UNIVERSIDADE FEDERAL RURAL DE PERNAMBUCO PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA AGRÍCOLA DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA AGRÍCOLA

DISSERTAÇÃO

AVALIAÇÃO DA DESERTIFICAÇÃO NO MUNICÍPIO DE IRAUÇUBA-CE USANDO SÉRIES TEMPORAIS DE VARIÁVEIS CLIMÁTICAS E BIOFÍSICAS

João Guilherme Justino da Costa

Agrônomo

Recife – PE

Outubro de 2022

UNIVERSIDADE FEDERAL RURAL DE PERNAMBUCO

PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA AGRÍCOLA

DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA AGRÍCOLA

AVALIAÇÃO DA DESERTIFICAÇÃO NO MUNICÍPIO DE IRAUÇUBA-

CE USANDO SÉRIES TEMPORAIS DE VARIÁVEIS CLIMÁTICAS E

BIOFÍSICAS

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-

graduação em Engenharia Agrícola da Universidade

Federal Rural de Pernambuco como parte dos

requisitos para obtenção do Título de Mestre em

Engenharia Agrícola.

Autor: João Guilherme Justino da Costa.

Orientador: Prof. Dr. Geber Barbosa de Albuquerque Moura.

Coorientador: Prof. Dr. Pabrício Marcos Oliveira Lopes.

Recife - PE

Outubro de 2022

2

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação Universidade Federal Rural de Pernambuco Sistema Integrado de Bibliotecas Gerada automaticamente, mediante os dados fornecidos pelo(a) autor(a)

C838a Justino da Costa, João Guilherme

AVALIAÇÃO DA DESERTIFICAÇÃO NO MUNICÍPIO DE IRAUÇUBA CE USANDO SÉRIES TEMPORAIS DE VARIÁVEIS CLIMÁTICAS E BIOFÍSICAS / João Guilherme Justino da Costa. - 2022.

Orientador: Geber Barbosa de Albuquerque Moura. Coorientador: Pabricio Marcos Oliveira Lopes. Inclui referências.

Dissertação (Mestrado) - Universidade Federal Rural de Pernambuco, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Agrícola, Recife, 2023.

Desertificação.
 Caatinga.
 Google Earth Engine.
 Qgis.
 Moura, Geber Barbosa de Albuquerque, orient.
 Lopes, Pabricio Marcos Oliveira, coorient.
 III. Título

CDD 630

JOÃO GUILHERME JUSTINO DA COSTA

AVALIAÇÃO DA DESERTIFICAÇÃO NO MUNICÍPIO DE IRAUÇUBA-CE USANDO SÉRIES TEMPORAIS DE VARIÁVEIS CLIMÁTICAS E BIOFÍSICAS

Dissertação apresentada à Universidade Federal Rural de Pernambuco, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Agrícola, para obtenção do título de Mestre em Engenharia Agrícola.

DEFENDIDA e APROVADA em 31/10/2022.

Orientador:

Geber Barbosa de Albuquerque Moura – UFRPE

Coorientador:

Pabrício Marcos Oliveira Lopes – UFRPE

Examinadores:

Pedro Rogério Giongo – UEG – Membro Externo

José Ivaldo Barbosa de Brito - UFCG - Membro Externo

"Ó profundidade	das riquezas,	tanto da	sabedoria,	como o	da ciência	de Deus!	Quão	insondáveis
são os seus juízos	, e quão inesci	rutáveis o	s seus cam	inhos!				

Por que quem compreendeu a mente do Senhor? ou quem foi seu conselheiro?

Ou quem lhe deu primeiro a ele, para que lhe seja recompensado?

Porque dele e por Ele, e para Ele, são todas as coisas; glória, pois, a Ele eternamente. Amém."

Romanos 11:33-36

DEDICO:				
Este trabalho	dedico a Deus e a	minha família mim!	que sempre ac	reditou e lutou

AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiramente a Deus pelo milagre dessa jornada, por cada detalhe que possibilitou meu crescimento pessoal e profissional, por mais uma etapa concluída e por estar ao meu lado durante esses 27 anos, a Ele toda honra e toda glória.

Agradeço ao apoio incondicional da minha família (Antônio, Aila, Gilberto e Gustavo) a eles dedico cada palavra desse trabalho, que fora escrito com muito esforço e muita luta.

Ao meu orientador professor, Dr. Geber Moura, por toda paciência, orientação neste trabalho e por todos ensinamentos tanto para vida profissional como na vida pessoal. Sua educação e humildade.

Agradeço ao meu coorientador Professor Dr. Pabrício Lopes por todo o empenho e paciência em minha orientação do projeto de pesquisa e, que desde o meu primeiro semestre me ajuda muito, professor de coração, muito obrigado.

Agradeço o apoio de amigos, em especial Dione Pereira Pinheiro por acreditar na minha pesquisa, trabalho e no meu potencial e me ajudar durante o dia a dia fornecendo conforto para a execução da minha pesquisa.

A Universidade Federal Rural de Pernambuco pelo espaço físico e estrutura, um exemplo de Universidade para o Brasil de organização, em especial ao Programa de Pós Graduação em Engenharia Agrícola, pela oportunidade e grandes ensinamentos., e a Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior – CAPES, pela concessão da bolsa, garantindo a esta pesquisa e pelo incentivo a pesquisa brasileira que foram essenciais para o desenvolvimento de toda essa aventura.

COSTA, J. G. J. Avaliação da desertificação no Município de Irauçuba-CE usando séries temporais de variáveis climáticas e biofísicas. 2022. 78 p. Dissertação (Mestrado em Engenharia Agrícola) — Universidade Federal Rural de Pernambuco — UFRPE.

Autor: João Guilherme Justino da Costa; Orientador: Prof. Dr. Geber Barbosa de Albuquerque Moura; Coorientador: Prof. Dr. Pabrício Marcos Oliveira Lopes.

RESUMO: O município de Irauçuba, localizado no estado do Ceará, na região semiárida do Nordeste brasileiro, vem ganhando destaque por se encontrar em acentuado estado de desertificação devido à escassez de chuvas. Nesse contexto, objetivou-se avaliar o avanço da desertificação na região, a partir de dados climáticos e biofísicos do produto Climate Hazards Center InfraRed Precipitation with Station data (CHIRPS) e do sensor Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS), com o auxílio da versatilidade do processamento virtual do Google Earth Engine (GEE), em um período que compreende os anos de 2003 a 2020. Utilizou-se dados complementares de estações meteorológicas automáticas pertencentes à Agência Nacional de Águas e Saneamento Básico (ANA), sendo usados para mensurar o Índice de Anomalia de Chuvas da série histórica, além de validar os dados do produto CHIRPS em escala anual via indicadores estatísticos (Coeficiente de Correlação de Pearson, Erro Médio, BIAS Percentual e Raiz do Erro Quadrático Médio). Posteriormente, os dados do CHIRPS, os produtos do sensor MODIS relacionados ao Normalized Difference Vegetation Index (NDVI, MOD13), temperatura de superfície (MOD11) e evapotranspiração - PET (MOD16) e os dados do MapBiomas foram manipulados na plataforma digital GEE e no software QGIS (versão 3.18.3). A partir do MapBiomas foi realizada uma análise das alterações de cobertura e uso do solo nos últimos 18 anos para o Município. Por fim foi realizada uma análise do índice de aridez dos dezoito anos. Os resultados obtidos apontaram a eficácia da metodologia em mensurar a degradação ambiental ocorrida no período da pesquisa, no qual foi possível observar o comportamento dos parâmetros biofísicos em anos considerados extremamente chuvoso (2009), normal (2011) e extremamente seco (2012). A metodologia empregada durante a pesquisa se mostrou uma tecnologia sustentável de baixo custo econômico, eficaz e de fácil acesso, que possibilitou a criação de um aporte científico para futuros trabalhos na região, além de agregar conhecimento para estudos de degradação ambiental.

PALAVRAS-CHAVE: Desertificação, Irauçuba, Caatinga, GEE, CHIRPS.

COSTA, J. G. J. Evaluation of desertification in the city of Irauçuba-CE using time series of climatic and biophysical variables. 2022. 78 p. Dissertation (Master in Agricultural Engineering) – Federal Rural University of Pernambuco – UFRPE.

Author: João Guilherme Justino da Costa; Advisor: Prof. Dr. Geber Barbosa de Albuquerque Moura; Co-advisor: Prof. Dr. Pabrício Marcos Oliveira Lopes.

ABSTRACT: The municipality of Irauçuba, located in the state of Ceará, in the semiarid region of the Brazilian Northeast, has been gaining prominence because it is in a marked state of desertification due to the scarcity of rainfall. In this context, the objective was to evaluate the advance of desertification in the region, based on climatic and biophysical data from the Climate Hazards Center InfraRed Precipitation with Station data (CHIRPS) product and the Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS) sensor, with the aid of the versatility of the Google Earth Engine (GEE) virtual processing, in a period from 2003 to 2020. Complementary data from automatic weather stations belonging to the National Agency for Water and Basic Sanitation (ANA) were used to measure the Rainfall Anomaly Index of the historical series, in addition to validating the CHIRPS product data on an annual scale via statistical indicators (Pearson Correlation Coefficient, Mean Error, BIAS Percentage and Root Mean Square Error). Subsequently, the CHIRPS data, the MODIS sensor products related to the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI, MOD13), surface temperature (MOD11) and evapotranspiration - PET (MOD16) and the MapBiomas data were manipulated in the digital platform GEE and in the QGIS software (version 3.18.3). Based on MapBiomas, an analysis of changes in land cover and use in the last 18 years for the Municipality was carried out. Finally, an analysis of the aridity index of the eighteen years was carried out. The results obtained showed the effectiveness of the methodology in measuring the environmental degradation that occurred during the research period, in which it was possible to observe the behavior of biophysical parameters in years considered extremely rainy (2009), normal (2011) and extremely dry (2012). The methodology used during the research proved to be a sustainable technology of low economic cost, effective and easily accessible, which made it possible to create a scientific contribution for future works in the region, in addition to adding knowledge for studies of environmental degradation.

KEYWORDS: Desertification, Irauçuba, Caatinga, GEE, CHIRPS.

SUMÁRIO Objetivos 18 2. 2.1 2.2 Objetivos Específicos.......18 3. Revisão de Literatura 19 3.1 3.2 Sensoriamento remoto aplicado em áreas com risco de desertificação 20 3.3 MapBiomas como ferramenta de detecção de mudanças ambientais e avaliação da cobertura vegetal......22 Uso do Climate Hazards Center InfraRed Precipitation with Station data 3.5 3.6 GEE: Utilidade em estudos ambientais. 24 3.7 Preenchimento de falhas de dados em estações pluviométricas.......25 Material e Métodos.......27 4.1 4.2 4.3 Dados Meteorológicos.......29 4.3.1 4.3.2 4.4 4.4.1 Recorte da área de estudo. 4.4.2 Pré-processamento digital dos dados33 4.5 Análise estatística de validação dos dados do CHIRPS (Climate Hazards Análise estatística de validação dos dados do MODIS (Moderate Resolution 4.6 4.7 Índice de Anomalia de Chuva (IAC).......38 4.8 4.9 Índice de Aridez (IA).......40 5. 5.1 5.2 5.3

Índice de Vegetação (NDVI)......53

5.4

5.5	Evapotranspiração (PET)	55
5.6	Temperatura de Superfície (LST)	58
5.7	Classificação MapBiomas	60
5.8	Índice de Aridez (IA)	63
6.	Conclusões	65
Ref	ferências	66

LISTA DE FIGURAS

Figura 1. Localização geográfica do Município de Irauçuba-CE
Figura 2 - Fluxograma do processo metodológico a ser utilizado na pesquisa26
Figura 3 . Fluxograma para baixar arquivos da classificação MapBiomas35
Figura 4 - Gráficos de correlação entre os dados de pluviosidade (mm/ano) observados e preenchidos para (A) Missi e Sobral, (B) Juá e Sobral, (C) Irauçuba e Sobral e (D) BVC e Sobral
Figura 5 - Resultado do Teste Dupla-Massa (DM) para os meses de janeiro e julho40
Figura 6. Série temporal dos totais anuais de precipitação no período de 2003 a 2020, com dados dos postos de Missi, Juá e Irauçuba, linha de tendência linear e desvio padrão da série
Figura 7. Série temporal das médias mensais de precipitação no período de 2003 a 2020, com dados dos postos de Missi, Juá e Irauçuba
Figura 8. Índice de Anomalias Positivas de Chuva (IAC) para a série de totais anuais de Missi, Juá e Irauçuba
Figura 9. Monitoramento da distribuição espaço-temporal das mudanças da Precipitação (CHIRPS), do Município de Irauçuba-CE para a série histórica de 2003 a 202046
Figura 10. Representação gráfica da variação dos dados CHIRPS de acordo com a estação meteorológica: Missi (A), Juá (B) e Irauçuba (C)
Figura 11. Correlação média anual entre os dados do CHIRPS e os dados das estações
meteorológicas utilizadas no estudo
Figura 12. Monitoramento da distribuição espacial (A, B, C) e temporal (D) das mudanças do Índice de vegetação (NDVI), para o Município de Irauçuba-CE49
Figura 13. Monitoramento da distribuição espacial (A, B, C) e temporal (D) das mudanças da Evapotranspiração (PET), para o Município de Irauçuba-CE
Figura 14. Monitoramento da distribuição espacial (A, B, C) e temporal (D) das
mudanças da temperatura da superfície terrestre (LST) em graus Kelvin, para o Município
de Irauçuba-CE54
Figura 15. Monitoramento da distribuição espacial (A, B e C) temporal (D e E) das mudanças do uso e cobertura do solo, para o Município de Irauçuba-CE, classificado pelo
projeto MapBiomas56

LISTA DE TABELAS

Tabela 1. Lista das estações meteorológicas utilizadas no estudo. 26
Tabela 2 . Classificação do Coeficiente da Correlação de Pearson (<i>r</i>) proposta por Hinkle
et al., 2003
Tabela 3 – Classes de intensidade de Índice de Anomalia de Chuva (IAC)36
Tabela 4A. Classificação climática considerando o índice de aridez
Tabela 4B. Classes de risco de desertificação a partir do índice de aridez
Tabela 5 - Resultado dos coeficientes de determinação (R²) e da Correlação de Pearson (r) a partir das Regressões Lineares aplicadas
Tabela 6 - Resultados dos escores "T" da estatística de <i>Student</i> entre os dados observados
e simulados pelo modelo Ponderação Regional41
Tabela 7 - Resultados dos coeficientes de erro dos valores dispersivos a partir dos preenchimentos pela Ponderação Regional
Tabela 8. Classificação dos totais anuais da série temporal de Missi, Juá e Irauçuba segundo o IAC
Tabela 9. Análise dos parâmetros estatísticos usados na validação espacial do CHIRPS
Tabela 10. Parâmetros estatísticos e variabilidade quantitativa e espaço-temporal do
Índice de Vegetação Normalizada (NDVI) no Município de Irauçuba-CE, região
semiárida do Nordeste do Brasil
Tabela 11. Parâmetros estatísticos e variabilidade quantitativa e espaço-temporal da
Evapotranspiração (PET) no Município de Irauçuba-CE, região semiárida do Nordeste do
Brasil53
Tabela 12. Parâmetros estatísticos e espaço-temporal da Temperatura de Superfície
(LST) no Município de Irauçuba-CE, região semiárida do Nordeste do Brasil55
Tabela 13. Índice de Aridez (IA), Classificação climática (CC), Nível de Susceptibilidade
(NS) para a série histórica do município de Irauçuba-CE no período de 2003 a 202059

LISTA DE QUADROS

Quadro 1. Produtos do Sensor MODIS para a superfície Terrestre	19
Quadro 2. Descrição dos produtos orbitais utilizados na pesquisa	30
Quadro 3. Classes de cobertura e uso do solo da Coleção MapBiomas 6.0	34

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ANA - Agência Nacional de Águas e Saneamento Básico

BP - BIAS Percentual

BVC – Boa Vista do Caxitoré

CGEE - Centro de Gestão e Estudos Estratégicos

CHIRPS - Climate Hazards Center InfraRed Precipitation with Station Data

CONAMA - Conselho Nacional do Meio Ambiente

CV - Coeficiente de Variação

DM – Dupla-Massa

EMA - Erro Médio Absoluto

EMAs - Estações meteorológicas automáticas

ERM - Erro Relativo Médio

FAI - Foliar Area Index

FUNCEME - Fundação Cearense de Meteorologia e Recursos Hídricos

GEE - Google Earth Engine

IA – Índice de Aridez

IAC – Índice de Anomalia de Chuvas

IBGE - Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística

IPECE - Instituto de Pesquisa e Estratégia Econômica do Ceará

LST - Land Surface Temperature

MODIS - Moderate-Resolution Imaging Spectroradiometer

NDVI - Normalized Difference Vegetation Index

PET – Evapotranspiração Potencial

PIB - Produto Interno Bruto

REQM - Raiz do Erro Quadrático Médio

SAVI - Soil Adjusted Vegetation Index

SEEG - Sistema de Estimativas e Emissões de Gases de Efeito Estufa

SIG - Sistemas de Informações Geográficas

SR - Sensoriamento Remoto

Avaliação da desertificação no Município de Irauçuba-CE usando séries temporais de variáveis climáticas e biofísicas.

1. Introdução

A exploração dos recursos naturais passou a caminhar em sincronia ao avanço da industrialização, essa dinâmica acaba por gerar maior demanda por matérias-primas e, consequentemente, implica em uma maior pressão sobre o meio ambiente, em consequência a isso, a superfície terrestre encontra-se em constante mudança (SILVA et al., 2021).

Partindo disto, constata-se que a agricultura é uma das atividades que exercem forte influência sobre o meio ambiente, devido a ações como desmatamento indiscriminado, queimadas e o sobrepastejo de animais em áreas com alta fragilidade (FROTA, 2012). O uso constante dessas ações reflete diretamente nas características dos ecossistemas, como perdas da biodiversidade decorridas de alterações profundas no habitat, aceleração dos processos erosivos e o declínio da fertilidade do solo, que com o tempo, o conjunto desses fatores suscitam um processo de degradação (QIAN et al., 2017; SHAH et al., 2017; PEREIRA et al., 2020).

Ademais, observa-se que as áreas do semiárido brasileiro representam um desafio tanto no aumento da produtividade quanto na melhoria dos recursos naturais, devido às suas características climáticas e biofísicas. A região apresenta a ocorrência de chuvas mal distribuídas, muita das vezes imprevisíveis, reduzida disponibilidade hídrica, alto potencial evapotranspirativo e a baixa fertilidade dos solos, além de constantes pressões antrópicas no ambiente (COSTA et al., 2020).

O resultado das variações climáticas aliados as sucessivas atividades humanas na região, acarretam um processo conhecido como desertificação, sendo este, um problema de dimensões globais que afeta as regiões de clima árido, semiárido e sub-úmido seco da Terra (VIEIRA et al., 2015; MARIANO et al., 2016).

Em 2010, o Plano Nacional de Combate à Desertificação (PNCD) considerou que a grande maioria das terras suscetíveis à desertificação se encontra nas áreas semiáridas e sub-úmidas do Nordeste brasileiro, sendo que dessas áreas, cerca de 181.000 km² (abraçando 1.488 municípios de nove estados da região Nordeste) se encontram em processo de desertificação (ACCIOLY, 2010; PEREZ-MARIN et al., 2013).

De acordo com Soares et al., (2011), na região do semiárido brasileiro existem quatro áreas que são consideradas como Núcleos de Desertificação, sendo eles: os núcleos de Gilbués (PI), Irauçuba (CE), Seridó (RN) e Cabrobó (PE). O Núcleo de Irauçuba no noroeste do estado do Ceará merece destaque devido o Município se encontrar em acentuado estado de desertificação devido à escassez de água precipitada (LANDIM et al., 2011).

Ao mesmo tempo, alguns métodos eficientes de detecção e monitoramento do avanço de áreas com risco ou susceptíveis à desertificação têm sido desenvolvidos nos últimos anos (XU et al., 2009; LANDAU & GUIMARÃES, 2011; MA et al., 2011; JOSEPH et al., 2018; MAO et al., 2018; PACHECO, 2018; WUNDER & BODLE, 2019).

Nesse ritmo, o sensoriamento remoto surge como uma alternativa aos elevados custos de trabalhos de campo e laboratório para obtenção de dados primários, possibilitando a obtenção de informações sem contato com o objeto de estudo, e de forma rápida (SOUSA, 2014). Abreu (2018) ressalta que o sensoriamento remoto possibilita a avaliação no espaço-tempo da manifestação da desertificação, sendo cada vez mais utilizado com dados climáticos e de outros componentes ambientais como o uso de índices de vegetação (Normalized Difference Vegetation Index - NDVI, Soil Adjusted Vegetation Index - SAVI, Foliar Area Index - FAI) e da utilização de parâmetros biofísicos (albedo de superfície, temperatura do solo, precipitação e evapotranspiração diária) (CUNHA et al., 2020; RODRIGUES et al., 2020; SILVA et al., 2020).

Na literatura é possível encontrar uma boa quantidade de trabalhos com aplicação dessas geotecnologias no município de Irauçuba, como forma de identificar áreas com risco de desertificação (SANTOS et al., 2014; OLIVEIRA et al., 2017). No entanto, ainda é escassa a existência de metodologias que avaliem essas alterações ambientais a longo prazo, de forma que correlacionem a influência de cada parâmetro individualmente (SCHULZ et al., 2017).

A detecção e monitoramento dessas mudanças ambientais propicia o desenvolvimento de políticas mais eficazes do manejo dos recursos naturais da região afetada (AYELE et al., 2018). Além disso, segundo Pereira et al., (2018), poucos estudos abordam a sazonalidade anual da degradação, principalmente no âmbito quantitativo, sendo esta informação de grande importância para áreas com longos períodos de seca.

Portanto, faz-se necessária a criação de metodologias mais eficazes para o monitoramento do processo de desertificação, em métodos de avaliação espaço-temporal, em escala local e regional.

2. Objetivos

2.1 Objetivo Geral

Avaliar o avanço da desertificação no município de Irauçuba-CE, a partir de dados climáticos e biofísicos do produto CHIRPS e do sensor MODIS, com o auxílio do processamento virtual do *Google Earth Engine*, em um período de 18 anos (compreendendo os anos de 2003 a 2020).

2.2 Objetivos Específicos

Destacam-se:

- Realizar o preenchimento de falhas para as estações meteorológicas;
- Validar a precisão espacial do produto CHIRPS quanto aos dados pluviométricos oriundos de estações meteorológicas;
- Realizar uma análise espaço-temporal a partir de séries temporais de dados obtidos do sensor MODIS (NDVI, Temperatura de Superfície e Evapotranspiração) e dos dados de precipitação do produto CHIRPS desenvolvidos no Google Earth Engine (GEE), para três classes de anos (extremamente chuvoso, normal e extremamente seco);
- Analisar a tendência das mudanças no uso e cobertura da terra ocorridas no Município de Irauçuba-CE, entre os anos de 2003 e 2020 a partir do uso de dados do *Landsat* (MapBiomas) para três classes de anos (extremamente chuvoso, normal e extremamente seco);
- Avaliar o Índice de Anomalia de Chuvas e o Índice de Aridez por meio de dados meteorológicos obtidos junto a Agência Nacional de Águas e Saneamento Básico (ANA).

3. Revisão de Literatura

3.1 Processo de desertificação no bioma Caatinga

Caatinga é um termo generalista utilizado para classificar o bioma predominante do Nordeste brasileiro. Com cerca de 844.453 km² de extensão territorial, o bioma corresponde a cerca de 54% do território nordestino e 10% do território nacional (BRASIL, 2017 e NASCIMENTO et al., 2021). A vegetação presente neste tipo de ambiente apresenta um conjunto de plantas herbáceas e arbóreas, com predominância de espécies florestais decíduas e xerófitas (MARINHO et al., 2016; SILVA et al., 2017; FERNANDES et al., 2020).

A caatinga recobria originalmente quase todo o semiárido nordestino, sendo um bioma que abriga uma rica biodiversidade, que o caracteriza como o semiárido com maior diversidade biológica do mundo (BRASIL, 2016; SEYFFARTH & RODRIGUES, 2017), ao passo que este é também, um dos biomas mais ameaçados e modificados pela ação antropogênica no Brasil (LIMA JÚNIOR et al., 2014).

A região está localizada em baixas latitudes e altitudes, sendo a precipitação a única entrada de umidade no sistema, a qual se caracteriza por uma alta variabilidade espaçotemporal (NASCIMENTO et al., 2021). A situação climática na região sofre grande influência pelos fenômenos atmosféricos El Niño, La Niña, Dipolo do Atlântico Tropical o que acarreta em episódios excepcionalmente secos ou úmidos frequentemente associados aos eventos El Niño e La Niña ou pelo intenso gradiente de temperatura meridional da superfície do mar sobre o Atlântico tropical (MARENGO et al., 2018).

Devido às mudanças climáticas e o processo de desertificação no Brasil, a vulnerabilidade das regiões semiáridas tem sido objeto de estudo de vários pesquisadores (TOMASELLA et al., 2018; MARIANO et al., 2018; MUTTI et al., 2019). O bioma não recebe atenção necessária e vem vivenciando modificações na estrutura vegetal, tanto pelo extrativismo de madeira para confecção de carvão, quanto pela agricultura de subsistência, pecuária extensiva (CAVALCANTI et al., 2009). Este fato culminou em uma diminuição expressiva deste bioma em aproximadamente 38% da sua cobertura vegetal original (TOMASELLA et al., 2018; GANEM et al., 2020; MAPBIOMAS, 2021).

O uso desenfreado dos recursos do bioma caatinga gera consequências graves devido a diminuição da cobertura vegetal, destacando-se: a maior exposição do solo à erosão

hídrica, diminuição da matéria orgânica presente no solo, aumento da salinização do solo, diminuição do nível do lençol freático, entre outros (HOLANDA et al., 2015). Tais fatores de degradação ambiental proporcionam a evolução gradativa do nível de desertificação nesses ambientes (MARIANO et al., 2018; CUNHA et al., 2020).

O estado do Ceará possui 100% do seu território susceptível à desertificação, destacando três áreas de maior gravidade: Irauçuba, Inhamuns e Médio Jaguaribe (CGEE, 2016; COSTA, 2021). No núcleo de Irauçuba, a principal causa de degradação do solo está relacionada ao intenso uso agropastoril o que acelera significativamente no processo de degradação e desertificação dos solos na região (OLIVEIRA & SALES, 2015). Portanto, a região necessita urgentemente de meios eficazes de monitoramento desse processo de degradação ambiental antes que se torne algo irreversível.

3.2 Sensoriamento remoto aplicado em áreas com risco de desertificação

Com a finalidade de amenizar a intensificação dos problemas ambientais, a comunidade científica vem desenvolvendo técnicas de análise e monitoramento de riscos, onde o sensoriamento remoto se tornou essencial para as análises ambientais (PORANGABA & AMORIM, 2019; BARBOZA et al., 2020).

Sensoriamento Remoto pode ser definido como um conjunto de técnicas com finalidade de obtenção de informações a partir da detecção e mensuração das mudanças no espaço geográfico (ELACHI & VAN ZYL, 2006), por meio dessas técnicas é possível gerar inúmeras informações espaciais a partir de parâmetros biofísicos que possibilitam analisar as interações existentes entre diferentes tipos alvos superficiais, como: a vegetação, o solo, os corpos hídricos e a atmosfera (MAO et al., 2018; RODRIGUES et al., 2020; SILVA et al., 2020).

As informações da superfície terrestre podem ser obtidas por meio de coleta de dados com equipamentos específicos ou podem ser obtidas de forma indireta por meio de sensoriamento remoto e sistemas de informações geográficas (FELIZARDO, 2016). Essas técnicas geralmente envolvem sensores que operam com ondas sonoras que permitem a aquisição de informações de objetos sem o contato direto, através da simples detecção e mensuração das alterações que provocam no campo acústico (NOVO, 2010; BARBOZA et al., 2020).

Segundo Bezerra et. al., (2014) a partir de dados mínimos da superfície terrestre aliados ao uso de técnicas e ferramentas avançadas de sensoriamento remoto é possível

determinar parâmetros biofísicos da superfície terrestre, algo que vem sendo aplicado em distintos ecossistemas, destacando-se como uma boa alternativa para obtenção da resposta espectral de distintas áreas de superfície heterogênea (TEIXEIRA et al., 2009; LOPES et al., 2010).

As técnicas de sensoriamento se tornam bastante importante no semiárido nordestino devido a carência de dados de campo para monitorar a dinâmica espaço-temporal da Caatinga, pesquisas com sensoriamento remoto permitem, portanto, compreender o comportamento dos parâmetros biofísicos, face às mudanças climáticas e ações antropogênicas (BEZERRA et al., 2014). Mao et al., (2018) descrevem que através da avaliação de parâmetros biofísicos como: albedo de superfície, índices de vegetação, temperatura de superfície, precipitação e evapotranspiração originados a partir de dados de sensores orbitais como o *Moderate-Resolution Imaging Spectroradiometer* (MODIS, satélites TERRA e AQUA) e OLI (satélites da série *Landsat*), torna-se possível, compreender a dinâmica espaço-temporal de processos de degradação ambiental como a desertificação. O sensor MODIS é um dos cinco instrumentos do satélite TERRA, formalmente conhecido como EOS-AM, além deste, outros sensores estão a bordo do satélite, são eles: CERES, ASTER, MISR e MOPITT (LATORRE et al., 2003).

Os produtos do sensor MODIS (Quadro 1) foram projetados para satisfazer os requerimentos de três campos de estudos: atmosfera, oceano e terra, com bandas de resolução espectral e espacial selecionadas para uma cobertura global quase diária (mais precisamente a cada 1-2 dias) adquirindo dados em 36 bandas do espectro eletromagnético da radiação solar (JUSTICE et al., 2002, NASA, 2021).

Quadro 1. Produtos do Sensor MODIS para a superfície Terrestre

TERRA E AQUA				
Produto		Resolução Espacial		
MOD09/MYD09	Refletância da Superfície	500 m		
MOD11/MYD11	Temperatura e Emissividade	1000 m		
MCD12	Cobertura da Terra/Mudança	500 m		
MOD13/MYD13	Índices de Vegetação (NDVI e EVI)	500 m		
MOD14/MYD14	Anomalias termais, fogos e	1000 m		

	queimadas	
MOD15/MYD15	Índice de área foliar e FPAR	500 m
MOD16/MYD16	Evapotranspiração	500 m
MOD17/MYD17	Fotossíntese líquida e	500 m
	Produtividade primária	
MCD43	Distribuição Bidirecional de	500 m
	Refletância Função e Albedo	
MOD44B	Campo de Vegetação Contínua	250 m
MDC46	Área Queimada	250 m
MOD44W	Máscara de Água	250 m

Fonte: NASA (2020, em https://modis.gsfc.nasa.gov/data/dataprod/)

3.3 MapBiomas como ferramenta de detecção de mudanças ambientais e avaliação da cobertura vegetal

O MapBiomas trata-se de um projeto nacional no âmbito da classificação da cobertura da superfície terrestre. Ele representa o Mapeamento Anual da Cobertura e Uso do Solo no Brasil, a partir de dados dos satélites da série Landsat com o intuito de contribuir, de forma facilitada, com estudos relacionados à dinâmica espaço-temporal das alterações ocorridas nos solos do país (MAPBIOMAS, 2022). O projeto nasceu de um seminário organizado pelo Sistema de Estimativas e Emissões de Gases de Efeito Estufa (SEEG), envolvendo uma rede colaborativa que utiliza processamento em nuvem e classificadores automatizados desenvolvidos e operados a partir da plataforma Google Earth Engine (GEE) para gerar uma série histórica de mapas anuais de cobertura e uso da superfície terrestre do Brasil (GANEM et al., 2020). Atualmente, o produto está na coleção 7.0 e apresenta uma classificação com 36 classes de uso e cobertura de terra com dados anuais de 1985 a 2022.

Este produto orbital torna-se um importante meio para o entendimento das mudanças ambientais ocorridas no semiárido nordestino brasileiro, sendo que alguns estudos têm abordado a quantificação da degradação da vegetação no Brasil, sempre relatando altos índices de degradação, impactos ambientais e perdas econômicas nas áreas estudadas como observados por Andrade et al., 2013; Galdino et al., 2015 e Aguiar et al., 2017.

3.4 Uso do Climate Hazards Center InfraRed Precipitation with Station data (CHIRPS)

O produto CHIRPS (Climate Hazards Center InfraRed Precipitation with Station data) consiste em um conjunto de dados diários de precipitação de 1981 até os dias atuais, com uma resolução espacial de 0,05° (aproximadamente 5 km, próximo ao equador), vem permitido a obtenção de dados para quase todo o globo (JOYCE et al., 2004; FUNK et al., 2015; COSTA et al., 2019). Este produto orbital vem demonstrando uma alta eficácia no monitoramento do comportamento hidrológico de regiões áridas e semiáridas, majoritariamente, em estudos relacionados a prevenção de secas agrícolas ou ligados à temática de degradação ambiental (PAREDES-TREJO et al., 2017; GAO et al., 2018; CUNHA et al., 2020; GHOZAT et al., 2021; PANDEY et al., 2021).

Com relação ao uso dos dados CHIRPS para o Semiárido brasileiro, Paredes-Trejo et al., (2017) validaram o método de monitoramento da precipitação e concluíram que, apesar dos valores de precipitação do CHIRPS apresentarem superestimativa em períodos mais chuvosos, o produto continua com uma alta confiabilidade em representar a precipitação com uma correlação em torno de 0,94, (apesar de haver uma tendência de superestimativa em torno de 100 mm) (MORAIS, 2021). Apesar disso, o estudo demonstrou a sua boa aplicabilidade em estudos que denotam a influência da variação espaço-temporal da precipitação sobre a vegetação da Caatinga.

3.5 Monitoramento de Parâmetros biofísicos

Segundo Bezerra et al., (2014) existe uma certa necessidade de modelar alguns parâmetros (hídricos, edáficos e vegetativos) da superfície e da atmosfera, em decorrência das mudanças climáticas e a presença de ação antrópica, voltada ao uso e ocupação do solo. Os autores apontam também, uma certa carência de dados de campo para monitorar a dinâmica espaço-temporal do bioma Caatinga, ressaltando a importância do sensoriamento remoto na região, já que este permite compressão do comportamento dos parâmetros biofísicos, face às mudanças climáticas existentes em um dado local.

Neste contexto, alguns estudos estimaram, de forma simples e eficaz, alguns parâmetros biofísicos da superfície, dentre os quais o albedo da superfície, a temperatura da superfície e o Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) e utilizando-se a técnica de sensoriamento remoto com imagens Landsat (GIONGO et al.,2010; LOPES et al., 2010; BEZERRA et al., 2011; OLIVEIRA et al., 2012; BEZERRA et al., 2014).

O NDVI merece destaque por servir como indicador do estado vegetativo de áreas em processo de desertificação, apresentando resultados aproximados da realidade e que podem contribuir em diagnósticos ambientais no semiárido (MELO, SALES & OLIVEIRA, 2011; RÊGO et al., 2012; SANTOS e AQUINO 2015). Em quanto que Cunha et al., (2015), Silva et al., (2017) e Brito et al., (2018) observaram que atrelando índices de vegetação a dados de temperatura da superfície, tem-se uma forma efetiva de avaliação e monitoramento espaço-temporal do comportamento da vegetação da Caatinga em relação a longos períodos de seca.

Partindo dessa premissa, torna-se necessário desenvolver indicadores operacionais de degradação do solo para grandes regiões, com o objetivo de evitar perdas de produtividade biológica e econômica, devido eventos que pressionam os ecossistemas além da resiliência da região, como observado em áreas destinadas a criação de animais e pastagens (SANTOS et al., 2014).

Deste modo, o uso de parâmetros biofísicos e índices de vegetação gerados a partir de dados orbitais, podem ser uma metodologia eficiente na detecção e monitoramento do grau de degradação ambiental em ambientes áridos e semiáridos, como o semiárido nordestino brasileiro (MARIANO et al., 2018; CUNHA et al., 2020). Além disso, os índices de vegetação assim como as metodologias de avaliação da vegetação apresentam variabilidade significativa em relação à precipitação mensal (HOTT et al., 2016).

3.6 GEE: Utilidade em estudos ambientais

Vale et al., (2019) definem o Google Earth Engine (GEE) como uma plataforma tecnológica desenvolvida para análise de dados ambientais em escala planetária, de uso online que detém dados globais produzidas nos últimos 40 anos e auxilia na análise de mudanças e tendências na superfície terrestre, nos oceanos e na atmosfera. A plataforma disponibiliza imagens globais de satélites produzidas nas últimas décadas, atualizadas diariamente, e fornece as ferramentas computacionais necessárias para o monitoramento de mudanças ambientais no globo (GORELICK et al., 2017).

Uma das vantagens da plataforma é permitir análises estatísticas e operações mais complexas com armazenamento na nuvem do Google. A nuvem do GEE tem uma capacidade de armazenamento e processamento bem elevado, correspondendo ao ambiente de computação da nuvem do Google, ambiente este, de desenvolvimento integrado suportando a implementação de algoritmos de análise e processamento de

dados geoespaciais nas linguagens JavaScript e Phyton (GORELICK et al., 2017; VALE et al., 2019).

O GEE é, portanto, uma ferramenta bastante eficaz para o desenvolvimento de pesquisas relacionadas as mudanças ambientais, e da dinâmica espaço-temporal de alterações ocorridas na superfície terrestre como, por exemplo, estudos sobre degradação e desertificação ambiental e seus efeitos ao longo de uma série temporal (em escala local regional e/ou global) (GANEM, 2017; SILVA PINTO VIEIRA et al., 2018; MELO ALBUQUERQUE. et al., 2020).

3.7 Preenchimento de falhas de dados em estações pluviométricas

A precipitação é uma variável climática extremamente instável e bastante influenciada pelas altas concentrações de massas de ar e de fenômenos climatológicos, sendo a principal determinante do desenvolvimento de atividades agropecuárias, industriais e sociais da população, constantemente adaptada a diferentes condições sazonais de determinada região (MARENGO et al., 2009., SILVA, 2013 & CABALLERO et al., 2018).

Estudos acerca da precipitação são essenciais frente a ocorrência de desastres ambientais e de fenômenos atmosféricos associados à dinâmica espaço-tempo do globo terrestre. Segundo Oliveira et al., (2021) o conhecimento sobre a variabilidade de eventos pluviométricos passa, pela minuciosa análise de longas séries de dados temporais. No entanto, os mesmos autores apontam uma grande dificuldade na obtenção de um conjunto de dados devido a perca de parte das informações meteorológico-climáticas disponíveis nos principais bancos de dados brasileiros, ocasionando falhas ou interrupções.

Diante da necessidade de preencher as lacunas nos conjuntos de dados climáticos, pesquisadores buscam técnicas de complementação dos dados através de modelos matemáticos, como forma de minimizar os erros recorrentes das falhas. Dentre as técnicas mais comuns encontradas na literatura, destacam-se a regressão linear simples e múltipla (VENTURA, et al., 2016 JUNQUEIRA et al., 2018; RUEZZENE et al., 2020); e o método de ponderação regional (MELLO et al., 2013).

Mello et al., (2017) obtiveram uma boa representação dos dados por meio do método de ponderação regional, averiguando que a técnica é uma boa alternativa para aproximar os valores das falhas preenchidas aos valores reais. Oliveira et al., (2021) constata que após o preenchimento das falhas é necessário adotar procedimentos de avaliação quanto

à qualidade de tais preenchimentos, sendo o mais comum desses, o teste de Dupla-Massa (SANCHES et al., 2014).

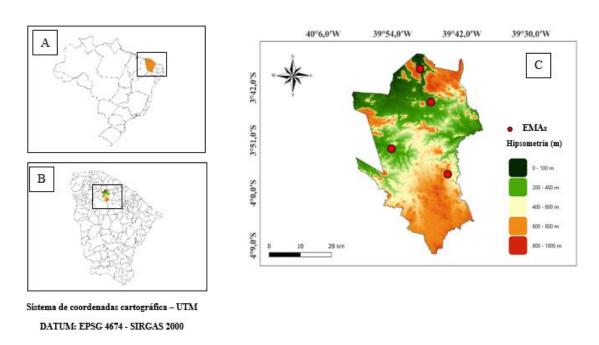
Portanto, o preenchimento de falhas de dados em estações pluviométricas torna-se essencial, no sentido de produzir dados mais confiáveis, e também, a fim de verificar qual estação meteorológica possui uma melhor representação dos dados de uma determinada região.

4. Material e Métodos

4.1 Área de Estudo

A área de estudo a ser avaliada é o município de Irauçuba, localizado no estado do Ceará, na região semiárida do Nordeste brasileiro, situada na microrregião de Sobral a 146 km de distância da capital Fortaleza, apresenta clima Tropical semiárido, sendo classificado como Aw de acordo com Köppen-Geiger. Irauçuba apresenta pluviometria média anual de 898 mm (para o ano de 2020), e média pluviométrica histórica de 463 mm, apresentando uma das menores pluviometrias médias do estado do Ceará (ARAÚJO FILHO & SILVA, 2015; FUNCEME, 2020). O Município encontra-se inserido nas seguintes coordenadas: latitude de 3°44'46" S e longitude 39°47'00" W; e 153 m de altitude (Figura 1).

Figura 1. Localização geográfica do Município de Irauçuba-CE.



Onde: A – Unidades da Federação do Brasil; B – Malha dos Municípios do Estado do Ceará; C – Mapa de Hipsometria (m) do Município de Irauçuba; EMAs - Estações Meteorológicas Automáticas.

Fonte: Autor, 2022.

As temperaturas médias anuais situam-se geralmente em 28°C, sendo que no período de fevereiro a julho ocorrem temperaturas mais amenas, em torno de 26°C, sendo o mês de junho o que apresenta o menor valor, 26,6°C (SANTOS et al., 2014; OLIVEIRA & SALES, 2015). Segundo Santos et al., (2014), Irauçuba é caracterizado por duas

estações distintas: uma seca (verão) de longa duração, compreendendo os meses de junho a dezembro, e uma outra chuvosa, predominando no período de janeiro a abril. Os mesmos autores ressaltam que o trimestre mais chuvoso acontece durante os meses de fevereiro a abril, e o trimestre menos chuvoso abrange o período de setembro a novembro.

O Município apresenta 1.466,412 km² de área territorial, com uma população estimada para o ano de 2020 de 24.305 pessoas, densidade demográfica de 15,28 hab/km², e PIB per capita de R\$ 6.665,39 (2020), sendo considerado o quinto maior na micro região imediata e centésimo octogésimo quarto (184°) maior do Estado, segundo dados do IBGE (2020).

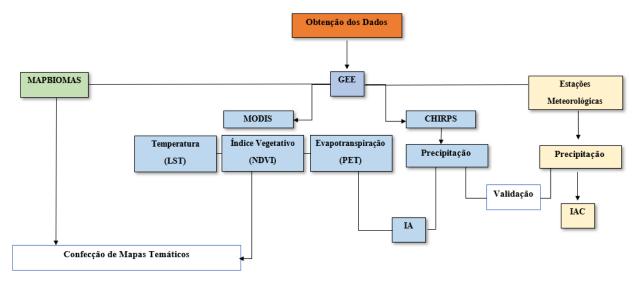
A vegetação natural predominante é a Caatinga Arbustiva Aberta, muito restrita em superfície e área, sendo esta vegetação comum em solos rasos arenosos ou ricos em cascalhos sob um longo período seco (PRADO, 2003). Os solos característicos da região são: Bruno não Cálcico, Solos Litólicos, Planossolo Solódico, Podzólico Vermelho-Amarelo (desses, a pecuária e praticada em toda extensão dos Planossolos e Luvissolos enquanto a agricultura e a extração da madeira ocupam pequenas parcelas dos Luvissolos e Litólicos). De acordo com o Instituto de Pesquisa e Estratégia Econômica do Ceará (IPECE - 2016: https://www.ipece.ce.gov.br/perfil-municipal-2016/) o relevo predominante na geomorfologia do local é marcado com Depressões Sertanejas e Maciços Residuais.

Segundo Araújo Filho & Silva (2015), Irauçuba possui cerca de 67,1% de sua área municipal voltada para a pecuária, enquanto que 12,4% são áreas destinadas a produção agrícola e os 20,5% restantes são de áreas recobertas de matas. Os mesmos autores justificam que a pecuária se destaca na região devido as extensas áreas recobertas por planossolos sob uma caatinga do tipo savana com cobertura herbácea de excelente potencial forrageiro, outro fator característico é o sistema de transumância, que serve de estação na época das chuvas para os rebanhos criados nas regiões litorâneas. Em termos econômicos, do valor total da produção agropecuária do Município, a lavoura contribui com 21,3%, a pecuária com 78,7%, uma pequena porcentagem vem da contribuição da produção de lenha, porém o dado é aparentemente insignificante (ARAÚJO FILHO & SILVA, 2015).

4.2 Fluxograma do processo metodológico a ser utilizado na pesquisa

No fluxograma (Figura 2) encontram-se os processos metodológicos a serem realizados durante a pesquisa.

Figura 2- Fluxograma do processo metodológico a ser utilizado na pesquisa.



Fonte: Autor, 2022.

4.3 Conjunto de dados

4.3.1 Dados Meteorológicos

Foram obtidos dados pluviométricos no período de 2003-2020 de uma rede de estações meteorológicas automáticas (EMAs) operadas pela Agência Nacional de Águas e Saneamento Básico (ANA: http://www.snirh.gov.br/hidroweb), sob a responsabilidade da Fundação Cearense de Meteorologia e Recursos Hídricos (FUNCEME: http://www.funceme.br). Estes dados pluviométricos foram acumulados em escala anual, e em seguida, foram usados na etapa de validação do produto CHIRPS.

As estações utilizadas encontram-se na Tabela 1 e a localização espacial destas pode ser visualizada na Figura 1, sendo a estação de Sobral (340064) utilizada apenas no processo de preenchimento de falhas das EMAs, estando localizada a 76,13 km de distância da estação de Missi, 51,84 km de distância da estação de Juá, 68,17 km de distância da estação de Irauçuba e 78,62 km de distância da estação de Boa Vista do Caxitoré (BVC).

Tabela 1. Lista das estações meteorológicas utilizadas no estudo.

Código	Estação	Lat. (°)	Long. (°)	Altitude (m)	Percentual de Falha (%)
339055	Missi	- 03 37 °	-39 49 °	99	30,09
339054	Juá	- 03 52 $^{\circ}$	-39 53 °	180	5,09
339053	Irauçuba	- 03 44 °	-39 47 °	190	2,78
340064	Sobral	- 03 73 °	-40 33 °	71	0

Onde: BVC. - Boa Vista do Caxitoré; Lat. – Latitude; Long. – Longitude.

Fonte: Autor.

Quanto ao critério de seleção das estações meteorológicas automáticas, foram selecionados os postos que possuíam no mínimo 10 anos de dados pluviométricos e que estavam localizados na região de estudo, ou, em uma de características climáticas semelhante ao Município.

4.3.2 Preenchimento de falhas de dados pluviométricos

Como observado na Tabela 1, os dados das EMAs selecionadas se mostram com percentual de falhas consideravelmente altas, logo, torna-se necessária a aplicação de técnicas de preenchimento de falhas de dados pluviométricos.

A técnica de preenchimento utilizada foi a do Método de Ponderação Regional (Equação 1) seguindo a metodologia de Ruezzene et., (2020). Segundo Silva et al., (2017), este método é bem simplificado, sendo as falhas preenchidas através de uma ponderação com base nos dados de pelo menos três postos vizinhos de regiões climatológicas semelhantes àquela do ponto de estudo.

$$y = \frac{1}{n} \left[\frac{x_1}{x m_1} + \frac{x_2}{x m_2} + \frac{x_3}{x m_3} + \dots + \frac{x_n}{x m_n} \right]$$

Eq.1

Em que,

y: é a variável que se pretende encontrar (falha a ser preenchida);

n: é o número de postos/estações utilizadas para o processo de preenchimento;

x₁, x₂, x₃: são as precipitações correspondentes ao ano que se deseja preencher, observadas nas estações vizinhas;

xm₁, xm₂, xm₃: são as precipitações médias nas estações circunvizinhas.

Após a etapa do preenchimento das falhas, analisou-se a consistência do conjunto de dados preenchidos, utilizando o Teste Dupla-Massa (DM) (Junqueira et al., 2018). Segundo Oliveira et. al, (2021), os dados da série histórica preenchida devem ser proporcionais à série à média da variável de controle, no caso, dos postos de estações vizinhas, devendo os pontos alinhar-se segundo uma linha reta.

Em seguida, verificou-se a homogeneidade entre os dados preenchidos e os observados. Onde, os resultados dos dados preenchidos foram comparados com os dados observados por meio da aplicação dos Coeficientes de Determinação (R²) e de Correlação de Pearson (r) buscando assim, a sua validação.

$$R^{2} = \left(\frac{\sum_{i=1}^{n} (x_{i} - \bar{x})(y_{i} - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n} (x_{i} - \bar{x})^{2} \sqrt{\sum_{i=1}^{n} (y_{i} - \bar{y})^{2}}}}\right)^{2}$$

Eq.2

A equação 2, representa o Coeficiente de Determinação que consiste na razão entre a soma de quadrados da regressão e a soma de quadrados total (OLIVEIRA et. al, 2021). O valor do R² pode variar entre 0 (zero) e 1 (um), sendo que, quanto mais próximo a 1, melhor é o ajuste dos dados da amostra.

$$r = \frac{\sum_{i=1}^{n} (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n} (x_i - \bar{x})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^{n} (y_i - \bar{y})^2}}$$

Eq.3

Segundo Ruezzene et al., (2021) o Coeficiente de Correlação de Pearson (Equação 3), é utilizado para avaliar o desempenho das técnicas de preenchimento de falhas, sendo aplicada a classificação de Hinkle et al., (2003) para analisar o desempenho do r (Tabela 2).

Tabela 2. Classificação do Coeficiente da Correlação de Pearson (*r*) proposta por Hinkle et al., 2003.

Classificação	r
Muito Forte	0,90 - 1,0
Forte	0,70 - 0,89
Moderado	0,50 - 0,69

Fraco	0,30-0,49
Desprezível	0,00-0,29

Fonte: Adaptado pelo Autor, Hinkle et al., (2003).

Os resultados obtidos a partir da ponderação regional foram avaliados por meio do Teste t de *Student* e dos testes de avaliação dos valores dispersivos (Erro Médio Absoluto - EMA, o Erro Relativo Médio - ERM e a Raiz do Erro Quadrático Médio - REQM).

O EMA (Equação 4) é a diferença entre os dados observados e os dados simulados, indicando que, quanto menor for o valor do erro médio absoluto, mais próximo os valores simulados são dos valores observados (MORAES, MARTON & PIMENTEL (2014); OLIVEIRA et. al, 2021).

$$EMA = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} (x_i - \bar{x})$$

Eq.4

Em que,

n: número de amostras;

 x_i : valor do estimador (falhas simuladas);

 \overline{x} : média dos valores de todas as amostras (dados observados).

$$ERM = \frac{\sum_{i=1}^{n} |x_i - \dot{x}_i|}{\sum_{i=1}^{n} |x_i - \bar{x}|}$$

Eq.5

O ERM (Equação 5) indica a significância média do erro estimado com os melhores valores aqueles mais próximos de zero (0).

Em que,

n: corresponde ao número de amostras;

xi: valor fornecido pela falha preenchida para a "i-ésima" amostra;

 \overline{x} : média dos valores de todas as amostras preenchidas;

xi: valor correto que deve ser fornecido pelo dado observado.

$$REQM = \sqrt{\frac{1}{n}} \sum_{i=1}^{n} (x_i - \bar{x})^2$$

Eq.6

O REQM (Equação 6) avalia o grau de espalhamento dos dados simulados comparados aos dados observados (OLIVEIRA et. al, 2021).

Em que,

n: corresponde ao número de amostras;

xi: valor fornecido pela técnica de preenchimento de falha;

 \overline{x} : média dos valores de todas as amostras dos valores observados.

4.4 Processamento digital dos dados

Todo o procedimento digital foi realizado na plataforma GEE e no software Qgis (versão 3.18.3 – Zürich), que consistiu nas etapas de: Pré-processamento digital dos dados, análise da interação entre os parâmetros biofísicos analisados com o processo de degradação ambiental e a confecção de mapas temáticos anuais de degradação ambiental existentes para o município de Irauçuba entre os anos de 2003 a 2020 (DALLMANN et al., 2021).

4.4.1 Recorte da área de estudo

O recorte foi feito com base no limite da área de estudo, as delimitações da área são retiradas do portal de mapas do IBGE (https://portaldemapas.ibge.gov.br), onde contém arquivos shapefile da divisão do Brasil (Estados e Municípios). Para o presente estudo é necessário o arquivo com a Malha do Ceará e através dele, um novo arquivo shapefile com o Município de Irauçuba.

Assim, faz-se o recorte da malha do Município de Irauçuba para as imagens em que foram calculados os parâmetros biofísicos.

4.4.2 Pré-processamento digital dos dados

A partir da plataforma digital GEE, foram adquiridos uma série de dados anuais referente aos anos de 2003 a 2020, relacionados à representação espacial da área de

estudo. A descrição dos produtos orbitais do sensor MODIS usados na pesquisa estão disponíveis no Quadro 2.

Quadro 2. Descrição dos produtos orbitais utilizados na pesquisa.

Produto	Descrição	Referência
MOD11A2 e	O produto fornece uma temperatura	ASTER (2018)
MYD11A2	média da superfície terrestre (LST)	
	de 8 dias em uma grade de 1200 x	
	1200 quilômetros. Cada valor de	
	pixel no MOD11A2 é uma média	
	simples de todos os pixels	
	correspondentes do MOD11A1 LST	
	coletados nesse período de 8 dias.	
	Foi aplicado um fator de 0,02 para	
	obter os valores dos dados em graus	
	Kelvin (K).	
MOD16A2 e	O produto fornece informações	QIAOZHEN MU et al.,
MYD16A2	sobre a evapotranspiração terrestre	(2014)
	global de 8 dias com resolução de	
	pixel de 1 km. Sendo a	
	evapotranspiração (PET) a soma da	
	evaporação e da transpiração da	
	planta da superfície da Terra para a	
	atmosfera. Com dados de PET de	
	longo prazo, os efeitos das mudanças	
	no clima, uso da terra e distúrbios	
	dos ecossistemas podem ser	
	quantificados.	
MOD13A3 e	Fornece uma composição média	DIDAN et al., (2015)
MYD13A3	mensal de duas imagens de 16 dias	
	com resolução espacial de 1000 m	
	oriundos dos satélites TERRA e	
	AQUA, respectivamente. As quais	

serão utilizadas para o cômputo do	
índice NDVI médio em escala	
mensal. Foi aplicado um fator de	
escala de 0,0001 para a conversão	
dos dados brutos para a faixa de	
valores de -1 a 1.	

Fonte: Adaptado pelo Autor, GEE (2022).

Através da plataforma GEE, os produtos CHIRPS e do MODIS foram redimensionados para a escala de 500 m para se coincidirem espacialmente. Dessa forma, foi realizada a homogeneização dos dados orbitais avaliados neste estudo, sendo essa uma maneira de minimizar os possíveis erros de processamento gerados durante a pesquisa.

Em seguida, através do comando (.mean) presente dentro do GEE, foi realizada uma operação aritmética de média para os dados de temperatura da superfície (LST), Evapotranspiração (ET) e ao NDVI, visando adquirir um produto único anual para cada parâmetro biofísico a ser avaliado. Posteriormente, foi realizada a reprojeção de todos os dados orbitais empregados neste estudo para o DATUM SIRGAS 2000 e o sistema de coordenadas UTM – Zona 24 S.

4.5 Análise estatística de validação dos dados do CHIRPS (Climate Hazards Center InfraRed Precipitation with Station data)

A validação é uma forma de garantir a eficácia espacial da precipitação pluvial, buscando a proximidade com os dados das EMAs. Para a validação do produto CHIRPS foram utilizados os seguintes parâmetros estatísticos: Coeficiente de Correlação de Pearson (r), Erro Médio (EM, mm), BIAS Percentual (BP, %) e Raiz do Erro Quadrático Médio (REQM, mm), conforme Silva et al., (2017), Costa et al., (2019) e Oliveira et. al, (2021).

O coeficiente r, assim como no preenchimento de falhas das estações, buscou avaliar a relação dos dados observados e os dados esperados entre o produto CHIRPS e as EMAs. Os valores do coeficiente r, tendem a variar entre -1 e 1, com correlação perfeita quando alcança o valor 1 (SILVA et al., 2017; OLIVEIRA et. al, 2021).

A partir do Erro Médio, estimou-se a diferença média existente entre os dados do CHIRPS e da estação meteorológica (SILVA et al., 2020; NAWAZ et al., 2021).

$$EM = \frac{\sum (C - E)}{N}$$

Eq.7

Em que,

C: Dados observados do produto CHIRPS;

E: Dados observados das EMAs:

N: Número total dos pontos amostrais.

O BIAS percentual representa a média dos erros individualizados, sendo utilizado no estudo para avaliar a média dos valores estimados se há ação subestimativa ou superestimativa, sendo que a correlação perfeita quando alcança o valor de zero, subestimação quando alcança valores negativos e superestimação quando são positivos (COSTA et al., 2019; SILVA et al., 2020).

$$BP = 100 * \frac{\sum (C - E)}{\sum E}$$

Eq.8

Em que,

C: Dados observados do produto CHIRPS;

E: Dados observados das EMAs.

O REQM também usado anteriormente, representa o desvio-padrão da diferença entre as medições das estações meteorológicas e as estimativas de precipitação do produto CHIRPS (PACA et al., 2020; NAWAZ et al., 2021; HSU et al., 2021).

4.6 Análise estatística de validação dos dados do MODIS (Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer)

Os resultados dos parâmetros biofísicos (Evapotranspiração, Temperatura de Superfície e NDVI), mencionados foram avaliados através da estatística descritiva fornecida pelo próprio Qgis, através de medida de tendência central, a média, e medidas de dispersão (como valores máximos e mínimos, desvio padrão - DP e o coeficiente de variação - CV). Os mapas temáticos de Evapotranspiração e NDVI foram avaliados quanto a sua variabilidade, conforme o CV (%), através do critério de classificação de

Warrick & Nielsen (1980), onde, baixa variabilidade: CV < 12%; média variabilidade: 12<CV<60% e alta variabilidade: CV>60%.

4.7 MapBiomas – Mapas de uso e cobertura da terra

Os mapas temáticos de uso e cobertura da terra assim como os dados estatísticos da área de estudo, foram obtidos na plataforma MapBiomas (disponível no site: https://mapbiomas.org) e pela plataforma GEE, no intervalo de 2003 a 2020. Através deste produto orbital, foi possível detectar as áreas que estão susceptíveis ao processo de desertificação e analisar as mudanças ambientais ocorridas durante esse intervalo de tempo.

O GEE disponibiliza as imagens para download em formato GeoTif. Já no Qgis, foi possível extrair as bandas por meio da ferramenta Raster de cada ano, e em seguida quantificou-se as áreas de cada tipo de uso da terra com base no tamanho do pixel da imagem.

No Quadro 3 descreve-se a legenda modificada de acordo com a coleção 6.0 do MapBiomas para classificação de cobertura e uso do solo e os valores dos pixels representados, a qual detém um total de 34 classes.

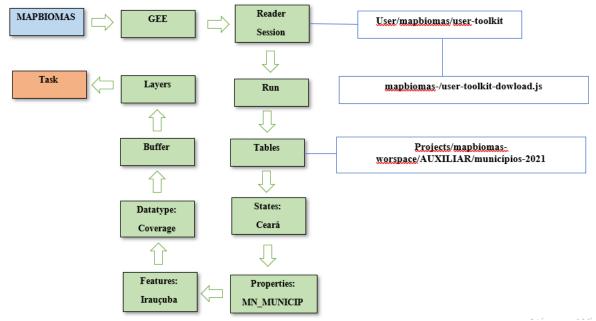
Quadro 3. Classes de cobertura e uso do solo da Coleção MapBiomas 6.0.

Coleção 6	ID	Hexadecimal	Color
		code	
1. Floresta		129912	
1.1. Formação Florestal	3	006400	
1.2. Formação de Savana	4	00ff00	
1.3. Mangue	5	687537	
1.4. Restinga Arborizada	49	6b9932	
2. Formação Natural não Florestal	10	BBFCAC	
2.1. Campo Alagado e Área Pantanosa	11	45C2A5	
2.2. Formação Campestre	12	B8AF4F	
2.3. Apicum	32	968c46	
2.4. Afloramento Rochoso	29	665a3a	
2.5. Outras Formações não Florestais	13	f1c232	
3. Agropecuária	14	FFFFB2	
3.1. Pastagem	15	FFD966	
3.2. Agricultura	18	E974ED	
3.2.1. Lavoura Temporária	19	D5A6BD	
3.2.1.1. Soja	39	e075ad	
3.2.1.2. Cana	20	C27BA0	
3.2.1.3. Arroz	40	982c9e	
3.2.1.4. Outras Lavouras Temporárias	41	e787f8	
3.2.2. Lavoura Perene	36	f3b4f1	
3.2.2.1. Café	46	cca0d4	

3.2.2.2. Citrus	47	d082de	
3.2.2.3. Outras Lavouras Perenes	48	cd49e4	
3.3. Silvicultura	9	ad4413	
3.4 Mosaico de Agricultura e Pastagem	21	fff3bf	
4. Área não vegetada	22	EA9999	
4.1. Praia, Duna e Areal	23	DD7E6B	
4.2. Área Urbanizada	24	aa0000	
4.3. Mineração	30	af2a2a	
4.4. Outras Áreas não vegetadas	25	ff3d3d	
5. Corpo D'água	26	0000FF	
5.1. Rio, Lago e Oceano	33	0000FF	
5.2. Aquicultura	31	02106f	
6. Não Observada	27	D5D5E	

Fonte: Mapbiomas, 2022 (https://mapbiomas.org/codigos-de-legenda)

Figura 3. Fluxograma para baixar arquivos da classificação MapBiomas.



Fonte: Autor, 2022.

4.8 Índice de Anomalia de Chuva (IAC)

Após o preenchimento das falhas de dados pluviométricos e a análise da consistência desses dados, foi aplicado o Índice de Anomalia de Chuva (IAC). Proposto por Van Rooy (1965), o IAC, possui uma base de cálculo relativamente simples e eficaz, sendo possível comparar o desvio da precipitação em relação à condição normal de diversas regiões por meio das equações 9a (para anomalias positivas) e 9b (para anomalias negativas):

$$IAC = +3 \frac{(P - Pmed)}{(Pmax - Pmed)}$$

Eq. 9a

$$IAC = -3 \frac{(P - Pmed)}{(Pmin - Pmed)}$$

Eq. 9b

Em que,

P = Precipitação Anual Atual (mm);

Pmed = Precipitação média anual da série histórica (mm);

Pmax = Média das dez maiores precipitações anuais da série histórica (mm);

Pmin = Média das dez menores precipitações anuais da série histórica (mm).

Esse índice assume que a distribuição da precipitação pluvial segue um modelo normal. Os desvios ou anomalias são referentes à distribuição do posto estudado, sendo essa, uma técnica utilizada para caracterizar e monitorar a variabilidade espaço-temporal pluviométrica de uma região, revelando—se eficaz para locais semiáridos, além de permitir a comparação das condições atuais de precipitação em relação aos valores históricos, servindo ainda para avaliar a distribuição espacial do evento, consoante sua intensidade (SILVA et al., 2017).

Após isso, os dados obtidos do IAC, foram classificados conforme o trabalho de Freitas (2004) e Freitas (2005), com base na proposta de Van Rooy (1965), Tabela 3.

Tabela 3 – Classes de intensidade de Índice de Anomalia de Chuva (IAC).

Faixa de IAC	Classe de Intensidade
IAC>4	Extremamente Chuvoso
2 <iac<4< td=""><td>Muito Chuvoso</td></iac<4<>	Muito Chuvoso
0 <iac<2< td=""><td>Chuvoso</td></iac<2<>	Chuvoso
IAC = 0	Normal
-2 <iac<0< td=""><td>Seco</td></iac<0<>	Seco
-4 <iac<-2< td=""><td>Muito seco</td></iac<-2<>	Muito seco
IAC<-4	Extremamente seco

Fonte: Araújo, Moraes Neto e Souza (2009).

A ordenação é feita para averiguar os períodos secos e úmidos no Município e

determinar as tendências e mudanças ocorridas, isso auxilia na compreensão das mudanças dos parâmetros biofísicos (BEZERRA, 2020).

O IAC também foi o critério utilizado para a seleção dos anos na pesquisa, sendo eles: um ano com o IAC mais elevado (2009), um ano com o IAC normal (2011) e um ano com o IAC mínimo (2012).

4.9 Índice de Aridez (IA)

Para o cálculo do índice de aridez, foi elaborada uma tabela no programa Excel contendo as informações das médias anuais de precipitação e evapotranspiração. Em seguida, foi aplicada a equação proposta pelo Programa das Nações Unidas para o Meio Ambiente (UNEP, 1992), considerando a oferta (precipitação) e demanda (ET₀) da água em nível de superfície. A UNEP definiu o IA para expressar o grau árido em áreas áridas ou semiáridas, através da equação 10:

$$IA = \frac{P}{ET0}$$

Eq.10

Em que,

Ia: índice de aridez;

P: precipitação do CHIRPS (mm/ano);

ET₀: evapotranspiração potencial do Sensor MODIS (mm/ano).

Os valores de IA foram obtidos e interpretados seguindo a metodologia proposta por Vilar e Medeiros (2019).

Em seguida, foi realizada a classificação climática com base no Conselho Nacional do Meio Ambiente (CONAMA) de n° 238, e a susceptibilidade à desertificação a partir da classificação do Plano Nacional de Combate à Desertificação, no qual contém três categorias que variam em conformidade com o índice de aridez (MATALLO JÚNIOR, 2001) ilustrada na Tabela 4A e 4B.

Tabela 4A. Classificação climática considerando o índice de aridez.

Índice de Aridez	Tipos de Clima
$IA \le 0.03$	Hiperárido (H)

$0.03 \le IA \le 0.2$	Árido (A)
$0.2 \le IA \le 0.5$	Semiárido (SA)
$0.5 \le IA \le 0.65$	Subúmido seco (SUS)
$0.65 \le IA \le 1.0$	Subúmido (SU)
IA > 1,0	Úmido (U)

Fonte: Wischmeier (1971), adaptado por Matallo Júnior (2001).

Tabela 4B. Classes de risco de desertificação a partir do índice de aridez.

Índice de Aridez	Nível de risco de desertificação
IA > 0.05	Inferior à muito alta (IMA)
0,05-0,20	Muito alta (MA)
0,21-0,50	Alta (A)
0,51 – 0,65	Moderada (M)
0,65 < IA	Superior à moderada (SM)

Fonte: Wischmeier (1971), adaptado por Matallo Júnior (2001).

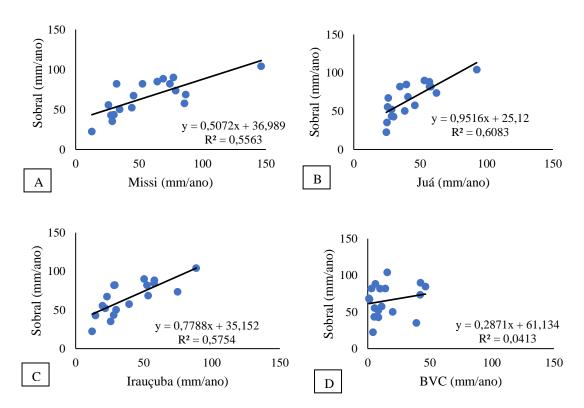
5. Resultados e Discussão

5.1 Preenchimento das falhas dos dados pluviométricos

Inicialmente os procedimentos consistiram em correlacionar os dados das estações meteorológicas de Missi, Juá, Irauçuba e Boa Vista do Caxitoré com os dados da estação meteorológica de Sobral.

Observa-se na Figura 4, os gráficos de correlação de dados de pluviosidade (mm) de cada estação utilizada com os dados da estação de Sobral, assim como suas equações de regressão (utilizadas para estimar as falhas nos dados de Sobral), bem como seus coeficientes de determinação (R²).

Figura 4 - Gráficos de correlação entre os dados de pluviosidade (mm/ano) observados e preenchidos para (A) Missi e Sobral, (B) Juá e Sobral, (C) Irauçuba e Sobral e (D) BVC e Sobral.



Fonte: Autor, 2022.

A partir dos valores obtidos para tal parâmetro (Tabela 5), verifica-se que apesar dos R² das três primeiras estações utilizadas sejam próximos, o valor do coeficiente obtido entre as estações e Juá e Sobral foi o maior, o qual explica cerca de 61% dos dados. Também pode-se observar que os valores obtidos com a correlação da estação BVC e Sobral foram bem inferiores, tal resultado pode ser explicado devido ao alto percentual

de falhas que teve de ser preenchido (33,80%). Os valores do R² indicaram percentualmente, o grau de dispersão dos dados correlacionados em função da reta, ou seja, quanto menor foi a dispersão dos dados, maior foi o seu percentual (OLIVEIRA et. al, 2021).

Tabela 5 - Resultado dos coeficientes de determinação (R²) e da Correlação de Pearson (r) a partir das Regressões Lineares aplicadas.

Estações correlacionados	\mathbb{R}^2	r
Missi e Sobral	0,56	0,75
Juá e Sobral	0,61	0,78
Irauçuba e Sobral	0,58	0,76
BVC e Sobral	0,04	0,20

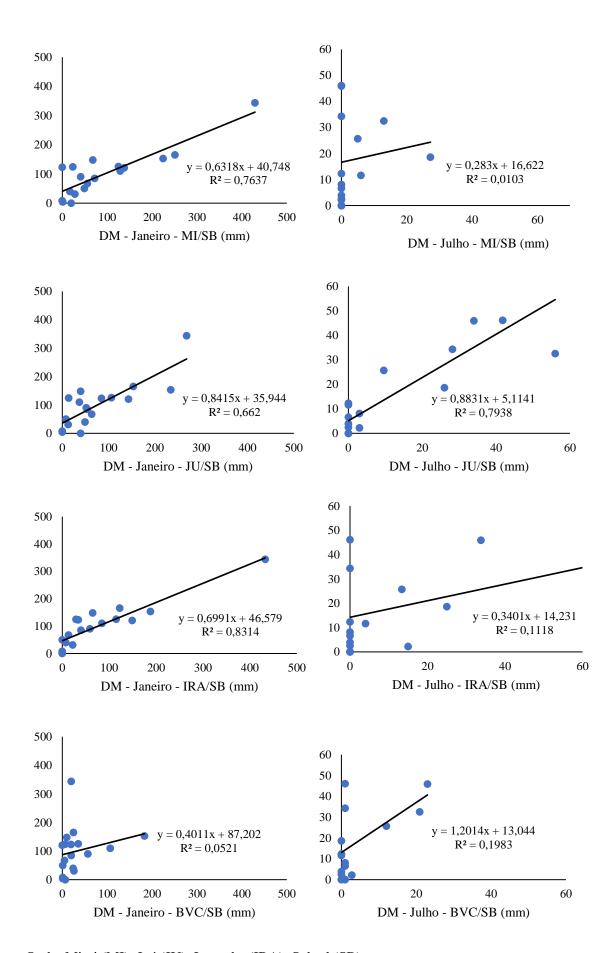
Fonte: Autor, 2022.

Os resultados da Correlação de Pearson (r) entre as estações de Missi, Juá e Irauçuba com os dados da estação de Sobral (Tabela 5) podem ser consideradas como "fortes" (entre 0,70 e 0,89), enquanto que, a correlação entre as estações de BVC e Sobral é considerada como "desprezível" (entre 0,00 e 0,29), de acordo com Hinkle et al., (2003). Novamente, os valores dos dados obtidos entre as EMAs de Juá e Sobral (r=0,78) se mostraram superiores aos coeficientes das demais estações correlacionadas.

Após o preenchimento das falhas por meio das Regressões Lineares, os resultados do Teste Dupla-Massa em escala mensal indicaram valores de R² entre 0,05 e 0,83, demonstrando que, em todos os meses, houve divergências nos preenchimentos analisados, principalmente no mês de julho. O resultado pode ser justificado devido a diferença no período chuvoso entre os municípios, sendo que Sobral (janeiro a julho) apresenta uma maior quadra chuvosa que Irauçuba (janeiro a abril).

A Figura 5 mostra, como exemplos desses resultados, o DM dos meses de janeiro e julho para as quatro estações.

Figura 5 - Resultado do Teste Dupla-Massa (DM) para os meses de janeiro e julho.



Onde: Missi (MI); Juá (JU); Irauçuba (IRA); Sobral (SB).

O resultado da avaliação da homogeneidade (Teste t de *Student*) entre os dados mensais observados e simulados estão descritos na Tabela 6.

Tabela 6 - Resultados dos escores "T" da estatística de *Student* entre os dados observados e simulados pelo modelo Ponderação Regional.

Correlação	Jan	Fev	Mar	Abr	Mai	Jun	Jul	Ago	Set	Out	Nov	Dez
MI/SB	0,631	0,029	0,450	0,840	0,563	0,256	0,007	0,099	0,000	0,331	0,376	0,073
JU/SB	0,051	0,000	0,001	0,001	0,884	0,313	0,124	0,132	0,331	0,331	0,763	0,643
IRA/SB	0,041	0,000	0,001	0,000	0,206	0,312	0,145	0,133	0,000	0,331	0,844	0,034
BVC/SB	0,003	0,000	0,000	0,000	0,026	0,000	0,004	0,188	0,004	0,424	0,929	0,288

Onde: Missi (MI); Juá (JU); Irauçuba (IRA); Sobral (SB).

Nível de Confiança de 95%

Fonte: Autor, 2022.

Os resultados da estatística de Student (Tabela 6) demonstram que em todas as simulações realizadas do teste de Ponderação Regional, os conjuntos de dados foram considerados estatisticamente homogêneos, aceitando-se a hipótese H₀ (-2,26 \leq z \leq 2,26), em um nível de confiança de 95%.

Dessa forma, é possível considerar que a técnica de preenchimento de falhas adotada e aplicada representa, com elevado grau de confiança, o comportamento das precipitações no Município de Irauçuba. Sendo assim, cabe avaliar o nível dos erros sistemáticos (valores dispersivos) para se identificar o modelo de preenchimento de falhas mais eficiente para este conjunto de dados.

A Tabela 7 traz os parâmetros da avaliação dos erros sistemáticos aplicados a ambos os conjuntos de dados (observados e simulados), os quais indicam resultados altamente satisfatórios com a capacidade de preenchimento das falhas, apesar dos valores do EMA serem bastante elevados.

Tabela 7 - Resultados dos coeficientes de erro dos valores dispersivos a partir dos preenchimentos pela Ponderação Regional.

_		Coeficiente de I	Erro
Correlação	EMA	ERM	REQM
MI/SB	0,20	-0,17	6,65
JU/SB	0,23	-0,33	8,47

IRA/SB	0,26	-0,42	9,03
BVC/SB	50,28	-0,74	16,71

Onde: Missi (MI); Juá (JU); Irauçuba (IRA); Sobral (SB).

Fonte: Autor, 2022.

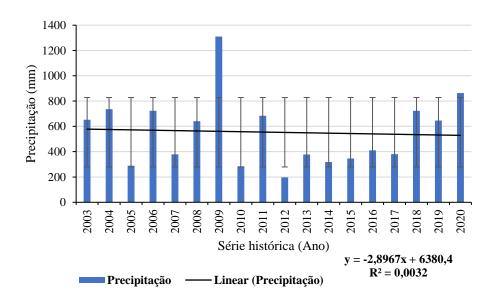
Para as três primeiras correlações, o EMA se mostrou relativamente baixo assumindo que resultados próximos a zero (0) são considerados como condição perfeita. Por outro lado, a correlação estabelecida pelas estações de BVC e Sobral continuam apontando diferenças significativas (50,28) em comparação as demais correlações. Segundo Quina et al., (2020) a média dos erros individuais é o primeiro passo na identificação das diferenças entre os conjuntos de dados (observados e simulados) e que tais erros (individuais) positivos e negativos se cancelam no somatório, o EMA, por sua vez, contorna esse problema devido que esse é menos afetado por valores anomalamente extremos (ALVES & GOMES, 2020). Este mesmo princípio foi usado para avaliar os valores do ERM e da REQM, uma vez que, à medida que seus valores aumentam, as diferenças entre os valores das falhas preenchidas igualmente aumentam (OLIVEIRA et. al, 2021).

Com base nos resultados dos conjuntos dispersivos entre os valores observados das estações, a estação meteorológica de Juá é a que melhor representa os dados pluviométricos do município de Irauçuba com base na técnica da Ponderação Regional, e que a estação BVC possui a pior representação dos dados tanto de forma mensal quanto anual, devido a discrepância dos dados, logo, a mesma foi desconsiderada para as próximas etapas da pesquisa.

5.2 Índice de Anomalia de Chuvas (IAC)

Após as etapas de seleção dos dados, análise estatística, aplicação preenchimento de falhas e a análise de consistência da série, foi possível obter um conjunto íntegro de dados anuais de precipitação para o município de Irauçuba (2003-2020). Esse conjunto de dados, de certa forma, representa bem o regime pluviométrico de Irauçuba, pois há pouca dispersão entre os dados.

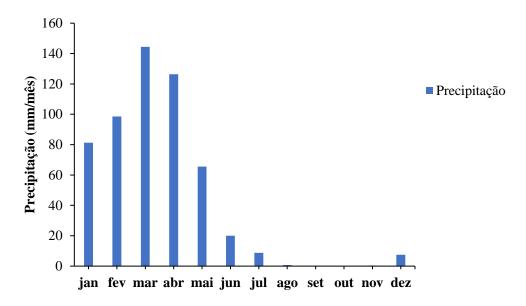
Figura 6. Média simples dos totais anuais de precipitação no período de 2003 a 2020, com dados dos postos de Missi, Juá e Irauçuba, linha de tendência linear e desvio padrão da série.



Com base nos 18 anos investigados durante a pesquisa, a precipitação atingiu um total anual médio de 553,6 mm (Figura 6). Durante esse período, a série apresentou valores máximos de 1309,8 mm no ano de 2009 e mínimos de 197,5 mm para o ano de 2012. Observa-se, que, ao longo do período avaliado, apenas o ano de 2009 se apresentou acima do limite superior do desvio padrão da série, podendo ser considerado como ano anômalo com possibilidades de grandes volumes de precipitação para região. Quanto aos valores abaixo do limite inferior da faixa do desvio padrão, totalizaram-se duas ocorrências na série, nos anos de 2010 e 2012 sendo esses anos considerados episódios anômalos para a possibilidade de baixa precipitação.

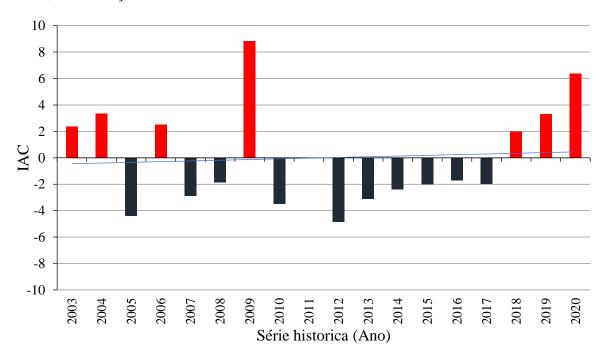
A Figura 7, contém o comportamento da precipitação média mensal da série histórica, observando-se uma sazonalidade bem definida, com período chuvoso, concentrado entre os meses de janeiro e maio (em conformidade com o IPECE, 2016), enquanto que o período seco está compreendido entre junho e dezembro, sendo fevereiro o mês de maior precipitação para período com total médio 144,4 mm, ao passo que o mês de outubro foi o mais seco, com total médio de 0,07 mm.

Figura 7. Média simples das médias mensais de precipitação no período de 2003 a 2020, com dados dos postos de Missi, Juá e Irauçuba.



Analisando o IAC elaborado para o município de Irauçuba (Figura 8), observa-se que os anos de 2003, 2004, 2006, 2009, 2018, 2019, e 2020 apresentaram IAC positivo, enquanto que foi observado o IAC negativo para os anos de 2005, 2007, 2008, 2010, 2011, 2012, 2013, 2014, 2015, 2016 e 2017. Landim, Silva & Almeida (2011) e Santos et al., (2014), ao avaliarem o índice de anomalia de chuvas no município de Irauçuba, no período de 1981-2008, obtiveram comportamento semelhante a escala de IAC para os anos de 2003 a 2008.

Figura 8. Índice de Anomalias Positivas de Chuva (IAC) para a série de totais anuais de Missi, Juá e Irauçuba.



Quanto aos anos de 2010, 2015 e 2016, notou-se que as anomalias negativas e índices IAC negativos, coincidiram com eventos positivos de El Niño nos anos respectivos. Nos últimos três anos da série analisada, a classificação do IAC foi positiva, depois de um intervalo de oito anos com o IAC negativo, quando se verificou uma alternância na intensidade de seca a chuvoso (Figura 8).

Para Silva et al., (2017), eventos climáticos levam a alteração no regime e no total pluviométrico que, dependendo da intensidade, podem resultar em secas severas, os autores ressaltam que os eventos como El Niño-Oscilação Sul (ENOS) afetam de forma significativa o regime de precipitação do Nordeste brasileiro. Isso pode ser observado no intervalo de 2010 a 2017 (Figura 8), que apresenta forte correlação com o marco da seca no Nordeste brasileiro (2012-2015). A Tabela 8 mostra a classificação dos totais anuais do Município de Irauçuba segundo o IAC.

Tabela 8. Classificação dos totais anuais da série temporal de Missi, Juá e Irauçuba segundo o IAC.

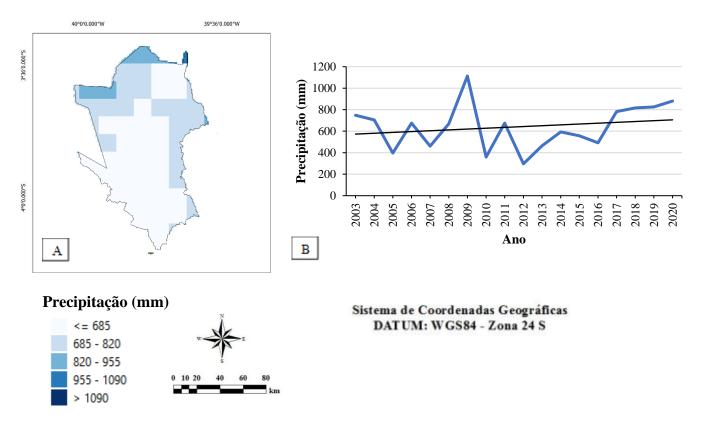
Anos	Classificação
2009 e 2020	Extremamente Chuvoso
2003, 2004, 2006 e 2019	Muito Chuvoso
2018	Chuvoso
2011	Normal
2008, 2015, 2016 e 2017	Seco
2007, 2010, 2013 e 2014	Muito Seco
2005 e 2012	Extremamente Seco

Fonte: Autor, 2022.

5.3 Validação do produto CHIRPS

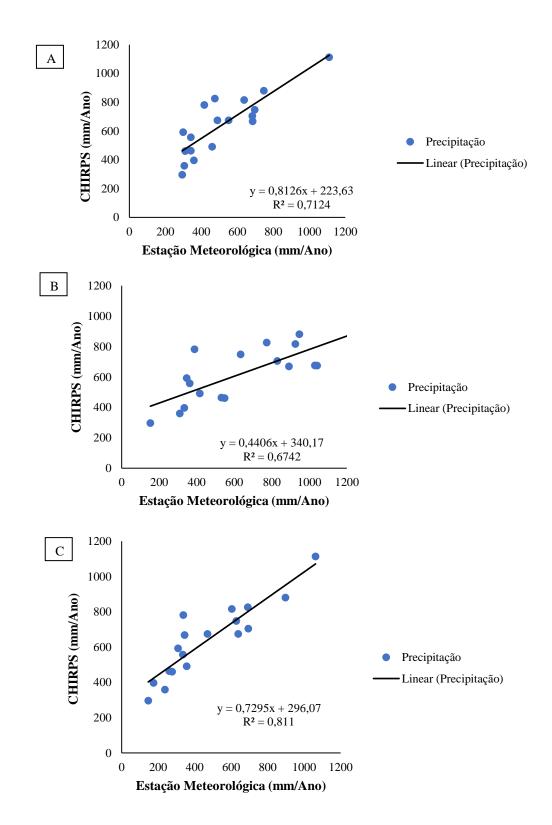
A Figura 9 representa a média da distribuição espacial (A) e temporal (B) das mudanças da Precipitação (CHIRPS), para o Município de Irauçuba-CE, através da rotina de programação implementada dentro da plataforma digital do GEE. Em seguida, após o processo de preenchimento das falhas das estações meteorológicas, os dados das EMAs selecionadas (Missi, Juá e Irauçuba) foram utilizados na etapa de validação espaçotemporal do CHIRPS, usando os dados pluviométricos na forma de parâmetros estatísticos referentes a área de estudo analisada, sendo esses valores apresentados respectivamente na Tabela 6 e Figura 10.

Figura 9. Monitoramento da distribuição espacial (A) e temporal (B) das mudanças da Precipitação (CHIRPS), do Município de Irauçuba-CE para a série histórica de 2003 a 2020.



Com base no Coeficiente de correlação de Pearson (r), observa-se que houve uma maior correlação entre os dados do CHIRPS e a estação de Irauçuba (0,90), a estação de Juá também apresentou uma boa correlação entre os dados (0,84), enquanto que o menor r foi observado na correlação dos dados da estação de Missi (0,82). Com base na classificação de Hopkins (2009), as três estações meteorológicas apresentaram uma correlação muito alta de seus dados. Os resultados são similares aos encontrados no trabalho de Paredes-Trejo et al., (2017), que determinaram uma correlação de muito alta a quase perfeita, (r entre 0,87 e 0,93) em uma escala mensal para as regiões do bioma Caatinga.

Figura 10. Representação gráfica da variação dos dados CHIRPS de acordo com a estação meteorológica: Missi (A), Juá (B) e Irauçuba (C).



Os valores do BIAS percentual variaram entre -20,00% e 6,2%, indicando boa performance do CHIRPS em detectar a precipitação espacialmente. É possível observar que houve superestimação da estação de Missi e subestimação dos dados de Juá e Irauçuba (SHRESTHA et al., 2017; SILVA et al., 2020). Costa et al., (2019), também

obtiveram superestimação em seus trabalhos sobre validação dos dados do CHIRPS no Brasil (indicando uma superestimativa de 3% do dado CHIRPS em relação aos dados do INMET/CPTEC, apresentando 97% de coeficiente de determinação entre a base de dados).

Tabela 9. Análise dos parâmetros estatísticos usados na validação espacial do CHIRPS.

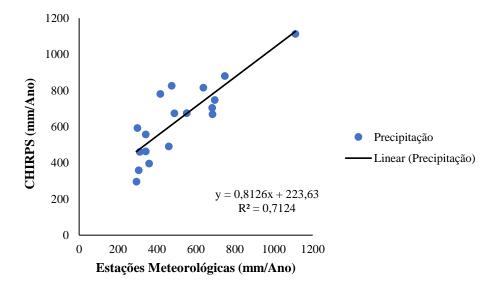
Estação	r	BP	REQM	Willmott	Altitude
Missi	0,82	6,2	26,84	0,99	99
Juá	0,84	-20,00	12,05	0,95	180
Irauçuba	0,90	-26,41	28,03	0,92	190

Em que: R^2 - coeficientes de determinação; r – Coeficiente de Correlação de Pearson; BP – Bias Percentual; REQM -- Raiz Quadrada do Erro Médio.

O REQM dos dados de precipitação obtidos pelo CHIRPS variou entre 12,05 mm/ano e 28,03 mm/ano. De acordo com a Tabela 6, o desvio-padrão dos dados orbitais diferiram dos dados das estações meteorológicas em no máximo 28,03 mm/ano. Os resultados são similares aos encontrados por Costa et al., (2019) que ao avaliarem o CHIRPS alcançaram a média de 15 mm em 183 estações meteorológicas do Brasil.

Ao analisar de forma conjunta os dados utilizados no processo de validação espacial observa-se que o CHIRPS apresentou valores médios de r, BP, REQM e Willmont de 0,89, -13,40 mm/ano, 22,31 mm/ano e 0,98 respectivamente (Figura 11). Os resultados demonstraram uma boa aplicabilidade do CHIRPS para estudos ambientais em multiescala, podendo-se afirmar que o CHIRPS apresenta uma boa correlação com dados medidos em campo através das estações meteorológicas (HINRICHS et al., 2019; BRITO, 2020).

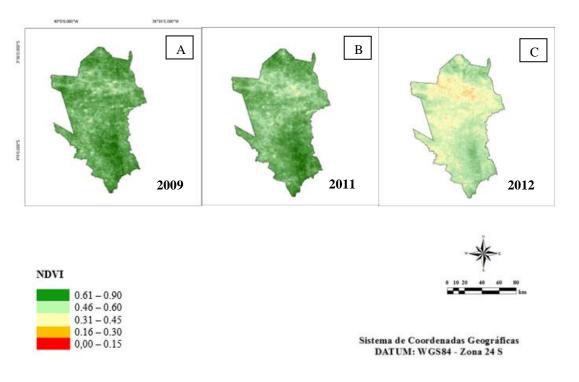
Figura 11. Correlação média anual entre os dados do CHIRPS e os dados das estações meteorológicas utilizadas no estudo.

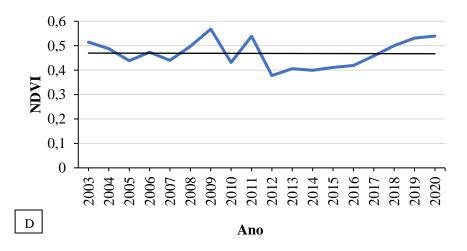


5.4 Índice de Vegetação (NDVI)

A Figura 12(A, B, C e D) corresponde ao índice de vegetação (NDVI) sobre as imagens orbitais referentes à área de estudo nos três anos considerados (2009, 2011 e 2012). Os valores de NDVI estimados foram divididos em cinco classes, de acordo com a proteção oferecida ao solo pela cobertura vegetal.

Figura 12. Monitoramento da distribuição espacial (A, B, C) e temporal (D) do Índice de vegetação (NDVI), para o Município de Irauçuba-CE.





O ano de 2009 apresentou maior NDVI (Figura 12A) em relação às demais, e como consequência maior valor médio de 0,57 como mostra a Tabela 10, isso se deve ao fato de 2009 ter sido um ano considerado extremamente chuvoso, com precipitação acumulada de 1309,8 mm/ano (Figura 6). Observa-se também, que o valor mínimo foi o menor em relação aos demais, de 0,08, enquanto que para os demais anos o valor mínimo chegou a 0,10 para o ano de 2011 e 0,12 para o ao de 2012. Landim, Silva & Almeida (2011) e Santos et al., (2014), ao avaliarem a vegetação em um estudo realizado no Município de Irauçuba, constataram que a resposta do NDVI foi maior conforme o aumento da precipitação.

Tabela 10. Parâmetros estatísticos e variabilidade quantitativa e espaço-temporal do Índice de Vegetação Normalizada (NDVI) no Município de Irauçuba-CE, região semiárida do Nordeste do Brasil.

Ano	Min	Max	Média	DP	CV (%)
2009	0,08	0,76	0,57	0,06	10,53
2011	0,10	0,75	0,54	0,06	11,11
2012	0,12	0,65	0,38	0,06	15,79

Onde: Min – Mínimo; Max – Máximo; DP – Desvio Padrão; CV – Coeficiente de Variação.

Conforme a Tabela 6, observamos que o desvio padrão dos três anos foi o mesmo, e que ano de 2009 apresentou a menor variabilidade temporal com CV de 10,53%, porém a variabilidade nos demais anos, não se diferenciam muito, em torno de 5,26% entre o menor e o maior valor de 2009 a 2012. Ao comparar os anos de 2009 e 2011, percebe-se

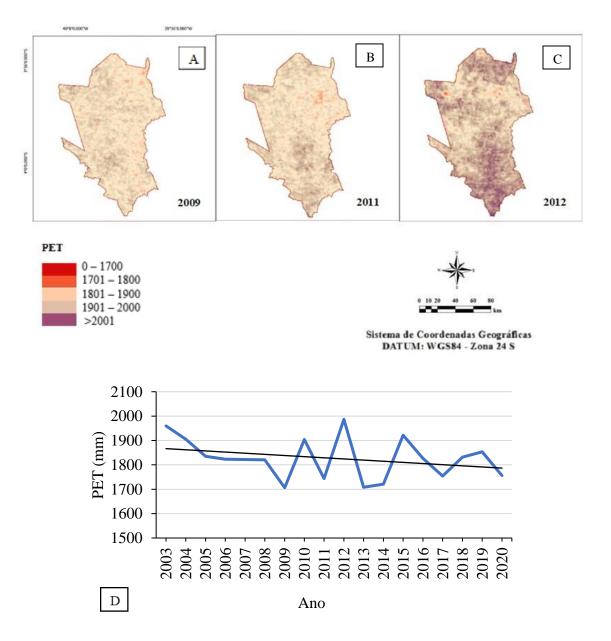
que não há uma diferença significativa nos dados dos respectivos anos, tanto nas imagens quanto nos parâmetros estatísticos, mesmo com o fato de 2009 ter sido considerado um ano extremamente chuvoso e 2011 ser considerado um ano normal.

Quando analisamos os anos de 2009, 2011 e 2012, percebe-se que o ano de 2012 apresentou a menor cobertura vegetal (Figura 12C) em relação às demais, e como consequência menor valor médio de 0,38 nos pixels da imagem, como mostra a Tabela 7, isso se deve ao fato que foi um ano considerado como extremamente seco, com precipitação acumulada de 197,5 mm/ano (Figura 6). Segundo Santos et. al (2014) o resultado também está associado às áreas onde houve a retirada da cobertura vegetal para diversos fins, contribuindo para a alteração da paisagem e promovendo o processo de desertificação e/ou degradação ambiental no Município de Irauçuba. Apenas o ano de 2012, obteve média variabilidade para o parâmetro NDVI, enquanto que 2009 e 2011 obtiveram baixa variabilidade.

5.5 Evapotranspiração (PET)

A Figura 13(A, B, C e D) corresponde a evapotranspiração (PET) sobre as imagens orbitais referentes à área de estudo nos três anos considerados (2009, 2011 e 2012). Os valores da PET estimados foram divididos em cinco classes, de acordo com a projeção oferecida na lógica da equação de Penman-Monteith, que inclui entradas de dados meteorológicos diários de reanálise junto com produtos de dados de sensoriamento remoto do sensor MODIS (ASTER, 2018).

Figura 13. Monitoramento da distribuição espacial (A, B, C) e temporal (D) da Evapotranspiração (PET), para o Município de Irauçuba-CE.



Diferente do NDVI, O ano de 2009 apresentou menor taxa de Evapotranspiração (Figura 13A) em relação às demais, e como consequência menor valor médio de 1706,7 mm/ano como mostra a Tabela 11. A evapotranspiração é um dado biofísico que apresenta correlação com os dados de cobertura vegetal e precipitação conforme Viana, Gonçalves & Rotunno Filho (2013). Apesar dos mesmos autores constatarem que há uma demora na percepção do efeito dessa correlação (cobertura-precipitação-evapotranspiração), o resultado também pode ser explicado pelo alto volume de água na região no ano de 2009 (Figura 6). Landim, Silva & Almeida (2011) e Santos et al., (2014), também observaram o efeito da interação entre o aumento da precipitação e a maior

resposta da cobertura vegetal ao avaliarem a vegetação em um estudo realizado no Município de Irauçuba.

Tabela 11. Parâmetros estatísticos e variabilidade quantitativa e espaço-temporal da Evapotranspiração (PET), em mm, para o Município de Irauçuba-CE, região semiárida do Nordeste do Brasil.

Ano	Min	Max	Média	DP	CV (%)
2009	1019,7	2206,1	1706,7	166,4	9,75
2011	1023,3	2300,2	1742,8	184,2	10,57
2012	876,8	2641,6	1986,1	240,8	12,12

Onde: Min – Mínimo; Max – Máximo; DP – Desvio Padrão; CV – Coeficiente de Variação.

O ano de 2012 apresentou maior taxa de Evapotranspiração (Figura 13C) em relação aos três anos selecionados, e como consequência maior valor médio de 1986,1 mm/ano nos pixels da imagem, como mostra a Tabela 11. Assim como no ano de 2009, a precipitação deve ter afetado a evapotranspiração, isso se deve ao fato de 2012 ter sido um ano considerado como extremamente seco, com precipitação acumulada de 197,5 mm/ano (Figura 6). Para Santos et. al (2014) o resultado também está associado a retirada da cobertura vegetal para diversos fins, contribuindo para a alteração da paisagem e promovendo o aumento da evapotranspiração na região. Observa-se também, que o valor mínimo foi o menor em relação aos demais, de 876,8 mm/ano enquanto que para os demais anos o valor mínimo chegou a 1019,7 mm/ano para o ano de 2009 e 1023,3 mm/ano para o ao de 2012.

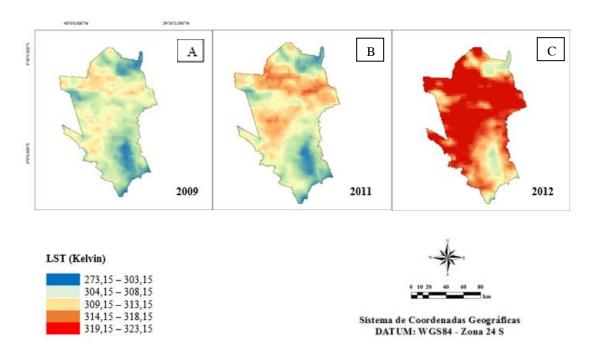
Conforme a Tabela 11, observamos que o ano de 2012 apresentou os maiores valores para os parâmetros de desvio padrão e de variabilidade, com 240,8 e 12,12% respectivamente, porém houve baixa variabilidade assim como nos demais anos conforme a classificação do CV. O desvio padrão se diferenciou significantemente em ambas as analises, com diferença de 74,4% entre o menor e o maior valor de 2009 a 2012. Ao comparar os anos de 2009 e 2011, percebe-se que há uma diferença nos dados dos respectivos anos, tanto nas imagens quanto nos parâmetros estatísticos, mesmo com o fato de 2009 ter sido considerado um ano extremamente chuvoso e 2011 ser considerado um ano normal.

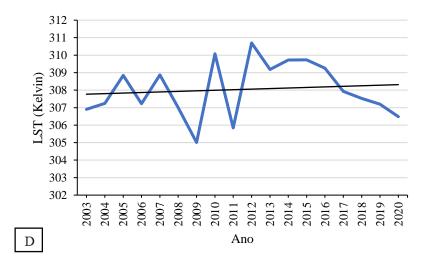
5.6 Temperatura de Superfície (LST)

A Figura 14(A, B, C e D) corresponde a temperatura de Superfície Terrestre (LST) sobre as imagens orbitais referentes à área de estudo nos três anos considerados (2009, 2011 e 2012). Os valores de LST estimados foram divididos em cinco classes, de acordo com o período de composição de 8 dias escolhido, juntamente com as faixas de temperatura da superfície diurna e noturna e suas camadas de indicador de qualidade (ASTER, 2018).

A LST também é um dado biofísico que apresenta correlação com a cobertura vegetal, precipitação e evapotranspiração, fato que é observado nas imagens anteriores, onde o ano de 2009 apresentou maior precipitação, havendo maior cobertura vegetal e menor evapotranspiração, por consequência observamos que menores temperaturas estão associadas a maiores precipitações no Município (SILVA, 2021).

Figura 14. Monitoramento da distribuição espacial (A, B, C) e temporal (D) da temperatura da superfície terrestre (LST) em graus Kelvin, para o Município de Irauçuba-CE.





O ano de 2009 apresentou menor temperatura de superfície (Figura 14A) em relação às demais, e como consequência menor valor médio de 305,3 K como mostra a Tabela 12. Observa-se também, que o valor mínimo foi o menor em relação aos demais, de 300,4 K enquanto que para os demais anos o valor mínimo chegou a 300,5 K para o ano de 2011 e 303,4 K para o ao de 2012. Silva (2021) trabalharam com a LST a partir do GEE para avaliarem a bacia hidrográfica do Alto Rio Jequitinhonha e também encontraram uma faixa de temperatura similar em graus Celsius.

Tabela 12. Parâmetros estatísticos e espaço-temporal da Temperatura de Superfície (LST), em graus Kelvin, para o Município de Irauçuba-CE, região semiárida do Nordeste do Brasil.

Ano	Min	Max	Média	DP
2009	300,4	308,8	305,3	85
2011	300,5	310,8	306,4	111
2012	303,4	315,6	310,9	125,5

Onde: Min – Mínimo; Max – Máximo; DP – Desvio Padrão.

O ano de 2012 apresentou maior temperatura (Figura 14C) em relação aos três anos selecionados, e como consequência maior valor médio de 310,9 K nos pixels da imagem, como mostra a Tabela 12. Assim como no ano de 2009, o alto volume de chuvas deve ter afetado o dado biofísico, isso se deve ao fato de 2012 ter sido um ano considerado como extremamente seco, com precipitação acumulada de 197,5 mm/ano (Figura 6).

Para Santos et. al (2014) o resultado associa-se a remoção da cobertura vegetal para diversos fins, levando a alteração da paisagem e promovendo o aumento da evapotranspiração na região. Partindo disto, Aragão et al., (2007) citam que o aumento da temperatura tem relação direta com os processos de conversão da cobertura florestal para outros usos como a agricultura, pecuária e extração madeireira, o que deixam boa parte do solo exposto.

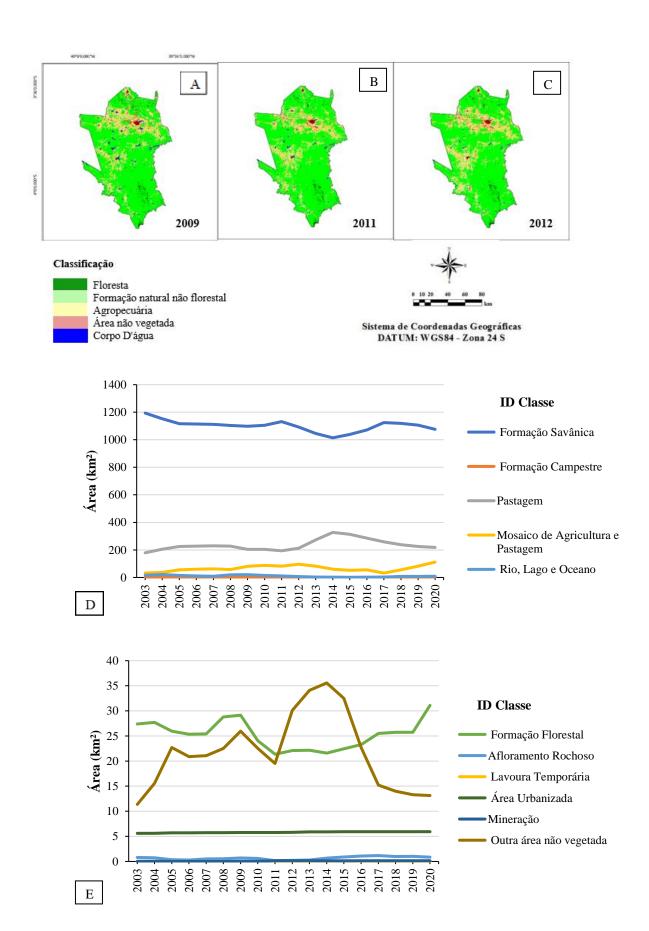
Conforme a Tabela 12, observamos que o ano de 2012 apresentou o maior valor para o desvio padrão de 125,5, enquanto que 2009 e 2011 obtiveram DP de 85 e 111 respectivamente. Percebe-se que há pouca diferença nos dados dos anos de 2009 e 2011, tanto nas imagens quanto nos parâmetros estatísticos mesmo com a diferença na classificação do IAC, com exceção do desvio padrão, que o ano de 2011 foi superior.

5.7 Classificação MapBiomas

A Figura 15 mostra a evolução do uso e cobertura do solo, para série histórica de 18 anos para o Município de Irauçuba-CE. A partir da confecção dos mapas foi possível avaliar os tipos de classes da cobertura do solo tais como: Floresta, Formação natural não florestal, Agropecuária, Área não vegetada e Corpo d´água, sendo essa legenda adaptada seguindo a versão 6.0 do MapBiomas.

O ano de 2011 apresentou a maior cobertura florestal dos três anos avaliados, com 78% de sua área recoberta, sendo 1132,3 km² de formação savânica e 21,36 km² de formação florestal (Figura 15D e 15E). No mesmo ano, as áreas voltadas para o setor agropecuário ocupavam 19% da área total do Município, sendo destinada para pastagem, agricultura local e lavouras temporárias. As áreas não vegetadas compreenderam as paisagens de centros urbanos e atividades de mineração, que ocupavam 2% da área total de Irauçuba em 2011. Apenas 1% do território representaram corpos d'água, como rios e lagos.

Figura 15. Monitoramento da distribuição espacial (A, B e C) temporal (D e E) das mudanças do uso e cobertura do solo, para o Município de Irauçuba-CE, classificado pelo projeto MapBiomas.



No ano de 2009 a cobertura florestal era de 77% de sua área recoberta, sendo 1104,08 km² de formação savânica e 29,15 km² de formação florestal (Figura 15D e 15E). As áreas voltadas para o setor agropecuário ocupavam 20% da área total do Município, havendo redução dessas entre 2009 e 2011. As áreas não vegetadas já ocupavam 2% da área total de Irauçuba em 2009, não havendo resposta aparente entre os anos, porém no mesmo, estas ocupavam 31,74 km² e em 2011 25,41 km². Apenas 1% do território representou corpos d´água, como rios e lagos. Campos et. al (2015) observaram um aumento na degradação no estado do Ceará devido ao aumento no número de máquinas e implementos agrícolas, o crescimento da área destinada à agropecuária e a consequente redução da área ocupada com matas e florestas nos estabelecimentos agropecuários.

O ano de 2012 apresentou a menor cobertura florestal dos três anos analisados, com cerca de 76% de sua área recoberta, sendo 1092,4 km² de formação savânica e 22,09 km² de formação florestal, entre o ano de 2011 e 2012, houve decréscimo de 2% se comparado entre datas (Figura 15D e 15E). As áreas voltadas para o setor agropecuário ocupavam 21% da área total do Município, havendo aumento entre 2009 e 2012. As áreas não vegetadas permaneceram em 2% da área total de Irauçuba em 2012, sendo que houve aumento das paisagens urbanizadas para 36,04 km². Apenas 1% do território representam corpos d'água, como rios e lagos. Segundo Silva & Pacheco (2016) uma das causas da degradação na região é devido o desmatamento, que além de comprometer a biodiversidade deixa os solos descobertos e expostos à erosão ocorreram como resultado das atividades econômicas, o que pode ser observado na redução da área original e a ampliação das áreas voltadas para a atividade humana.

Como descrito anteriormente os três anos apresentaram apenas 1% de sua área total composta por corpos d'água, porém como observado nas Figuras 15 (A, B e C) a coloração azulada recobre uma maior parte da área, isso se deve pela redução gradativa desses corpos no decorrer dos anos. No ano de 2009 essas áreas ocupavam cerca de 20,43 km², em 2011 esse valor foi para 11,42 km², e em 2012 era apenas 6,79 km². Houve grande volume de precipitação no ano de 2009, o que deve ter resultado na formação de novos corpos, o que difere de 2012, onde os volumes de chuva foram menores.

Como observado, a classificação MapBiomas mostrou resultados semelhantes com os índices biofísicos (CHIRPS, NDVI, PET e LST). Constatou-se que o Município de Irauçuba vem ampliando seus espaços urbanizados e suas áreas de exploração agrícola,

substituindo a mata nativa por áreas de exploração antrópica, tornando essas áreas improdutivas, possibilitando o aumento da degradação ambiental (SILVA, 2020).

5.8 Índice de Aridez (IA)

De posse dos dados de precipitação e evapotranspiração foi possível obter o índice de aridez, a classificação climática e o nível de susceptibilidade a desertificação para a série histórica do Município de Irauçuba (Tabela 13). Nos 18 anos avaliados, o IA variou de 0,149 – 0,652, sendo o maior valor obtido no ano de 2009, e o menor no ano de 2012. Com base na Classificação climática (CC), apenas o ano de 2009 foi classificado como subúmido, e os anos de 2010 e 2012 como árido, os demais anos foram classificados como semiárido. Quanto ao Nível de Susceptibilidade (NS), a maior parte dos anos avaliados possuíam o risco alto a desertificação, apenas os anos de 2009 (Moderado), 2010 e 2012 (Muito alta) que apresentaram classificações distintas.

Tabela 13. Índice de Aridez (IA), Classificação climática (CC), Nível de Susceptibilidade (NS) para a série histórica do município de Irauçuba-CE no período de 2003 a 2020.

Ano IA		CC	NS	
2003	0,381	Semiárido	AL	
2004	0,370	Semiárido	AL	
2005	0,216	Semiárido	AL	
2006	0,370	Semiárido	AL	
2007	0,252	Semiárido	AL	
2008	0,367	Semiárido	AL	
2009	0,652	Subúmido	M	
2010	0,189	Árido	MA	
2011	0,387	Semiárido	AL	
2012	0,149	Árido	MA	
2013	0,271	Semiárido	AL	
2014	0,344	Semiárido	AL	
2015	0,289	Semiárido	AL	
2016	0,269	Semiárido	AL	
2017	0,445	Semiárido	AL	
2018	0,445	Semiárido	AL	
2019	0,445	Semiárido	AL	

2020 0,501 Semiárido AL

Onde: AL – Alta; MA – Muito Alta; M - Moderada.

Fonte: Autor, 2022.

Estudos como o de Vilar & Medeiros (2010) em Pernambuco, de França, Medeiros & Araújo (2015) também em Pernambuco e de França et. al (2020) em Sergipe, corroboram com os resultados deste estudo.

6. Conclusões

O preenchimento de falhas dos dados pluviométricos foi essencial para análise do comportamento do regime de precipitação, possibilitando uma melhor representação dos dados de chuva do Município de Irauçuba;

O melhor preenchimento de falhas foi observado entre a correlação de Juá/Sobral com R² de 0,51 e 0,78 do Índice de correlação de Pearson (r);

O Índice de anomalia de chuvas (IAC) possibilitou a classificação dos totais anuais da série temporal, permitindo identificar casos de anomalias na precipitação da série histórica, sendo o ano de 2009 classificado como extremamente chuvoso, 2011 considerado como normal e 2012 um ano extremamente seco;

A partir dos dados de precipitação das estações meteorológicas, foi possível validar os dados do produto CHIRPS para a região, sendo a estação de Irauçuba (339053) a que apresentou melhor R² de 0,81 e 0,90 de Índice de Correlação de Pearson (r);

Com o uso da ferramenta GEE, foi possível quantificar espacialmente os parâmetros biofísicos, obtendo a variabilidade das tendências espaço-temporais relacionadas ao processo de desertificação por meio de índices como NDVI, Evapotranspiração e Temperatura de superfície para o Município de Irauçuba em um período de 18 (dezoito) anos;

A ferramenta MapBiomas foi bastante precisa em mensurar de forma gráfica e estatística as mudanças na ocupação do solo para os anos selecionados;

Através do Índice de aridez (IA) foi possível acompanhar o nível de susceptibilidade ao processo de desertificação ao longo da série histórica, sendo a maioria classificada como Alta (AL) tendo o clima da região caracterizado como semiárido;

Por fim, a metodologia empregada durante a pesquisa se mostrou uma tecnologia sustentável de baixo custo econômico, eficaz e de fácil acesso, que possibilitou a criação de um aporte científico para futuros trabalhos na região, além de poder agregar conhecimento para estudos de degradação ambiental.

Referências

ABREU, T. C. de. Aplicação do Índice de Aridez e Índice de Vegetação por diferença normalizada para análise da susceptibilidade à desertificação no município de Irauçuba—CE. 2018.

ACCIOLY, L. J. O. Degradação do solo e desertificação no Nordeste do Brasil. Embrapa Solos-Artigo de divulgação na mídia (INFOTECA-E), 2010.

AGUIAR, D. A.; MELLO, M. P.; NOGUEIRA, S. F.; GONÇALVES, F. G.; ADAMI, M.; RUDORFF, B. F. T. MODIS Time Series to Detect Anthropogenic Interventions and Degradation Processes in Tropical Pasture. **Remote Sensing**, v. 9, n. 1, p. 73, 2017. DOI: 10.3390/rs9010073.

ALVES, L. E. R.; GOMES, H. B. Validação da imputação múltipla via Predictive Mean Matching para preenchimento de falhas nos dados pluviométricos da Bacia do Médio São Francisco. **Anuário do Instituto de Geociências**, v. 43, n. 1, p. 199-206, 2020.

ANDRADE, R. G., RODRIGUES, C. A. G., SANCHES, I. D. A., TORRESAN, F. E., & QUARTAROLI, C. F. Uso de técnicas de sensoriamento remoto na detecção de processos de degradação de pastagens. **Revista Engenharia na Agricultura-Reveng**, v. 21, n. 3, p. 234-243, 2013.

ARAGÃO, L. E. O. C; MALHI, Y.; ROMAN-CUESTA, R. M.; SAATCHI, S.; ANDERSON, L.O.; SHIMABUKURO, Y. E. Spatial patterns and fire response of recente Amazonian droughts. **Geophysical Research Letters**, v. 34, n. 7, p.1-5, 2007.

ARAÚJO FILHO, J. A.; DA SILVA, N. L. Impactos e mitigação do antropismo no núcleo de desertificação de Irauçuba, CE. Embrapa Caprinos e Ovinos- Capítulo em livro científico (ALICE), 2015.

ARAÚJO, L. E.; MORAES NETO, J. M.; SOUSA, F. A. S. Classificação da precipitação anual e da quadra chuvosa da bacia do rio Paraíba utilizando índice de Anomalia de Chuva (IAC). **Ambi-Água**, v. 4, n. 3, p. 93-110, 2009.

ASTER Mount Gariwang image from 2018 was retrieved on YYYY_MM_DD from https://lpdaac.usgs.gov, maintained by the NASA EOSDIS Land Processes Distributed Active Archive Center (LP DAAC) at the USGS Earth Resources Observation and Science (EROS) Center, Sioux Falls, South Dakota.

2018, https://lpdaac.usgs.gov/resources/data-action/aster-ultimate-2018-winter-olympics-observer/.

AYELE, G. T.; TEBEJE, A. K.; DEMISSIE, S. S.; BELETE, M. A.; JEMBERRIE, M. A.; TESHOME, W. M.; MENGISTU, D. T.; TESHALE, E. Z. Time Series Land Cover Mapping and Change Detection Analysis Using Geographic Information System and Remote Sensing, Northern Ethiopia. Air, **Soil and Water Research**, v. 11, p. 1-18, 2018. DOI: https://doi.org/10.1177/1178622117751603.

BARBOZA, E. N.; NETO, F. C. B.; CAIANA, C. R. A. Sensoriamento Remoto aplicado à análise do fenômeno de Ilhas de Calor Urbano na cidade de Vitória, Espírito Santo. **Research, Society and Development**, v. 9, n. 6, p. e187963655-e187963655, 2020.

BEZERRA, A. C. Mudanças ambientais no estado de Pernambuco / Alan Cézar Bezerra. - 2020. 142 f.: il. Tese (Doutorado) - Universidade Federal Rural de Pernambuco, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Agrícola, Recife, 2020.

BEZERRA, J. M., MOURA, G. B. D. A., SILVA, B. B. D., LOPES, P. M., & SILVA, Ê. F. D. F. Parâmetros biofísicos obtidos por sensoriamento remoto em região semiárida do estado do Rio Grande do Norte, Brasil. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v. 18, p. 73-84, 2014.

BEZERRA, M. V. C.; SILVA, B. B. DA; BEZERRA, B. B. Avaliação dos efeitos atmosféricos no albedo e NDVI obtidos com imagens de satélite. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v.15, p.709-717, 2011.

BRASIL. Ministério do Meio Ambiente. 2016. 5º Relatório Nacional para a Convenção sobre diversidade biológica. **Série Biodiversidade**, v. 50. Brasília.

BRASIL. Ministério do Meio Ambiente. 2017. Caatinga. Brasília.

BRITO, S. S. B.; CUNHA, A. P. M. A.; CUNNINGHAM, C. C.; ALVALÁ, R. C.; MARENGO, J. A.; CARVALHO, M. A. Review: Frequency, duration and severity of drought in the Semiarid Northeast Brazil region. **International Journal of Climatology**, v. 38, n. 2, p. 517-529, 2018. DOI: https://doi.org/10.1002/joc.5225.

BRITO, C. S. D. (2020). Monitoramento da seca meteorológica usando dados de precipitação estimados de alta resolução espacial e de longo prazo.

CABALLERO, C. B., OGASSAWARA, J. F., DORNELES, V. R., & NUNES, A. B. (2018). A precipitação pluviométrica em Pelotas/RS: tendência, sistemas sinóticos associados e influência da ODP (The rainfall in Pelotas/RS: trend, associated synoptic systems and PDO influence). **Revista Brasileira de Geografia Física**, 11(4), 1429-1441.

CAMPOS, S. A. C., FERREIRA, M. D. P., COELHO, A. B., & DE LIMA, J. E. Degradação ambiental agropecuária no bioma Caatinga. **Revista Econômica do Nordeste**, 46(3), 155-170. 2015.

CAVALCANTI, A. D. C.; RODAL, M. J. N.; SAMPAIO, E. V. S. B.; COSTA, K. C. C. Mudanças florísticas e estruturais, após cinco anos, em uma comunidade de Caatinga no estado de Pernambuco, Brasil. **Acta Botânica Brasílica**, São Paulo, v.23, n.4, p.1210-1212, 2009.

COSTA, J. G. J.; GOMES, S.P.; SOUSA, G. G.; CONRADO, J. A. A.; ALBUQUERQUE, A. L. B.; PIMENTEL, P. G.; CARDOSO, A. R.; SOUSA, H. C. Crescimento e trocas gasosas em milheto sob diferentes doses e fontes de nitrogênio. **Research, Society And Development**, v. 9, p. 1-19, 2020.

COSTA, J., PEREIRA, G., SIQUEIRA, M. E., CARDOZO, F.; DA SILVA, V. V., 2019. Validação dos dados de precipitação estimados pelo CHIRPS para o brasil. **Revista Brasileira de Climatologia** 24, 228-243.

COSTA, V. A. S. Fungos da caatinga e seu potencial na promoção da fertilidade do solo de áreas em processo de desertificação. 2021.

CUNHA, A. P. M.; ALVALÁ, R. C.; NOBRE, C. A.; CARVALHO, M. A. Monitoring vegetative drought dynamics in the Brazilian semiarid region. **Agricultural and Forest Meteorology**, v. 214-215, p. 494–505, 2015. DOI: http://dx.doi.org/10.1016/j.agrformet.2015.09.010.

CUNHA, J.; NÓBREGA, R. L. B.; RUFINO, I.; ERASMI, S.; GALVÃO, C.; VALENTE, F. Surface albedo as a proxy for land-cover clearing in seasonally dry forests: Evidence from the Brazilian Caatinga. **Remote Sensing of Environment**,v. 238, p. 111250-111263, 2020. DOI: https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.111250.

CGEE - Centro de Gestão e Estudos Estratégicos. Desertificação, degradação da terra e secas no Brasil. Brasília, DF, 2016.

DALLMANN, T., DELGADO, O., JIN, L., MINJARES, R., & GADEPALLI, R. Strategies for deploying zero-emission bus fleets: Route-level energy consumption and driving range analysis. **Working Paper**, n. 2021-24, 2021.

DIDAN, K.; MUNOZ, A. B.; SOLANO, R.; HUETE, A. MODIS vegetacion index – user's guide, Versão 3.0, Collection 6, 2015.

ELACHI, C., & VAN ZYL, J. J. (2006). Introduction to the physics and techniques of remote sensing (Vol. 28). John Wiley & Sons.

FELIZARDO, L. M. Aplicação de Sistema de Informações Geográficas (SIG) para modelagem de eventos críticos de vazão em uma microbacia urbana. 2016.

FERNANDES, M. F.; CARDOSO, D.; QUEIROZ, L. P. de. An updated plant checklist of the Brazilian Caatinga seasonally dry forests and woodlands reveals high species richness and endemism. **Journal of Arid Environments**, v. 174, p. 104079- 104086, 2020. DOI: https://doi.org/10.1016/j.jaridenv.2019.104079.

FRANÇA, M. V., MEDEIROS, R.M., & ARAÚJO, W. R. Erosividade na bacia hidrográfica do rio Ipojuca, PE—Brasil. **Research, Society and Development**, 9(7):1-19. ISSN 2525-3409 | DOI: http://dx.doi.org/10.33448/rsd-v9i7.XX. 2020.

FRANÇA, M. V. de; MEDEIROS, R. M. de .; ARAÚJO, W. R. de .; HOLANDA, R. M. de . Variability of aridity indices and applicability of the soil loss equation in the municipality of Amparo de São Francisco - Sergipe, Brazil. **Research, Society and Development**, [S. l.], v. 9, n. 10, p. e5609108756, 2020. DOI: 10.33448/rsd-v9i10.8756. Disponível em: https://rsdjournal.org/index.php/rsd/article/view/8756. Acesso em: 25 sep. 2022.

FROTA, P. V. Potencial de erosão na Bacia de Drenagem do Açude Orós-CE. 2012.

FREITAS, M. A. S. A Previsão de secas e a gestão hidroenergética: o caso da Bacia do Rio Parnaíba no nordeste do Brasil. In: Seminário internacional sobre represas y operación de embalses, 2004, Puerto Iguazú. Anais...Puerto Iguazú: CACIER, 2004. v. 1. p. 1-1.

FREITAS, M. A. S. Um Sistema de Suporte à Decisão para o Monitoramento de Secas Meteorológicas em Regiões Semi-Áridas. **Revista Tecnologia (UNIFOR)**, Fortaleza, v. Suplem, p. 84-95, 2005. Disponível em: Consultado em: 20 de junho de 2021.

FUNK, C.; PETERSON, P.; LANDSFELD, M.; PEDREROS, D.; VERDIN, J.; SHUKLA, S.; HUSAK, G.; ROWLAND, J.; HARRISON, L.; HOELL, A.; MICHAELSEN, J. The climate hazards infrared precipitation with stations – a new environmental record for monitoring extremes. **Scientific Data**, v. 2, n. 150066, 2015. DOI: https://doi.org/10.1038/sdata.2015.66.

GALDINO, S.; SANO, E. E.; ANDRADE, R. G.; GREGO, C. R.; NOGUEIRA, S. F.; BRAGANTINI, C.; FLOSI, A. H. G. Large-scale Modeling of Soil Erosion with RUSLE for Conservationist Planning of Degraded Cultivated Brazilian Pastures. Land Degradation & Development, v. 27, p. 773-784, 2015. DOI: 10.1002/ldr.2414.

GANEM, K. A. Classificação da cobertura do solo na Caatinga a partir de imagens do Landsat-8 e da ferramenta Google Earth Engine: uma comparação entre dados com e sem correção atmosférica. 2017.

GANEM, K. A.; DUTRA, A. C.; OLIVEIRA, M. T. de; FREITAS, R. M. de; GRECCHI, R. C.; VIEIRA, R. M. S. P.; ARAI, E.; SILVA, F. B.; SAMPAIO, C. B. V.; DUARTE, V.; SHIMABUKURO, Y. E. Mapping Caatinga Vegetation using Optical Earth Observation Data – Opportunities and Challenges. **Revista Brasileira de Cartografia**, v. 72, n. 50th Anniversary Special Issue, p. 855-876, 2020. DOI: http://dx.doi.org/10.14393/rbcv72nespecial50anos-56543.

GAO, F.; ZHANG, Y.; REN, X.; YAO, Y.; HAO, Z.; CAI, W. Evaluation of CHIRPS and its application for drought monitoring over the Haihe River Basin, China. **Natural Hazards**, v. 92, p. 155-172, 2018. DOI: https://doi.org/10.1007/s11069-018-3196-0.

GHOZAT, A.; SHARAFATI, A.; HOSSEINI, S. A. Long-term spatiotemporal evaluation of CHIRPS satellite precipitation product over different climatic regions of Iran. **Theoretical and Applied Climatology**, v. 143, p. 211-225, 2021. DOI: https://doi.org/10.1007/s00704-020-03428-5.

GIONGO, P. R.; MOURA, G. B. DE A.; SILVA, B. B. DA; ROCHA, H. R. DA; MEDEIROS, S. R. R. DE; NAZARENO, A. C. Albedo à superfície a partir de imagens Landsat 5 em áreas de cana-de-açúcar e cerrado. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v.14, p.279-287, 2010.

GORELICK, N; HANCHER, M.; DIXON, M.; ILYUSHCHENKO, S; THAU, D.; MOORE, R. Google Earth Engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone. **Remote Sensing of Environment**, v. 202, p. 18–27, 2017.

HINKLE D.E.; WIERSMA W.; JURS, S.G. **Applied Statistics for the Behavioral Sciences**. 5th ed. Boston: Houghton Mifflin; 2003.

HINRICHS, S., MARIANETTI, G., RIVERA, J., MULENA, C., & GRECO, F. (2019). Uso de las estimaciones chirps como complemento de las observaciones de precipitación en la cuenca del río Mendoza.

HOLANDA, A. C. de; LIMA, F. T. D.; SILVA, B. M.; DOURADO, R. G.; ALVES, A. R. Estrutura da vegetação em remanescentes de caatinga com diferentes históricos de perturbação em Cajazeirinhas (PB). **Revista Caatinga**, v. 28, n. 4, p. 142- 150, 2015. DOI: http://dx.doi.org/10.1590/1983-21252015v28n416rc.

HOTT, M. C.; CARVALHO, L. M. T.; ANTUNES, M. A. H.; SANTOS, P. A.; ARANTES, T. B.; RESENDE, J. C.; ROCHA, W. S. D. Vegetative growth of grasslands based on hyper-temporal NDVI data from the Modis sensor. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, v. 51, n. 7, p. 858-868, jul. 2016. DOI: 10.1590/S0100-204X2016000700009.

HSU, J., HUANG, W. R., LIU, P. Y., & LI, X. Validation of CHIRPS precipitation estimates over Taiwan at multiple timescales. **Remote Sensing**, v. 13, n. 2, p. 254, 2021.

JOSEPH, O.; GBENGA, A. E.; LANGYIT, D. G. Desertification risk analysis and assessment in Northern Nigeria. **Remote Sensing Applications: Society and Environment**, v. 11, p. 70-82, 2018. DOI: https://doi.org/10.1016/j.rsase.2018.04.012.

JOYCE, R. J., J.E. JANOWIAK; P. A., ARKIN; P. X., 2004. CMORPH: A method that produces global precipitation estimates from passive microwave and infrared data at high spatial and temporal resolution. **Journal of Hydrometeorology** 5, 487-503.

JUNQUEIRA, R.; AMORIM, J.S.; OLIVEIRA, A.S. Comparação entre diferentes metodologias para preenchimento de falhas em dados pluviométricos. **Sustentare**, v.2, n.1, jan/jul., 2018.

JUSTICE, C. O., TOWNSHEND, J. R. G., VERMOTE, E. F., MASUOKA, E., WOLFE, R. E., SALEOUS, N., ROY, D. P., MORISETTE, J. T. (2002). An overview of MODIS Land data processing and product status. **Remote Sens. Environ**. 83: 3 –15.

LANDAU, E. C., GUIMARÃES, D. P., Anais XV Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto - SBSR, Curitiba, PR, Brasil - INPE, p. 4003, 2011.

LANDIM, R. B. T. V., SILVA, D. F. D., & ALMEIDA, H. R. R. C. Desertificação em Irauçuba (CE): Investigação de possíveis causas climáticas e antrópicas. **Revista Brasileira de Geografia Física**, *1*, 1-21. 2011.

LATORRE, M. L.; CARVALHO JÚNIOR, O. A. de; SANTOS, J. R. dos; SHIMABUKURO, Y. E. Integração de dados de sensoriamento remoto multi resoluções para a representação da cobertura da terra utilizando campos contínuos de vegetação e classificação por árvores de decisão. **Revista Brasileira de Geografia Física**, v. 25, n. 1, p. 63-74, 2007. DOI: https://doi.org/10.1590/S0102-261X2007000100006.

LIMA JÚNIOR, C.; ACCIOLY, L. J. O.; GIONGO, V.; LIMA, R. L. F. A.; SAMPAIO, E. V. S. B.; MENEZES, R. S. C..Estimativa de biomassa lenhosa da caatinga 32 com uso de equações alométricas e índice de vegetação. **Scientia Forestalis**, Piracicaba, v.42, n.102, p.289-298, 2014.

LOPES, H. L.; CANDEIAS, A. L. B.; ACCIOLY, L. J. O.; SOBRAL, M. DO C. M.; PACHECO, A. P. Parâmetros biofísicos na detecção de mudanças na cobertura e uso do solo em bacias hidrográficas. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v.14, p.1210-1219, 2010.

MA, Z.; XIE, Y.; JIAO, J.; LI, L.; WANG, X. The Construction and application of an aledo-NDVI based desertification monitoring model. **Procedia Environmental Sciences**, v. 10, p. 2029-2035, 2011. DOI: https://doi.org/10.1016/j.proenv.2011.09.318.

MAPBIOMAS. O Projeto. Disponível em: https://mapbiomas.org/o-projeto.. Acesso em: 04 Ago 2021.

MAO, D.; WANG, Z.; WU, B.; ZENG, Y.; LUO, L.; ZHANG, B. Land degradation and restoration in the arid and semiarid zones of China: Quantified evidence and implications from satellites. **Land Degradation & Development**, v. 29, n. 11, p. 3841-3851, 2018. DOI: https://doi.org/10.1002/ldr.3135.

MARENGO, J. A.; ALVES, L. M.; ALVALÁ, R. C. S.; CUNHA, A. P.; BRITO, S.; MORAES, O. L. L. Climatic characteristics of the 2010-2016 drought in the semiarid Northeast Brazil region. **Anais da Academia Brasileira de Ciências**, v. 90, n. 2 Suppl. 1, p. 1973-1985, 2018. DOI: http://dx.doi.org/10.1590/0001-3765201720170206.

MARENGO, J. A., CUNHA, A. P., & ALVES, L. A seca de 2012-15 no semiárido do Nordeste do Brasil no contexto histórico. **Revista Climanálise**, 3(1), 49-54, 2016.

MARENGO, J. A.; SCHAEFFER, R.; PINTO, H. S.; ZEE, D. M. W. Mudanças climáticas e eventos extremos no Brasil. Rio de Janeiro: **FBDS**, 2009. 76 p.

MARIANO, D. A.; SANTOS, C. A. C. dos; WARDLOW, B. D.; ANDERSON, M. C.; SCHILTMEYER, A. V.; TADESSE, T.; SVOBODA, M. D. Use of remote sensing indicators to assess effects of drought and humaninduced land degradation on ecosystem health in Northeastern Brazil. **Remote Sensing of Environment**, v. 213, p. 129-143, 2018. DOI: https://doi.org/10.1016/j.rse.2018.04.048.

MARINHO, F. P.; MAZZOCHINI, G. G.; MANHÃES, A. P.; WEISSER, W. W.; GANADE, G. Effects of past and present land use on vegetation cover and regeneration in a tropical dryland forest. **Journal of Arid Environments**, v. 132, p. 26-33, 2016. DOI: http://dx.doi.org/10.1016/j.jaridenv.2016.04.006.

MATALLO JUNIOR, Heitor; SCHENKEL, C. S.; MATALLO JR, H. A desertificação no mundo e no Brasil. Desertificação. Brasília: UNESCO, 2001.

MELLO, Y. R. de; KOEHNTOPP, P. I; OLIVEIRA T. M. N. de; VAZ, C. Distribuição de precipitação pluviométrica na região de Joinville. Joinville, 2013. Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação em Geografia). Universidade da Região de Joinville – Univille.

MELO ALBUQUERQUE, P. I., RODRIGUES, J. P. B., DA SILVA, F., & PEIXOTO, M. D. P. M. Sensoriamento Remoto Aplicado como Indicador de Desertificação no Municipio de Parelhas–RN. **Revista de Geografia** (Recife), v. 37, n. 1, 2020.

MELO, E. T., SALES, M. C. L., & de OLIVEIRA, J. G. B. Aplicação do Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI) para análise da degradação ambiental da microbacia hidrográfica do Riacho dos Cavalos, Crateús-CE. **Raega-O Espaço Geográfico em Análise**, 23, 2011.

MORAES, N. O., MARTON, E., & PIMENTEL, L. C. G. Análise do Desempenho dos Modelos MM5 e WRF na Simulação da Temperatura do Ar em Superfície na RMRJ. **Anuário do Instituto de Geociências–UFRJ**, *37*, 161-168. 2014.

MORAIS, L. F. de. Técnicas de modelagem e geoprocessamento visando ao desenvolvimento de um sistema de alerta precoce para os rebanhos em regiões da caatinga. 2021.

MUTTI, P. R.; SILVA, L. L.; MEDEIROS, S. de S.; DUBREUIL, V.; MENDES, K. R.; MARQUES, T. V.; LÚCIO, P. S.; SANTOS E SILVA, C. M.; BEZERRA, B. G. Basin scale rainfall-evapotranspiration dynamics in a tropical semiarid environment during dry and wet years. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, 75, p. 29-43, 2019. DOI: https://doi.org/10.1016/j.jag.2018.10.007.

NASA. MODIS - Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer: Sobre.

Disponível em: https://modis.gsfc.nasa.gov/about/>. Acesso em: 06 Ago 2021.

NASA. MODIS Collection 6 (C6) LAI/FPAR Product User's Guide, 2020.

Disponível em: < https://modis.gsfc.nasa.gov/about/>. Acesso em: 14 Jul 2021.

NASCIMENTO AQUINO, D., DE ANDRADE, E. M., DE SOUZA FILHO, E. T., & CAMPOS, D. A. Impacto de Secas e Antropização na Dinâmica da Cobertura Florestal em Fragmento do Domínio Fitogeográfico da Caatinga. **Revista Brasileira de Geografia Física**, v. 14, n. 03, p. 1675-1689, 2021.

NAWAZ, M.; IQBAL, M. F.; MAHMOOD, I. Validation of CHIRPS satellite-based precipitation dataset over Pakistan. **Atmospheric Research**, Amsterdã, v. 248, n. 105289, 2021.

NOVO, E. M. L. M. (2010). Sensoriamento Remoto: princípios e aplicações. 2ª edição. São Paulo: Edgard Blücher, 308.

OLIVEIRA, J. G. B; SALES, M. C. L. Monitoramento da disertificação em Irauçuba. 2015. Imprensa Universitária da Universidade Federal do Ceará, 2015. Disponível em: http://repositorio.ufc.br/bitstream/riufc/16714/1/2015_liv_jgboliveira.pdf. Acesso em: 04 Ago 2021.

OLIVEIRA, S. B. P. D., CARVALHO, M. S. B. D. S., SIFFEDINE, A., FERRAZ, B., & MARTINS, E. S. P. R. Uso de Sensoriamento Remoto para Mapeamento de Áreas Susceptíveis à Desertificação na Região Semiárida do Brasil. 2017.

OLIVEIRA, T. A., DE OLIVEIRA SANCHES, F., & FERREIRA, C. D. C. M. Aplicação e avaliação de técnicas para o preenchimento de falhas de dados pluviométricos em anos habituais, secos e chuvosos. **Revista Entre-Lugar**, v. 12, n. 24, p. 301-320, 2021.

PACA, V. H. D. M., ESPINOZA-DÁVALOS, G. E., MOREIRA, D. M., & COMAIR, G. Variability of trends in precipitation across the Amazon River basin determined from the CHIRPS precipitation product and from station records. **Water**, v. 12, n. 5, p. 1244, 2020.

PACHECO, F. A. L. Land degradation: multiple environmental consequences and routes to neutrality. **Current Opinion in Environmental Science & Health**, 2018.

PANDEY, V.; SRIVASTAVA, P. K.; SINGH, S. K.; PETROPOULOS, G. P.; MALL, R. K. Drought Identification and Trend Analysis Using Long-Term CHIRPS Satellite Precipitation Product in Bundelkhand, India. **Sustainability**, v. 13, n. 3, p. 1042- 1060, 2021. DOI: https://doi.org/10.3390/su13031042.

PAREDES-TREJO, F. J.; BARBOSA, H. A.; KUMAR, T. V. L. Validating CHIRPS-based satellite precipitation estimates in Northeast Brazil. **Journal of Arid Environments**, v. 139, p. 26-40, 2017. DOI: https://dx.doi.org/10.1016/j.jaridenv.2016.12.009.

PEREIRA, A. J; OLIVEIRA J., I.; LOBÃO, J. S. B. ANÁLISE DA Susceptibilidade À Desertificação Em Ambiente De Caatinga. **Geo UERJ**, n. 37, 2020.

PEREIRA, L. F.; FERREIRA, C. F. C.; GUIMARÃES, R. M. F. Manejo, qualidade e dinâmica da degradação de pastagens na Mata Atlântica de Minas Gerais - Brasil. **Nativa, Sinop**, v. 6, n. 4, p. 370-379.

PEREZ-MARIN, A. M., CAVALCANTE, A. D. M. B., MEDEIROS, S. S. D., TINÔCO, L. B. D. M., & SALCEDO, I. H. Núcleos de desertificação do semiárido brasileiro: ocorrência natural ou Antrópica. **Parcerias Estratégicas**, v. 17, n. 34, p. 87-106, 2013.

PORANGABA, G. F. O., & Amorim, M. C. D. C. T. (2019). Geotecnologias Aplicadasà Análise de Ilhas de Calor de Superfície em Cidades do Interior do Estado de São Paulo. **Revista Brasileira de Geografia Física**, 12(06), 2041-2050.

PRADO, D. E. As caatingas da América do Sul. In: LEAL, I.R.; TABARELLI, M.; SILVA, J.M.C. (Org.) Ecologia e conservação da caatinga. Recife: **Editora Universitária, Universidade Federal de Pernambuco**, 2003. p. 1-74.

QIAN, T.; TSUNEKAWA, A.; MASUNAGA, T.; WANG, T. Analysis of the spatial variation of soil salinity and itscausal factors in China's Minqin Oasis. **Mathematical Problems in Engineering**, Cairu, v. 2017, p. 1-9, 2017.

QIAOZHEN M., MAOSHENG Z., STEVEN W. Running and Numerical Terradynamic Simulation Group (2014): MODIS Global Terrestrial Evapotranspiration (ET) Product MOD16A2 Collection 5.

RÊGO, S. C. A., DE LIMA, P. P. S., LIMA, M. N. S., & MONTEIRO, T. R. R. Análise comparativa dos índices de vegetação NDVI e SAVI no município de São Domingos do Cariri-PB. **Revista geonorte**, v. 3, n. 5, p. 1217–1229-1217–1229, 2012.

RODRIGUES, J. A. de M.; LOPES, P. M. O.; SILVA, J. L. B. da; ARAÚJO, H. L.; SILVA, M. V. da; SANTOS, A. dos; BATISTA, P. H. D.; MOURA, G. B. de A. Spatial-temporal dynamics of Caatinga vegetation cover by remote sensing in the Brazilian semiarid region. **DYNA**, v. 87, n. 215, p. 109-117, 2020. DOI: http://doi.org/10.15446/dyna.v87n215.87851.

RUEZZENE, C.B.; MIRANDA, R.B.; TECH, A.R.B.; MAUAD, F.F. Revisão bibliográfica dos principais métodos de preenchimento de falhas em dados de precipitação. **Brazilian Journals of Business**, Curitiba, v. 2, n. 3, p. 2057-2071, jul./set. 2020.

RUEZZENE, C. B., DE MIRANDA, R. B., TECH, A. R. B., & MAUAD, F. F. Preenchimento de falhas em dados de precipitação através de métodos tradionais e por inteligência artificial. **Revista Brasileira de Climatologia**, *29*, 177-204, 2021.

RUNNING, S. W.; MU, Q.; ZHAO, M.; MORENO, A. User's Guide – MODIS Global Terrestrial Evapotranspiration (ET) Product, NASA Earth Observing System MODIS Land Algorithm, versão 2.2, Collection 6, 2019. Disponível em: https://lpdaac.usgs.gov/documents/494/MOD16_User_Guide_V6.pdf. Acesso em: 09 de abril de 2022.

SANCHES, F.O.; BALEN, D.S.; SILVA, R.V.; ROSA, K.K.; RADÜNZ, A. Chuvas no Rio Grande do Sul: um estudo sobre as precipitações acumuladas intensas no Alto Uruguai gaúcho. **Revista Brasileira de Climatologia**, v.15, jul/dez., 2014.

SANTOS, É. G., DOS SANTOS, C. A. C., BEZERRA, B. G., & DAS CHAGAS ARAÚJO, F. Análise de parâmetros ambientais no núcleo de desertificação de Irauçuba-CE usando imagens de satélite. 2014.

SANTOS, F. A.; AQUINO, C. M. S. Análise da dinâmica do Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI), dos aspectos econômicos e suas relações com a desertificação/degradação ambiental em Castelo do Piauí, Piauí, Brasil. **Revista Electrónica de Investigação e Desenvolvimento**, n. 4, 2015.

SCHULZ, C.; KOCH, R.; CIERJACKS, A.; KLEINSCHMIT, B. Land change and loss of landscape diversity at the Caatinga phytogeographical domain e Analysis of pattern-process relationships with MODIS land cover products (2001-2012). **Journal of Arid Environments**, v. 136, p. 54-74, 2017. DOI: http://dx.doi.org/10.1016/j.jaridenv.2016.10.004.

SEYFFARTH, J. A., RODRIGUES, V. 2017. A seca 2010- 2017 no Semiárido brasileiro. Parcerias Estratégicas, 22, 41-62.

SHAH, A. N.; TANVEER, M.; SHAHZAD, B.; YANG, G.; FAHAD, S.; ALI, S.; BUKHARI, M. A.; TUNG, S. A.; HAFEEZ, A.; SOULIYANONH, B. Soil compaction effects on soil health and crop productivity: an overview. **Environmental Science and Pollution Research**, [s.l], v. 24, n. 11, p. 10056-10067, 2017.

SHRESTHA, N. K.; QAMER, F. M.; PEDREROS, D.; MURTHY, M. S. R.; WAHID, S. Md.; SHRESTHA, M. Evaluating the accuracy of Climate Hazard Group (CHG) satellite rainfall estimates for precipitation based drought monitoring in Koshi basin, Nepal. Journal of Hydrology: Regional Studies, [s.l.], v. 13, p. 138-151, 2017. DOI: http://dx.doi.org/10.1016/j.ejrh.2017.08.004.

SILVA, E. R. M.; BARBOSA, I. C. C.; SILVA, H. J. F.; COSTA, L. G. S.; ROCHA, E. J. P. Análise do Desempenho da Estimativa de Precipitação do Produto CHIRPS para Sub-Bacia do Rio Apeú, Castanhal-PA. **Revista Brasileira de Geografia Física**, v. 13, n. 3, 1094-1105, 2020.

SILVA, F. G. C., & PACHECO, J. S. Processo de desertificação: estudo de caso em Irauçuba-CE. **Revista Eletrônica TECCEN**, *9*(1), 47-51. 2016.

SILVA PINTO VIEIRA, R. M., DO AMARAL CUNHA, A. P. M., AUGUSTO BARBOSA, A., RIBEIRO NETO, G. G., TOMASELLA, J., DOS SANTOS ALVALÁ, R. C., ... & DE OLIVEIRA SANTANA, M.Análise das interações entre dados climáticos e o processo de desertificação no núcleo de desertificação de Cabrobó-PE, Brasil. Sustainability in Debate/Sustentabilidade em Debate, v. 9, n. 2, 2018.

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

SILVA, M. A. S., MOREIRA, J. S., DE FARIA, A. L. L., & CIVALE, L. Uso de sensores remotos para identificar mudanças na paisagem provocadas por mineração nos municípios de Teixeiras e Pedra do Anta, Minas Gerais. **Revista de Ciências Humanas**, v. 1, n. 1, 2021.

SILVA, M. V.; PANDORFI, H.; LOPES, P. M. O.; SILVA, J. L. B. da; ALMEIDA, G. L. P. de; SILVA, D. A. de O.; SANTOS, A. dos; RODRIGUES, J. A. de M.; BATISTA, P. H. D.; JARDIM, A. M. da R. F. Pilot monitoring of caatinga spatialtemporal dynamics through the action of agriculture and livestock in the brazilian semiarid. **Remote Sensing Applications: Society and Environment**, v. 19, p. 100353- 100361, 2020. DOI: https://doi.org/10.1016/j.rsase.2020.100353.

SILVA, R. O. B., 2013. Tendências de mudanças climáticas na precipitação pluviométrica no estado de Pernambuco. Dissertação (Mestrado) Pernambuco. Universidade Federal de Pernambuco.

SILVA, R. F. Relação entre a temperatura de superfície e índices de vegetação na bacia do Alto Jequitinhonha. 2021. 79 p. Dissertação (Mestrado em Geologia) — Programa de Pós-graduação em Geologia, Universidade Federal dos Vales do Jequitinhonha e Mucuri, Diamantina, 2021.

SILVA, T. T. F. Parâmetros biofísicos a partir de sensoriamento remoto na avaliação de mudanças do uso e ocupação do solo no Município de Petrolina, Pernambuco. 2020. 86

p. Dissertação (Mestrado em Engenharia Agrícola) — Universidade Federal Rural de Pernambuco — UFRPE.

SOARES, D. B.; NÓBREGA, R. S.; DE OLIVEIRA MOTA FILHO, F. Sobre o Processo de Desertificação (About the Desertification Process). **Revista Brasileira de Geografia Física**, v. 4, n. 1, p. 174-188, 2011.

SOUSA, S. C. de. Avaliação da degradação/desertificação causada pelo uso e ocupação do solo em áreas dos Rios São Francisco (PE) e Jaguaribe (CE): propostas de recuperação. 2014. 373 f. Tese (Doutorado) - Curso de Programa de Pós- Graduação em Desenvolvimento e Meio Ambiente, Universidade Federal do Ceará, Fortaleza, 2014.

TEIXEIRA, A. H. de C.; BASTIAANSSEN, W. G. M. AHMAD, M. D.; BOS, M. G. Reviewing SEBAL input parameters for assessing evapotranspiration and water productivity for the Low-Middle São Francisco River basin, Brazil Part B: Application to the large scale. Agricultual and Forest Meteorology, v.149, p.477-490, 2009.

TOMASELLA, J.; VIEIRA, R. M. S. P.; BARBOSA, A. A.; RODRIGUEZ, D. A.; SANTANA, M. de O.; SESTINI, M. F. Desertification trends in the Northeast of Brazil over the period 2000–2016. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v. 73, p. 197-206, 2018. DOI: https://doi.org/10.1016/j.jag.2018.06.012.

United Nations Environment Programme(UNEP). World Atlas of Desertfication. Londres: UNEP/Edward Arnold, 1992. 69 p.

VALE, J. R. B. Análise da dinâmica do uso e cobertura da terra nas áreas desflorestadas do Estado do Pará por meio da Plataforma Google Earth Engine. 2019.

VAN ROOY, M. P. A rainfall anomally index independent of time and space, notos. 1965.

VENTURA, T.M.; SANTANA, L.L.R.; MARTINS, C.A.; FIGUEIREDO, J.M. Análise da aplicabilidade de métodos estatísticos para preenchimento de falhas em dados meteorológicos. **Revista Brasileira de Climatologia**, v.19, jul/dez., 2016.

VIANA, L. Q.; GONÇALVES, R. C.; ROTUNNO FILHO, O. C. Avaliação espaçotemporal do NDVI com a precipitação e com a evapotranspiração na Bacia do Rio Preto

RJ/MG. XX Simpósio Brasileiro de Recursos Hídricos, ABRH, Bento Gonçalves/RS, 2013.

VIEIRA, R. M. S. P.; TOMASELLA, J.; ALVALÁ, R. C. S.; SESTINI, M. F.; AFFONSO, A. G.; RODRIGUEZ, D. A.; BARBOSA, A. A.; CUNHA, A. P. M. A.; VALLES, G. F.; CREPANI, E.; OLIVEIRA, S. B. P.; SOUZA, M. S. B.; CALIL, P. M.; CARVALHO, M. A.; VALERIANO, D. M.; CAMPELLO, F. C. B.; SANTANA, M. O. Identifying areas susceptible to desertification in the Brazilian northeast. **Solid Earth**, v. 6, p. 347-360, 2015. DOI: http://dx.doi.org/10.5194/se-6-347-2015.

VILAR, H. N.; DE MEDEIROS, R. M. Índice de aridez na Zona da Mata no Estado de Pernambuco-Brasil. **Journal of Environmental Analysis and Progress**, p. 014-020, 2019.

WARRICK, A. W, and DR Nielson. Spatial variability of soil.1980.

WUNDER, S., BODLE, R. Achieving land degradation neutrality in Germany: Implementation process and design of a land use change based indicator, **Environmental Science e Plicy - ELSEVIER**, vol. 92, p. 46-55, (2019).

XU, D.; KANG, X.; QIU, D.; ZHUANG, D.; PAN, J. Quantitative assessment of desertification using Landsat data on a regional scale – A case study in the Ordos Plateau, China. **Sensors**, v. 9, p. 1738-1753, 2009. DOI: https://doi.org/10.3390/s90301738.