reflectance measurement campaigns with emphasis on best practices, SI traceability and uncertainty estimation. **Metrologia**2012, 49, S21–S28.

HUETE, Alfredo R.; LIU, Hui Qing. An error and sensitivity analysis of the atmospheric-and soil-correcting variants of the NDVI for the MODIS-EOS. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote sensing**, v. 32, n. 4, p. 897-905, 1994.

HASHIM, Bassim Mohammed et al. Effect of land use land cover changes on land surface temperature during 1984–2020: A case study of Baghdad city using landsat image. **Natural Hazards**, v. 112, n. 2, p. 1223-1246, 2022.

HAIS, Martin; HELLEBRANDOVÁ, Kateina Neudertová; RÁMEK, Vít. Potential of Landsat spectral indices in regard to the detection of forest health changes due to

drought effects. **Journal Of Forest Science**, [S.L.], v. 65, n. 2, p. 70-78, 5 mar. 2019. Czech Academy of Agricultural Sciences. http://dx.doi.org/10.17221/137/2018-jfs.

INTERNACIONAL COMMITTE ON LARGE DAMS (ICOLD). **Improving tailings dam safety, Critical aspects of management, design, operation and closure**. Bulletin 139. 2016.

IMMERZEEL, W. W.; LUTZ, A. F.; ANDRADE, M.; BAHL, A.; BIEMANS, H.; BOLCH, T.; HYDE, S.; BRUMBY, S.; DAVIES, B. J.; ELMORE, A. C.. Importance and vulnerability of the world's water towers. **Nature**, [S.L.], v. 577, n. 7790, p. 364-369, 9dez. 2019. Springer Science and Business Media LLC.http://dx.doi.org/10.1038/s41586-019-1822-y.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA (IBGE). **Cadastro de Municípios localizados na Região Semiárida do Brasil 2005**. Disponível em: http://www.ibge.gov.br.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA (IBGE). **Censo agropecuário — 2006**: Brasil, Grandes Regiões e Unidades da Federação. Rio de Janeiro, 2006. p. 775. Disponível em: http://www.ibge.gov. br.

JING, X.; LEIGH, L.; PINTO, C.T.; HELDER, D. Evaluation of RadCalNet output data using Landsat 7, Landsat 8, Sentinel 2A, and Sentinel 2B Sensors. **Remote Sens**. 2019, 11, 541.

LU, Shanlong; OUYANG, Ninglei; WU, Bingfang; WEI, Yongping; TESEMMA, Zelalem.Lake water volume calculation with time series remote-sensing images. **InternationalJournal Of Remote Sensing**, [S.L.], v. 34, n. 22, p. 7962-7973, 2 set. 2013. Informa UK Limited. http://dx.doi.org/10.1080/01431161.2013.827814.

LIANG, S. Narrowband to Broadband Conversions of Land Surface Albedo I: Algorithms. **Remote Sens. Environ**. 2001, 76, 213–238.

LUCENA, L.R.R.; STOSIC, T. Temperatura do nordeste brasi- leiro via análise de lacunaridade. **Sigmae**, v. 2, p. 76—80, 2013.

MOURA, Marina de P.; RIBEIRO NETO, Alfredo; COSTA, Fábio A. da. Application of satellite imagery to update depth-area-volume relationships in reservoirs in the semiarid region of Northeast Brazil. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, [S.L.], v. 26, n. 1, p. 44-50, jan. 2022. FapUNIFESP (SciELO). http://dx.doi.org/10.1590/1807-1929/agriambi.v26n1p44-50.

MATOS, R.C.M.; CANDEIAS, A.L.B.; TAVARES-JUNIOR, J. R. Mapeamento da vegetação, temperatura e albedo da bacia hidragráfica do Pajeú com imagens MODIS. **Revista Brasileira de Cartografia**, v. 65, p. 139 160, 2013.

MASEK, J.G.; Vermote, E.F.; Saleous, N.E.; Wolfe, R.; Hall, F.G.; Huemmrich, F.; Gao,F.; Kutler, J.; Lim, T.K. A Landsat surface reflectance data set for North America, 1990–2000. IEEE Geosci. **Remote Sens. Lett**. 2006, 3, 68–72.

NAEGELI, K.; DAMM, A.; HUSS, M.; WULF, H.; SCHAEPMAN, M.; HOELZLE, M. Cross-Comparison of Albedo Products for Glacier Surfaces Derived from Airborne and Satellite (Sentinel-2 and Landsat 8) Optical Data. **Remote Sens**. 2017, 9, 110.

PINTO, C.T.; PONZONI, F.J.; BARRIENTOS, C.; MATTAR, C.; ARTIGAS, A.S.; CASTRO, R. Spectral and atmospheric characterization of a site at atacama desert forearth observation sensor calibration. **IEEE Geosci. Remote Sens. Lett**. 2015, 12, 2227–2231.

ROSEGRANT, M. W.; RINGLER, C.; ZHU, T. Water for agriculture: maintaining food security under growing scarcity. **Annual review of Environment and resources**, v. 34, p. 205-222, 2009.

RUßWURM, Marc; KÖRNER, Marco. Self-attention for raw optical Satellite Time Series Classification. **Isprs Journal Of Photogrammetry And Remote Sensing**, [S.L.], v. 169, p. 421-435, nov. 2020. Elsevier BV. http://dx.doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2020.06.006.

SILVA, M.T.; SILVA, V.P.R; SOUZA, E. P.; ARAÚJO, A.L. SWAT model application to estimate the flow in the basin of lower-middle São Francisco River.**Revista Brasileirade Geografia Física**, v. 8, p. 1615 1627, 2015.

SILVA, Caio Victor Santos; SILVA, Jhon Lennon Bezerra da; MOURA, Geber Barbosade Albuquerque; LOPES, Pabrício Marcos Oliveira; NASCIMENTO, Cristina Rodrigues; SILVA, Landson Carlos da. MONITORAMENTO DA COBERTURA VEGETAL POR SENSORIAMENTO REMOTO NO SEMIÁRIDO BRASILEIRO ATRAVÉS DE ÍNDICES DE VEGETAÇÃO. **Nativa,** [S.L.], v. 7, n. 6, p. 708, 11 nov. 2019. Nativa. http://dx.doi.org/10.31413/nativa.v7i6.7646.

SANTOS, Carlos Antonio Costa dos; COSTA, Marcia Vanessa Gomes; SILVA, Madson Tavares; SILVA, Lindenberg Lucena da; SANTOS, Francineide AmorimCosta; BEZERRA, Bergson Guedes; MEDEIROS, Salomão de Sousa. Obtenção de Parâmetros Ambientais na Região Semiárida da Paraíba por Dados MODIS. **RevistaBrasileira de Meteorologia**, [S.L.], v. 32, n. 4, p. 633-647, dez. 2017. FapUNIFESP (SciELO). http://dx.doi.org/10.1590/0102-7786324011.

SANTOS, C.A.C.; WANDERLEY, R.L.N., ARAÚJO, A.L.,BEZERRA, B.G. Obtenção do saldo de radiação em áreas de pastagem e floresta na Amazônia (estação seca) através do sensor MODIS. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v. 29, p. 420 432, 2014.

SILVA, V.P.R.; SILVA, M.T, SINGH, V.P, SOUZA, E.P, BRAGA, C.C, HOLANDA R.M.; BRAGA, A.C.R. Simulation of stream flow and hydrological response to land- cover changes in a tropical river basin. **CATENA**, v. 162, p.166 176, 2018.

SIEBERT, S.; DÖLL, P. Quantifying blue and green virtual water contents in global crop production as well as potential production losses without irrigation. **Journal of Hydrology**, v. 384, n. 3-4, p. 198- 217, 2010.

SANTOS, C. V. B. dos; BAPTISTA, G. M. de M.; MOURA, M. S. B. de.**Sazonalidade** do índice de vegetação por diferença normalizada (NDVI) a partir de dados do

sensor OLI em área de Caatinga e pastagem. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 18., 2017, Santos. Anais... Santos: Inpe, 2017.p. 6679-6885. Disponível em: https://proceedings.science/sbsr/papers/sazonalidade-do-indice-de-vegetacao-por-diferenca-normalizada--ndvi--a-partir-de-dados-do-sensor- oli-em-area-de-caatinga

SOUZA, Alcindo Mariano; SILVA, Cláudio Moisés Santos e; BEZERRA, Bergson Guedes. Caatinga Albedo Preserved and Replaced by Pasture in Northeast Brazil. **Atmosphere**, [S.L.], v. 12, n. 12, p. 1622, 6 dez. 2021. MDPI AG. http://dx.doi.org/10.3390/atmos12121622.

SANTOS, Francílio de Amorim dos. Uso de índice espectral para monitoramento da cobertura vegetal no município de Juazeiro do Piauí. **Revista de Geociências do Nordeste**, [S.L.], v. 4, p. 113-125, 29 nov. 2018. Universidade Federal do Rio Grandedo Norte - UFRN. http://dx.doi.org/10.21680/2447-3359.2018v4n0id16087.

TRAVERSA, Giacomo; FUGAZZA, Davide; SENESE, Antonella; FREZZOTTI,Massimo. Landsat 8 OLI Broadband Albedo Validation in Antarctica and Greenland. **Remote Sensing**, [S.L.], v. 13, n. 4, p. 799, 22 fev. 2021. MDPI AG. http://dx.doi.org/10.3390/rs13040799.

U.S. **Geological Survey (USGS). Landsat 8 Collection 1**. Data Available. Available online: https://www.usgs.gov/land-resources/nli/landsat/march-6-2017-landsat-8-collection-1-data-available.

VERMOTE, E.; ROGER, J.C.; FRANCH, B.; SKAKUN, S. LaSRC (Land Surface Reflectance Code): Overview, application and validation using MODIS, VIIRS, LANDSAT and Sentinel 2 data's. **In Proceedings of the IGARSS—IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium**, Valencia, Spain, 23–27 July 2018; pp. 8173–8176.

VÖRÖSMARTY, C. J. et al. Global threats to human water security and river biodiversity. **Nature**, v.467, n. 7315, p. 555, 2010.

WEI, S.; DE-YONG, Y.; ZHONG-PING, S.; JUN-GE, Z.; XIAO-XUAN, L.; QIAN, L. Vegetation changes in the agricultural-pastoral areas of northern China from 2001to 2013. **Journal of Integrative Agriculture**, v. 15, p. 1145—1156, 2016.

WANG, Jing; WANG, Kelin; ZHANG, Mingyang; ZHANG, Chunhua. Impacts of climate change and human activities on vegetation cover in hilly southern China. **Ecological Engineering**, [S.L.], v. 81, p. 451-461, ago. 2015. Elsevier BV. http://dx.doi.org/10.1016/j.ecoleng.2015.04.022.

XU, Hanqiu; WANG, Yifan; GUAN, Huade; SHI, Tingting; HU, Xisheng. Detecting Ecological Changes with a Remote Sensing Based Ecological Index (RSEI) ProducedTime Series and Change Vector Analysis. **Remote Sensing**, [S.L.], v. 11, n. 20, p. 2345, 10 out. 2019. MDPI AG. http://dx.doi.org/10.3390/rs11202345.

ZHENG, Yutong; HAN, Jingcheng; HUANG, Yuefei; FASSNACHT, Steven R.; XIE, Shuai; LV, Enze; CHEN, Min. Vegetation response to climate conditions based on NDVI simulations using stepwise cluster analysis for the Three-River Headwaters region of China. **Ecological Indicators**, [S.L.], v. 92, p. 18-29, set. 2018. Elsevier BV. http://dx.doi.org/10.1016/j.ecolind.2017.06.040.

ZANTER, K.; **department of the interior, u.s. geological survey. landsat 4-7 surface reflectance (LEDAPS)**. Product Guide. Version 2.0. 2019, EROS, Sioux Falls, South Dakota. Available online: https://www.usgs.gov/media/files/landsat-4-7- surface-reflectance-code-ledaps-product-guide