



UNIVERSIDADE FEDERAL RURAL DE PERNAMBUCO

DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA AGRÍCOLA

PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA AGRÍCOLA

**ANÁLISE DA DISTRIBUIÇÃO ESPAÇO TEMPORAL DE VARIÁVEIS
HIDROLÓGICAS E BIOFÍSICAS NO SEMIÁRIDO DE PERNAMBUCO**

LIZANDRA DE BARROS DE SOUSA

RECIFE

Fevereiro de 2022

LIZANDRA DE BARROS DE SOUSA

ANÁLISE DA DISTRIBUIÇÃO ESPAÇO TEMPORAL DE VARIÁVEIS
HIDROLÓGICAS E BIOFÍSICAS NO SEMIÁRIDO DE PERNAMBUCO

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Agrícola (PGEA) da Universidade Federal Rural de Pernambuco (UFRPE) como parte das exigências para obtenção do título de Mestre em Engenharia Agrícola.

Orientador: Prof. Dr. Abelardo Antônio de Assunção Montenegro.

Coorientador: Prof. Dr. Thieres George Freire da Silva.

RECIFE

Fevereiro de 2022

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)

- S725a Sousa, Lizandra de Barros de
 Análise da distribuição espaço temporal de variáveis hidrológicas e biofísicas no semiárido de Pernambuco /
Lizandra de Barros de Sousa. - 2022.
 110 f. : il.
- Orientador: Abelardo Antonio de Assuncao Montenegro.
 Coorientador: Thieres George Freire da Silva.
 Inclui referências.
- Dissertação (Mestrado) - Universidade Federal Rural de Pernambuco, Programa de Pós-Graduação em Engenharia
Agrícola, Recife, 2022.
1. Evapotranspiração. 2. Precipitação. 3. Geoestatística. 4. Índices biofísicos. I. Montenegro, Abelardo Antonio de
Assuncao, orient. II. Silva, Thieres George Freire da, coorient. III. Título

CDD 630

LIZANDRA DE BARROS DE SOUSA

**ANÁLISE DA DISTRIBUIÇÃO ESPAÇO TEMPORAL DE VARIÁVEIS
HIDROLÓGICAS E BIOFÍSICAS NO SEMIÁRIDO DE PERNAMBUCO**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Agrícola (PGEA) da Universidade Federal Rural de Pernambuco (UFRPE) como parte das exigências para obtenção do título de Mestre em Engenharia Agrícola.

DEFENDIDA E APROVADA EM 23/02/2022

ABELARDO ANTÔNIO DE ASSUNÇÃO MONTENEGRO
(Orientador – Universidade Federal Rural de Pernambuco)

THIERES GEORGE FREIRE DA SILVA
(Coorientador – Universidade Federal Rural de Pernambuco)

PEDRO ROGÉRIO GIONGO
(Examinador - Universidade Estadual de Goiás)

AILTON ALVES DE CARVALHO
(Examinador – Universidade Federal Rural de Pernambuco)

À minha família, às madrugadas sem dormir e
à vida, que é o meio e a razão de tudo.

AGRADECIMENTOS

À Universidade Federal Rural de Pernambuco e ao Programa de Pós-graduação em Engenharia Agrícola pela oportunidade de estudos e pelos conhecimentos adquiridos.

Ao meu orientador, Professor Dr. Abelardo Montenegro, por toda a confiança, incentivo e ensinamentos, que ajudaram muito no meu crescimento profissional e pessoal.

Ao meu coorientador, Professor Dr. Thieres da Silva, pelos ensinamentos e parceria.

Aos professores e servidores que compõem o Programa de Pós-graduação em Engenharia Agrícola.

À toda a equipe do Laboratório de Água e Solo (LAS) e Laboratório de Hidrologia, pela parceria, motivação e prestatividade.

À Fundação de Amparo à Ciência e Tecnologia do Estado de Pernambuco (FACEPE) pela bolsa concedida (processo IBPG-0855-5.03/20) e pelo financiamento ao projeto “Pesquisa e tecnologias hídricas para o desenvolvimento do semiárido de Pernambuco”, Edital Alianças Interinstitucionais do Conhecimento: “Recursos Hídricos para Pernambuco” (Consórcio UNIVERSITAS – processo APQ 0300-5.03/17).

À Agência Pernambucana de Águas e Clima (APAC) pela disponibilização de dados utilizados nesse estudo.

Ao Conselho de Usuários do reservatório Chapéu (CONSU Chapéu) por compartilharem informações essenciais sobre a região e suas demandas e por terem aceitado minha participação nas reuniões do conselho.

A todos que, direta ou indiretamente, colaboraram para a realização desse trabalho, deixo os meus sinceros agradecimentos.

SOUSA, Lizandra de Barros de. Análise da distribuição espaço temporal de variáveis hidrológicas e biofísicas no semiárido de Pernambuco. Fevereiro de 2022. 110f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Agrícola) - Universidade Federal Rural de Pernambuco, Recife, Pernambuco, Brasil. Orientador: Dr. Abelardo Antônio de Assunção Montenegro. Coorientador: Dr. Thieres George Freire da Silva.

RESUMO

A região semiárida brasileira apresenta limitada disponibilidade de recursos hídricos. Além disso, profundas alterações no uso e ocupação do solo têm ocorrido nas bacias hidrográficas de Pernambuco, como a implementação do Projeto de Integração do rio São Francisco (PISF). Esta dissertação objetiva analisar a distribuição espaço temporal de variáveis hidrológicas e biofísicas no semiárido pernambucano em duas bacias dessa região, uma que já dispõe da oferta hídrica do PISF e enquanto a outra não, mas há projetos futuros de sua implementação através de ramal, são as bacias do rio Terra Nova e Brígida, respectivamente. Na bacia do rio Terra Nova objetivou-se avaliar a evapotranspiração real e mapear áreas cultivadas por meio de sensoriamento remoto em trecho perenizado. Imagens do satélite Landsat-8 de 2015 a 2020 foram selecionadas. As imagens foram processadas no *Google Earth Engine* (GEE) e editadas no software QGIS 3.16. Notou-se pelo NDVI, aumento no índice de cobertura vegetal espacialmente. Regiões com maiores valores de evapotranspiração real estão ligadas àquelas com temperaturas mais baixas. Observou-se uma menor quantidade de áreas cultivadas no trecho do Rio Terra Nova nas imagens de 2015 e expansão da agricultura na região às margens desse rio, em seu trecho perenizado. Além do regime pluviométrico, a liberação das águas do PISF contribuiu para o aumento de áreas irrigadas na região. E na bacia do rio Brígida objetivou-se avaliar a distribuição da precipitação em anos sob diferentes regimes pluviométricos e seus impactos na dinâmica da cobertura vegetal, abordando onexo água-vegetação para a região, onde o abastecimento de água é fortemente dependente da ocorrência de chuvas. Os dados de precipitação do *Climate Hazards Group InfraRed Precipitation with Station* (CHIRPS) foram usados em conjunto com dados observados de 40 estações meteorológicas com uma série temporal anual de 55 anos (1962 a 2017). O Índice de Precipitação Padronizado (SPI) foi aplicado para avaliar a variabilidade anual da precipitação (SPI-12). Os dados foram submetidos à estatística clássica e análise geoestatística, sendo adotados os métodos de krigagem ordinária (KO) e Simulação Gaussiana Sequencial (SGS) para o mapeamento da distribuição espacial das chuvas. Analisou-se um conjunto abrangente de quinze imagens de sensoriamento remoto para anos com diferentes regimes pluviométricos, permitindo calcular o Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI) e o Índice por Diferença Normalizada de Água Modificado (MNDWI). Verificou-se alta correlação entre os dados observados e os estimados. As análises geoestatísticas apresentaram modelos com forte dependência espacial para todos os anos adotados. Através de mapas de krigagem, verificou-se que a lâmina de chuvas na bacia aumenta fortemente com a altitude. Quando o número de realizações SGS aumenta, os mapas SPI tendem a ser estáveis e capturam variabilidades inerentes não representadas pelo procedimento de krigagem. Dentre os semivariogramas estabelecidos e validados, o modelo esférico foi o que melhor se ajustou ao conjunto de dados utilizado. Através da técnica SGS verificou-se a baixa incerteza dos dados CHIRPS e também que 100 realizações são suficientes para gerar mapas SGS adequados para o SPI na bacia. Mesmo em anos normais, o número de corpos d'água é baixo, o que pode comprometer a segurança hídrica na região.

Palavras-chave: evapotranspiração; precipitação; SAFER; SUREAL; CHIRPS; geoestatística; Simulação gaussiana sequencial; krigagem; NDVI; MNDWI.

SOUSA, Lizandra de Barros de. Analysis of the spatiotemporal distribution of hydrological and biophysical variables in the semiarid region of Pernambuco. February 2022. 110f. Dissertation (Master in Agricultural Engineering) - Federal Rural University of Pernambuco, Recife, Pernambuco, Brazil. Advisor: DSc. Abelardo Antônio de Assunção Montenegro. Co-Advisor: Dr. Thieres George Freire da Silva.

ABSTRACT

The Brazilian semi-arid region has limited availability of water resources. In addition, profound changes in land use and occupation have occurred in watersheds of Pernambuco State, such as the implementation of the São Francisco River Integration Project (PISF). This dissertation aims to analyze the spatial distribution of hydrological variables in the semi-arid region of Pernambuco in two basins of this region, one that already has the PISF water supply and while the other does not, but there are future projects for its implementation through branch, are the basins of the Terra Nova and Brígida rivers, respectively. In the Terra Nova river basin, the objective was to evaluate the real evapotranspiration and map cultivated areas through remote sensing in a perennial stretch. Landsat-8 satellite images from 2015 to 2020 were selected. The images were processed in Google Earth Engine (GEE) and edited in QGIS 3.16 software. It was noticed by the NDVI, an increase in the vegetation cover index spatially. Regions with higher values of real evapotranspiration are linked to those with lower temperatures. A smaller amount of cultivated areas was observed in the Terra Nova River stretch in the 2015 images and the expansion of agriculture in the region on the banks of this river, in its perennial stretch. In addition to the pluviometric regime, the release of water from the PISF contributed to the increase in irrigated areas in the region. And in the Brígida river basin, the objective was to evaluate the distribution of precipitation in years under different rainfall regimes and its impacts on the dynamics of vegetation cover, addressing the water-vegetation nexus for the region, where water supply is strongly dependent on the occurrence of rains. Rainfall data from the Climate Hazards Group InfraRed Precipitation with Station (CHIRPS) was used in conjunction with observed data from 40 weather stations with an annual time series of 55 years (1962 to 2017). The Standardized Precipitation Index (SPI) was applied to assess the annual variability of precipitation (SPI-12). The data were submitted to classical statistics and geostatistical analysis, using ordinary kriging (KO) and Sequential Gaussian Simulation (SGS) methods to map the spatial distribution of rainfall. A comprehensive set of fifteen remote sensing images for years with different rainfall regimes was analyzed, allowing the calculation of the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) and the Modified Normalized Difference Water Index (MNDWI). There was a high correlation between observed and estimated data. The geostatistical analyzes showed models with strong spatial dependence for all the years adopted. Through kriging maps, it was found that the rainfall in the basin increases strongly with altitude. When the number of SGS realizations increases, SPI maps tend to be stable and capture inherent variability not represented by the kriging procedure. Among the established and validated semivariograms, the spherical model was the one that best fitted the data set used. Through the SGS technique, it was verified the low uncertainty of the CHIRPS data and also that 100 realizations are enough to generate SGS maps suitable for the SPI in the basin. Even in normal years, the number of water bodies is low, which can compromise water security in the region.

Keywords: evapotranspiration; precipitation; SAFER; SUREAL; CHIRPS; geostatistics; Sequential Gaussian simulation; kriging; NDVI; MNDWI.

LISTA DE FIGURAS

CAPÍTULO II

- Figura 1. Mapa de localização do Trecho do Riacho Terra Nova objeto do estudo35
- Figura 2. Fluxograma de processamento do *Simple Algorithm for Evapotranspiration Retrieving* (SAFER). Imagens Landsat em sua forma bruta (DN); refletância no topo da atmosfera (TOA); refletância da superfície (SR); índice de vegetação da diferença normalizada (NDVI); evapotranspiração de referência (ET_0); e evapotranspiração real (ET_r)..... 38
- Figura 3. Valores diários da precipitação e evapotranspiração de referência (ET_0), envolvendo os anos de 2015 a 2020, obtidos da estação agrometeorológica de Cabrobó, no município de Cabrobó, PE, região Nordeste do Brasil.....41
- Figura 4. Índice de Vegetação da Diferença Normalizada (NDVI). 21/11/2015 (A); 07/12/2015 (B); 18/07/2016 (C); 20/09/2016 (D); 22/06/2018 (E); 28/10/2018 (F); 13/11/2018 (G); 13/09/2019 (H); 15/10/2019 (I); 16/11/2019 (J); 02/12/2019 (K); e 20/12/2020 (L) 43
- Figura 5. Albedo de superfície. 21/11/2015 (A); 07/12/2015 (B); 18/07/2016 (C); 20/09/2016 (D); 22/06/2018 (E); 28/10/2018 (F); 13/11/2018 (G); 13/09/2019 (H); 15/10/2019 (I); 16/11/2019 (J); 02/12/2019 (K); e 20/12/2020 (L)..... 44
- Figura 6. Temperatura de superfície (°C). 21/11/2015 (A); 07/12/2015 (B); 18/07/2016 (C); 20/09/2016 (D); 22/06/2018 (E); 28/10/2018 (F); 13/11/2018 (G); 13/09/2019 (H); 15/10/2019 (I); 16/11/2019 (J); 02/12/2019 (K); e 20/12/2020 (L).....45
- Figura 7. Evapotranspiração real processada pelo *Simple Algorithm for Evapotranspiration Retrieving* (SAFER). 21/11/2015 (A); 07/12/2015 (B); 18/07/2016 (C); 20/09/2016 (D); 22/06/2018 (E); 28/10/2018 (F); 13/11/2018 (G); 13/09/2019 (H); 15/10/2019 (I); 16/11/2019 (J); 02/12/2019 (K); e 20/12/2020 (L)..... 46
- Figura 8. Classificação da vegetação natural e áreas cultivadas processada pelo *Surface Resistance Algorithm* (SUREAL). 21/11/2015 (A); 07/12/2015 (B); 18/07/2016 (C); 20/09/2016 (D); 22/06/2018 (E); 28/10/2018 (F); 13/11/2018 (G); 13/09/2019 (H); 15/10/2019 (I); 16/11/2019 (J); 02/12/2019 (K); e 20/12/2020 (L)..... 48
- Figura 9. Área total da classificação da vegetação natural e áreas cultivadas processada pelo *Surface Resistance Algorithm* (SUREAL) e valores de precipitação antecedente acumulada 49

LISTA DE FIGURAS

CAPÍTULO III

Figura 1. Localização geográfica da bacia do rio Brígida, com a distribuição espacial das estações pluviométricas, e mapa da the <i>Shuttle Radar Topography Mission</i> (SRTM) (A); Classificação climática de Köppen-Geiger (B)	60
Figura 2. Correlação da precipitação total anual entre dados observados e simulados (A) e Curva de Densidade Acumulada (B) de dados de estações pluviométricas e dados CHIRPS de 1981-2017 (N=2152)	68
Figura 3. Box-plots dos dados de precipitação anual do CHIRPS complementado com dados de chuva observados (C) e os dados de precipitação observados (O).....	70
Figura 4. Modelos de semivariograma ajustados para dados de precipitação anual do CHIRPS para anos extremamente seco (1993) (A), severamente seco (1983) (B), moderadamente seco (2017) (C), normal (2014) (D), moderadamente chuvoso (2004) (E) e extremamente chuvoso (1985) (F).....	71
Figura 5. Modelos de semivariograma para a precipitação anual do CHIRPS complementado com dados observados para anos extremamente secos (1993) (A), severamente seco (1983) (B), moderadamente seco (2017) (C), normal (2014) (D), moderadamente chuvoso (2004) (E) e extremamente chuvoso (1985) (F). Distância de separação em metros (m)	73
Figura 6. Mapas de Krigagem ordinária (KO) para a precipitação anual dos dados CHIRPS em conjunto com dados observados para anos extremamente seco (1993) (A), severamente seco (1983) (B), moderadamente seco (2017) (C), normal (2014) (D) , moderadamente chuvoso (2004) (E) e extremamente chuvoso (1985) (F)	74
Figura 7. Modelos de semivariograma ajustados para o SPI em anos extremamente seco (1993) (A), severamente seco (1983) (B), moderadamente seco (2017) (C), normal (2014) (D), moderadamente chuvoso (2004) (E) e extremamente chuvoso (1985) (F)	75
Figura 8. Mapas de krigagem ordinária (KO) para o SPI em anos extremamente seco (1993) (A), severamente seco (1983) (B), moderadamente seco (2017) (C), normal (2014) (D), moderadamente chuvoso (2004) (E) e extremamente chuvoso (1985) (F)	77
Figura 9. Mapas de Simulação Gaussiana Sequencial (SGS) para o SPI com 10 realizações em anos extremamente seco (1993) (A), severamente seco (1983) (B), moderadamente seco (2017) (C), normal (2014) (D), moderadamente chuvoso (2004) (E) e extremamente chuvoso (1985) (F)	79

Figura 10. Mapas de Simulação Gaussiana Sequencial (SGS) para o SPI com 100 realizações em anos extremamente seco (1993) (A), severamente seco (1983) (B), moderadamente seco (2017) (C), normal (2014) (D), moderadamente chuvoso (2004) (E) e extremamente chuvoso (1985) (F).....	80
Figura 11. Mapas de Simulação Gaussiana Sequencial (SGS) para o SPI com 1000 realizações em anos extremamente seco (1993) (A), severamente seco (1983) (B), moderadamente seco (2017) (C), normal (2014) (D), moderadamente chuvoso (2004) (E) e extremamente chuvoso (1985) (F).....	81
Figura 12. Mapas do Índice de Diferença Normalizada da Água Modificado (MNDWI) em conjunto com o Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI) em anos extremamente seco (1993) (A), moderadamente seco (2017) (B), normal (2014) (C), moderadamente chuvoso (2004) (D) e extremamente chuvoso (1985) (E).....	83
Figura 13. Relação entre a precipitação anual do pluviômetro de Parnamirim (ID 29) e o volume médio anual armazenado do reservatório Chapéu.....	84

LISTA DE TABELAS

CAPÍTULO I

Tabela 1. Classificação do SPI, segundo McKee, Doesken e Kleist (1993).....	16
---	----

CAPÍTULO II

Tabela 1. Data da imagem, identificação (ID), dia juliano (DJ), órbita e ponto do satélite.....	36
Tabela 2. Precipitação acumulada (mm) antecedente ao imageamento	42
Tabela 3. Estatística descritiva da evapotranspiração real processada pelo <i>Simple Algorithm for Evapotranspiration Retrieving</i> (SAFER)	47

CAPÍTULO III

Tabela 1. Localização geográfica, detalhes das estações pluviométricas analisadas e precipitação média.....	61
Tabela 2. Classificação do SPI, segundo McKee, Doesken e Kleist (1993).	63
Tabela 3. Identificação das imagens adotadas.....	66
Tabela 4. Classificação do SPI para a precipitação total anual observada nas estações pluviométricas	68
Tabela 5. Estatísticas descritivas da precipitação anual estimada pelo CHIRPS (complementados pelos dados observados), para a bacia do rio Brígida	69
Tabela 6. Parâmetros e modelos de semivariogramas para a precipitação anual e estatísticas do procedimento Jack-Knifing	71
Tabela 7. Parâmetros de ajuste dos semivariogramas do SPI e estatísticas de Jack-Knifing...	76

SUMÁRIO

CAPÍTULO I	1
1. INTRODUÇÃO	2
2. HIPÓTESES	4
3. OBJETIVOS	4
3.1. Geral	4
3.2. Específicos	4
4. REVISÃO DE LITERATURA	5
4.1. Bacias hidrográficas no semiárido brasileiro	5
4.2. Precipitação pluviométrica	8
4.3. Evapotranspiração real	9
4.4. Sensoriamento remoto	10
4.5. Monitoramento de secas	15
4.6. Geoestatística	16
4.7. Mapeamento e variabilidade espaço-temporal de dados hidrológicos	18
REFERÊNCIAS	19
CAPÍTULO II	30
1. INTRODUÇÃO	33
2. MATERIAL E MÉTODOS	34
2.1. Área de estudo	34
2.2. Dados meteorológicos e imagens de satélite (Landsat 8 OLI/TIRS)	35
2.3. Simple Algorithm for Evapotranspiration Retrieving (SAFER)	37
2.4. Surface Resistance Algorithm (SUREAL)	40
2.5. Mapeamentos e estatística descritiva dos dados	40
3. RESULTADOS E DISCUSSÃO	40
4. CONCLUSÕES	50

REFERÊNCIAS.....	50
CAPÍTULO III	54
1. INTRODUÇÃO	57
2. MATERIAL E MÉTODOS	59
2.1. Caracterização da área de estudo	59
2.2. Dados de precipitação	61
2.3. Índice Padronizado de Precipitação (SPI).....	62
2.4. Análise estatística.....	63
2.5. Análise de índices biofísicos	66
3. RESULTADOS E DISCUSSÃO	67
3.1. Precipitação via CHIRPS e SPI.....	67
3.2. Modelos de semivariograma da precipitação anual	69
3.3. Krigagem da precipitação.....	73
3.4. Modelos de semivariograma para o SPI.....	75
3.5. Krigagem do SPI	76
3.6. SGS do SPI.....	78
3.7. Análise de índices biofísicos	82
4. CONCLUSÕES	86
REFERÊNCIAS.....	86
CAPÍTULO IV.....	94
CONSIDERAÇÕES FINAIS	95

CAPÍTULO I

INTRODUÇÃO / HIPÓTESES / OBJETIVOS / REVISÃO DE LITERATURA

1. INTRODUÇÃO

A região semiárida do Nordeste brasileiro apresenta limitada disponibilidade de recursos hídricos, que estão relacionadas ao regime pluviométrico irregular, com chuvas mal distribuídas temporal e espacialmente, elevadas taxas de evapotranspiração, e solos rasos com baixa capacidade de retenção de água. Isto torna essencial a gestão das águas nas bacias hidrográficas, com foco em águas superficiais e aluvionares, para o desenvolvimento sustentável de uma região (MONTENEGRO et al., 2013; MARENGO et al., 2018).

O Estado de Pernambuco vem desenvolvendo, através da Secretaria de Recursos Hídricos e Infraestrutura e a Agência Pernambucana de Águas e Clima (APAC) ações no sentido de ampliar a oferta hídrica no Estado, bem como implementar a gestão das águas nas bacias hidrográficas, no contexto da Política Nacional de Recursos Hídricos. Para a referida política pública ser viável e sustentável, estudos básicos de potencialidade hídrica de bacias representativas do Estado de Pernambuco devem ser desenvolvidos, visando o planejamento dos recursos hídricos, em particular aqueles voltados para a agricultura irrigada (AGÊNCIA PERNAMBUCANA DE ÁGUAS E CLIMA, 2020). Este aspecto se reveste de maior importância quando se considera a política pública estadual preconizada na Lei 12.984, de 30 de dezembro de 2005 (Lei das Águas), que considera o “monitoramento dos recursos hídricos” como um dos instrumentos da política estadual nesta área.

Profundas alterações no uso e ocupação do solo estão previstas para ocorrer nas bacias hidrográficas de Pernambuco, seja por causas naturais relacionadas às mudanças climáticas, ou induzidas a partir da implantação do Projeto de Integração do Rio São Francisco (PISF) com as bacias hidrográficas do Nordeste Setentrional. Os eixos, ramais e adutoras, projetados preferencialmente para abastecimento humano e animal, deverão contribuir para ampliação das ofertas hídricas para irrigação em Pernambuco (INSTITUTO DE PESQUISA ECONÔMICA APLICADA, 2011; MINISTÉRIO DO DESENVOLVIMENTO REGIONAL, 2021). Faz-se assim necessário analisar o cenário atual no Estado, e estabelecer metas que contribuam para a expansão e sustentabilidade agrícola de Pernambuco no futuro.

A bacia hidrográfica é a uma unidade física, social e política bem definida, e conforme a política nacional e estadual dos recursos hídricos é a unidade territorial para implementação da Política Estadual de Recursos Hídricos e para atuação do Sistema Estadual de Gerenciamento de Recursos Hídricos (BRASIL, 1997; AGÊNCIA PERNAMBUCANA DE ÁGUAS E CLIMA, 2020). Em Pernambuco, estão sendo revistos os atuais limites das Unidades de Planejamento do Estado, a partir da atualização do Plano Estadual de Recursos Hídricos

(PERH-PE), tendo como meta otimizar os processos de gestão e de tomada de decisão. Neste contexto, uma devida caracterização das áreas mais susceptíveis à seca é de elevada relevância para suporte ao planejamento e para subsidiar futuras alocações hídricas.

O sensoriamento remoto pode ser utilizado para o monitoramento das alterações da paisagem nas regiões, principalmente em áreas extensas, por meio da determinação de índices de vegetação e de água, que permitem estimar o uso e cobertura do solo, caracterizando a dinâmica espaço-temporal e quantificando a condição da vegetação verde e das feições hídricas com baixo custo e alta rapidez (ROUSE et al., 1973; XU, 2006; SANTOS et al., 2017b; SILVA et al., 2020a; SILVA et al., 2020c). E a partir da classificação digital de imagens, com diferentes resoluções espectrais, espaciais e temporais, é possível analisar a distribuição espacial bem como verificar a evolução temporal do uso e cobertura do solo em bacias hidrográficas. Alam et al. (2019) adotaram imagens de satélite para mapear perímetros irrigados e para caracterizar a dinâmica de ocupação em diferentes bacias hidrográficas da Índia. Os autores verificaram que a maior parte das alterações ocorreu de forma não planejada, e por ações antrópicas, as quais podem colocar em risco a sustentabilidade de uma região.

A análise espaço temporal de variáveis hidrológicas e biofísicas é essencial para um adequado planejamento dos recursos hídricos, que esteja orientado para o desenvolvimento sustentável de uma região (BRESSIANI et al., 2015). Associado ao planejamento espaço temporal, o sensoriamento remoto e a geoestatística vem sendo amplamente utilizados. Medeiros et al. (2019) modelaram a variabilidade espaço-temporal dos dados de precipitação mensal em 269 estações pluviométricas de 1994 a 2014 na Paraíba, localizada no Nordeste brasileiro (NEB), e constataram que 85% da variabilidade total da precipitação pode ser explicada usando a krigagem, além disso, obtiveram resultados que fornecem uma análise espacial das regiões em que há condições de precipitação que variam de escassez a excesso.

Dentre os métodos de estimativa geoestatística, a krigagem é amplamente adotada na literatura (MEDEIROS et al., 2019; MEDAUAR et al., 2020; SILVA et al., 2020b; WOLFF; DUARTE; FERNANDES, 2020). No entanto, embora a krigagem seja satisfatória em termos de minimizar a variância do erro da estimativa, a técnica é fortemente dependente da quantidade de dados e sua distribuição espacial, e em alguns casos não reproduz a correlação espacial existente, gerando distribuições espaciais irreais (DEUTSCH & JOURNAL, 1998; MÉNDEZ-VENEGAS et al., 2013). Um método alternativo de estimação é baseado em uma abordagem de simulação estocástica, que por definição reproduz o comportamento estatístico do fenômeno. A técnica de simulação mais comumente usada para previsão e análise de incerteza é o Método

de Simulação Gaussiana Sequencial (SGS) (WANG et al., 2002). Ao contrário das técnicas de krigagem, o principal objetivo da Simulação Gaussiana Sequencial (SGS) é gerar realizações estocásticas alternativas e igualmente prováveis que reproduzam as estatísticas do modelo em vez de minimizar a variação de previsão local (GOOVAERTS, 1997). Méndez-Venegas et al. (2013), analisando a variabilidade espacial de eventos extremos de precipitação no México, aplicaram técnicas de simulação estocástica com abordagem geoestatística, destacando a simulação gaussiana como uma ferramenta poderosa para estudar a variabilidade da precipitação e modelar sua distribuição espacial.

Desse modo, este estudo objetivou analisar a dinâmica espaço temporal de variáveis hidrológicas e biofísicas nas Bacias Hidrográficas do rio Terra Nova e do rio Brígida, Estado de Pernambuco, voltadas para a análise da sustentabilidade da região semiárida, fornecendo informações essenciais para uma adequada gestão de recursos hídricos no Estado.

2. HIPÓTESES

- a) Uso das técnicas de sensoriamento remoto e de geoestatística possibilitam uma adequada análise espaço-temporal da disponibilidade hídrica e descrição dos padrões de variabilidade de parâmetros agroclimatológicos no semiárido de Pernambuco;
- b) O Projeto de Integração do São Francisco (PISF) tem promovido alterações significativas na ocupação do solo, em particular nos cultivos agrícolas, nas bacias hidrográficas do semiárido de Pernambuco.

3. OBJETIVOS

3.1. Geral

Analisar a dinâmica espaço temporal de variáveis hidrológicas e biofísicas nas Bacias Hidrográficas do rio Terra Nova e do rio Brígida, Estado de Pernambuco, voltadas para a análise da sustentabilidade da região semiárida, fornecendo informações essenciais para uma adequada gestão de recursos hídricos no Estado.

3.2. Específicos

- a) Avaliar e investigar a distribuição espaço-temporal evapotranspiração real e mapear cultivos irrigados por meio de sensoriamento remoto;
- b) Investigar os padrões de variabilidade pluviométrica;

- c) Combinar dados de precipitação observados com dados estimados, em específico o produto *Climate Hazards Center InfraRed Precipitation with Station data* (CHIRPS);
- d) Avaliar a distribuição e dependência espacial da chuva, em anos secos, normais e chuvosos por meio de técnicas geoestatísticas;
- e) Correlacionar padrões de chuva, distribuição da cobertura vegetal e feições hídricas, por meio de índices de vegetação e de água obtidos por sensores orbitais;
- f) Disponibilizar produtos que apoiem políticas públicas na região relacionadas à segurança hídrica e contribuir para o desenvolvimento social e econômico.

4. REVISÃO DE LITERATURA

4.1. Bacias hidrográficas no semiárido brasileiro

A bacia hidrográfica é uma unidade física, social e política bem definida. Além disso, a bacia hidrográfica é a melhor forma de avaliação do comportamento hidrológico, por ter área definida topograficamente, drenada por um conjunto de cursos d'água que faz convergir os escoamentos para um único ponto de saída (seu exutório). Nas aplicações da equação do balanço hídrico, de forma simplificada, a bacia está sujeita a entradas de água (eventos de precipitação) que geram saídas de água (escoamento e evapotranspiração) (BRASIL, 1997; TUCCI, 2009).

O balanço hídrico pode ser entendido como um sistema agrometeorológico, pois possibilita avaliar conjuntamente as variáveis meteorológicas (temperatura do ar, precipitação, evapotranspiração potencial e de referência, entre outras) e do solo (água disponível, profundidade do perfil e outras características físicas). Logo, o balanço hídrico de bacias hidrográficas é de grande importância para o planejamento agropecuário, em especial para identificar as melhores épocas para plantio e controle de pragas, planejamento de obras de engenharia, previsão e monitoramento de enchentes e inundações, estudo de mudanças climáticas, dentre outros (TUCCI, 2009).

A gestão dos recursos hídricos no Brasil é realizada em bacias hidrográficas, e o domínio é federal ou estadual (TUCCI, 2009). Devido sua ampla extensão, o Brasil está dividido em regiões hidrográficas, que tem como intuito orientar, fundamentar e implementar a Política Nacional de Recursos Hídricos. Essas regiões são formadas por uma ou por um conjunto de bacias ou sub-bacias com características sociais, ambientais e econômicas semelhantes (CONSELHO NACIONAL DE RECURSOS HÍDRICOS, 2003). As regiões hidrográficas brasileiras são: Amazônica, Atlântico Leste, Atlântico Sudeste, Atlântico

nordeste oriental, Atlântico nordeste ocidental, Tocantins-Araguaia, Parnaíba, São Francisco, Atlântico Sul, Paraguai, Paraná e Uruguai (AGÊNCIA NACIONAL DE ÁGUAS E SANEAMENTO BÁSICO, 2021).

A bacia hidrográfica do rio São Francisco (BHSF), pertencente à região hidrográfica São Francisco, tem território de aproximadamente 640 mil km² (8% da área do território nacional), ocupando 506 municípios com uma população total de 18,2 milhões de habitantes. Seu curso d'água principal tem extensão de 2.800 km e passa pelos seguintes estados: Minas Gerais, Bahia, Goiás, Distrito Federal, Pernambuco, Alagoas e Sergipe. A BHSF contempla diferentes biomas, como a Floresta Atlântica, Cerrado e a Caatinga (que, em grande parte, coincide com a área do semiárido presente na bacia), além disso, a bacia está dividida em quatro unidades: Alto São Francisco, Médio São Francisco, Submédio São Francisco e Baixo São Francisco (CASTRO & PEREIRA, 2019; COMITÊ DA BACIA HIDROGRÁFICA DO RIO SÃO FRANCISCO, 2019b).

Em parte da BHSF (54% da área) está localizado o Polígono das Secas, que após a Conferência Internacional das Nações Unidas para o Combate à Desertificação em Nairóbi, no Quênia, em 1977, o Polígono das Secas passou a ser denominado Semiárido Brasileiro. Essa região está sujeita a secas severas e prolongadas, sendo reconhecida pela legislação, abrangendo o território de 1.427 municípios. As regiões áridas e semiáridas estendem-se por todos os continentes da Terra, abrangendo 1/3 de toda a superfície e abrigando cerca de 1/6 de toda a população. São caracterizadas por apresentar limitada disponibilidade de recursos hídricos, em consequência do regime pluviométrico irregular (chuvas mal distribuídas temporalmente e espacialmente), das elevadas taxas de evapotranspiração, e dos solos rasos, que apresentam baixa capacidade de retenção de água (MATALLO JÚNIOR, 2001; MONTENEGRO et al., 2013; SUPERINTENDÊNCIA DO DESENVOLVIMENTO DO NORDESTE, 2021).

O Semiárido situa-se majoritariamente no Nordeste brasileiro (NEB), porém, estende-se até o norte de Minas Gerais. No NEB estão 28% da população do país e apenas 3% da disponibilidade de água. Onde, o Rio São Francisco detém 70% de toda a oferta de água da região (AGÊNCIA PERNAMBUCANA DE ÁGUAS E CLIMA; 2021; CASTRO & PEREIRA, 2019).

A BHSF ocupa 58% da área da região semiárida, contemplando 270 municípios. A temperatura média anual varia de 18 a 27 °C, precipitação média anual de 1.036 mm (variando de 1.400 mm ao sul e 350 mm ao norte) e evapotranspiração média de 896 mm/ano (variando de 1.400 mm ao sul e 840 mm ao norte). No Alto, Médio e Baixo São Francisco há

predominância de solos com aptidão para a agricultura irrigada (latossolos e argissolos). O Submédio, onde se situa grande parte do estado de Pernambuco, é a área com os menores potenciais de solos e reduzidas possibilidades de irrigação e onde ocorrem eventos hidrológicos críticos de estiagens e as temperaturas mais elevadas da bacia. Além disso, grande parte dos seus rios é intermitente, ou seja, não apresenta águas nos períodos secos (CASTRO & PEREIRA, 2019).

Os recursos hídricos da BHSF são utilizados para atividades agropecuárias, industriais e abastecimento urbano; além disso, existem usos para navegação, pesca e geração de energia elétrica. O gerenciamento do uso dos recursos hídricos na BHSF é realizado pelo Comitê da Bacia Hidrográfica do Rio São Francisco, criado em 2001, após a instituição da Lei nº 9.433/1997 (BRASIL, 1997; CASTRO & PEREIRA, 2019).

Em virtude do rio São Francisco ser o principal curso d'água do Semiárido brasileiro (CASTRO & PEREIRA, 2019), em 2007 iniciou-se o maior empreendimento hídrico do país, o Projeto de Integração do Rio São Francisco (PISF) com as Bacias do Nordeste Setentrional, tendo como objetivo garantir a segurança hídrica para 12 milhões de pessoas em 390 municípios e promover o desenvolvimento da região semiárida dos estados de Pernambuco, Ceará, Paraíba e Rio Grande do Norte. Além disso, a previsão é de aumentar a oferta hídrica per capita em médio prazo para o consumo humano, atividades agrícolas e industriais, por meio da garantia do fornecimento de água para os usos múltiplos, especialmente pelos rios intermitentes (INSTITUTO DE PESQUISA ECONÔMICA APLICADA, 2011; COMPANHIA DE DESENVOLVIMENTO DOS VALES DO SÃO FRANCISCO E DO PARNAÍBA, 2021).

O PISF é um empreendimento hídrico do Governo Federal, sob responsabilidade do Ministério do Desenvolvimento Regional (MDR), tem extensão de 477 km, sendo composto por dois eixos principais: Eixo Norte e Eixo Leste, englobando 4 túneis, 14 aquedutos, 9 estações de bombeamento e 27 reservatórios – 18 desses reservatórios se localizam em Pernambuco (AGÊNCIA PERNAMBUCANA DE ÁGUAS E CLIMA; 2021; COMPANHIA DE DESENVOLVIMENTO DOS VALES DO SÃO FRANCISCO E DO PARNAÍBA, 2021).

O empreendimento hídrico do PISF passa pelos seguintes municípios no Eixo Norte: Cabrobó, Salgueiro, Terra Nova e Verdejante (PE); Penaforte, Jati, Brejo Santo, Mauriti e Barro (CE); em São José de Piranhas, Monte Horebe e Cajazeiras (PB), totalizando 260 quilômetros de extensão. Já no Eixo Leste, o empreendimento atravessa os municípios pernambucanos de Floresta, Custódia, Betânia e Sertânia; e em Monteiro, na Paraíba, totalizando 217 quilômetros de extensão (AGÊNCIA PERNAMBUCANA DE ÁGUAS E CLIMA, 2021).

Além disso, também estão sendo projetadas e implantadas importantes obras lineares de adução de águas do PISF, como em Pernambuco, no Ramal de Entremontes e no Ramal do Agreste. No referido estado, o Sistema de Gestão do PISF está sendo estruturada por três operadores: Agência Pernambucana de Águas e Clima (APAC), Companhia Pernambucana de Saneamento (COMPESA) e o Departamento Nacional de Obras Contra as Secas (DNOCS) (COMITÊ DA BACIA HIDROGRÁFICA DO RIO SÃO FRANCISCO, 2019a).

Pernambuco abrange 185 municípios, tem uma população estimada, em 2019, de aproximadamente 9,6 milhões de habitantes, em que 8 milhões residem no meio urbano (83%) e 1,6 no meio rural (17%), sendo o sétimo estado mais populoso do Brasil, e o segundo estado nordestino mais populoso, abaixo apenas da Bahia (14,8 milhões) (AGÊNCIA PERNAMBUCANA DE ÁGUAS E CLIMA, 2020). Em Pernambuco, estão sendo revistos os atuais limites das Unidades de Planejamento do Estado, a partir da atualização do Plano Estadual de Recursos Hídricos (PERH-PE), tendo como meta otimizar os processos de gestão e de tomada de decisão.

4.2. Precipitação pluviométrica

A precipitação regula as diferentes categorias de seca e a sua intensidade, como destacado por Alvalá et al. (2017), categorizando em secas meteorológicas (falta de precipitação sobre uma região por um período), seca hidrológica (efeito dos baixos escoamentos, superficiais e subsuperficiais), seca agrícola (deficiência na disponibilidade de água para o crescimento de culturas ou plantas) e socioeconômica (falha dos sistemas de recursos hídricos para atender às demandas de água).

A precipitação é um dos principais componentes do ciclo hidrológico, de forma que o conhecimento e entendimento de sua distribuição local e espacial é fundamental para compreensão dos processos hidrológicos e gerenciamento dos recursos hídricos (e.g., escoamento, inundação e recarga de aquíferos) – (CRISTIANO et al., 2017; LIANG, WANG, ZHANG; 2018; PEÑA-ÂNGULO et al., 2019; KIM et al., 2019; PEÑA-ÂNGULO et al., 2020).

Apesar da relevância da medição da chuva, é escassa a disponibilidade de séries pluviométricas de grande duração e sem falhas que permita obter informações confiáveis sobre a variabilidade da precipitação no nordeste brasileiro (NEB) (PAREDES-TREJO; BARBOSA; KUMAR, 2017). Adicionalmente, a estimativa da precipitação é de difícil determinação quando a distribuição espacial é muito variável e com periodicidade irregular, por exemplo, no semiárido brasileiro que apresenta regimes pluviométricos marcados por irregularidades de

chuvas e má distribuição ao longo dos anos (RODRIGUES et al., 2020; BRASIL NETO et al., 2021).

Para suprir falhas nos dados de precipitação, usualmente adota-se métodos estatísticos, como destacado por Sousa et al. (2020c), trabalhando com séries de dados pluviométricos no Baixo Pajeú, semiárido de Pernambuco, adotando dados estimados por interpolação. Os autores obtiveram resultados consistentes no preenchimento de falhas de três postos pluviométricos vizinhos e concluíram que os dados interpolados representaram adequadamente as precipitações na região. Porém, esse procedimento está associado a incertezas nas estimativas, a depender do método de preenchimento utilizado (BRUBACHER et al., 2020), principalmente por causa da elevada variabilidade espacial e temporal da precipitação em regiões semiáridas.

4.3. Evapotranspiração real

Segundo Allen et al. (1998), a evapotranspiração é a soma de dois processos: evaporação e transpiração. Evaporação é o processo de transferência de água líquida para vapor do ar diretamente de superfícies líquidas, como lagos, rios, reservatórios, poças, e gotas de orvalho. A água que umedece o solo, que está em estado líquido, também pode ser transferida para a atmosfera diretamente por evaporação. Sendo a transferência de água através do processo de transpiração, ocorrendo mais frequentemente. A transpiração envolve a retirada da água do solo pelas raízes das plantas, o transporte da água através da planta até as folhas e a passagem da água para a atmosfera através dos estômatos da folha (TUCCI, 2009).

A evapotranspiração é um dos principais parâmetros do balanço hídrico utilizados para determinação da necessidade hídrica da cultura. Sua determinação é de grande importância pois representa a quantidade de água a ser repostada no solo para as plantas. Essas informações são cruciais para estudos climatológicos e hidrológicos, como dimensionamento dos sistemas de irrigação, desenvolvimento de estratégias de manejo agrícola de acordo com as condições climáticas e hídricas dos solos presentes na região (ALLEN et al., 1998; SENTELHAS et al., 2010; TAGLIAFERRE et al., 2010).

Existem diversos métodos destinados à estimativa da evapotranspiração real, sendo divididos em métodos diretos e indiretos. Os métodos diretos geralmente possuem custos elevados, pois consistem de medidas *in situ*. Dentre as diversas abordagens dos métodos indiretos, as técnicas propostas com a utilização do sensoriamento remoto são uma alternativa promissora para estimar a evapotranspiração real em escala regional (ALLEN; TASUMI;

TREZZA, 2002). Desta forma, possibilitando e subsidiando alcançar o desenvolvimento sustentável, em escala de bacia hidrográfica.

4.4. Sensoriamento remoto

O sensoriamento remoto é uma ferramenta que pode contribuir no monitoramento da questão hídrica, possibilitando obter estimativas baseadas em satélite, com informações abundantes e alta resolução espaço-temporal (TOTÉ et al., 2015; AGÊNCIA NACIONAL DE ÁGUAS, 2017). No entanto, essas estimativas têm várias limitações (e.g., incerteza significativa), principalmente devido à elevada variabilidade espacial e temporal, por exemplo, da precipitação.

Os algoritmos de estimativa da precipitação são baseados em bandas de infravermelho térmico (TIR) ou em micro-ondas passivas (PM). Porém, nos últimos anos, diversos produtos têm buscado alternativas viáveis para diminuir ou evitar as limitações relativas ao monitoramento da precipitação baseadas em satélite; como, por exemplo, a combinação de várias fontes de dados, como um conjunto de dados de chuva baseados em TIR/PM, com observações de precipitação *in situ* e/ou modelos numéricos para melhorar a precisão desses produtos (JOYCE et al., 2004; PAREDES-TREJO; BARBOSA; KUMAR, 2017; WANG et al., 2017; LU et al., 2018). Dentre as estimativas de dados de precipitação baseadas em satélite, destaca-se o *Tropical Rainfall Measuring Mission* (TRMM), o *Climate Hazards Group InfraRed Precipitation with Stations* (CHIRPS), a *Precipitation Estimation from Remotely Sensed Information using Artificial Neural Networks* (PERSIANN), dentre outros (TOTÉ et al., 2015; PAREDES-TREJO; BARBOSA; KUMAR, 2017; MARIANO et al., 2018; BRASIL NETO et al., 2021).

Dentre as diversas abordagens para estimativa da evapotranspiração real (ET_r), destaca-se o grupo de modelos que utilizam o balanço de energia em conjunto com o sensoriamento remoto, tais como SEBAL (*Surface Energy Balance Algorithms for Land*) (BASTIAANSEN et al., 1998), SAFER (*Simple Algorithm for Evapotranspiration Retrieving*) (TEIXEIRA, 2012a) e METRIC (*Mapping Evapotranspiration at High Resolution and with Internalized Calibration*) (ALLEN; TASUMI; TREZZA, 2007).

O SEBAL, criado em 1995 por Bastiaanssen, é um modelo capaz de realizar estimativas dos componentes do balanço de energia e, por conseguinte, da evapotranspiração real diária, baseado em combinações de relações empíricas e parametrizações físicas (BASTIAANSEN et al., 1998). No Brasil, Teixeira et al. (2009) calibraram e validaram o

SEBAL nas condições semiáridas do submédio São Francisco combinando dados do satélite Landsat e medições de campo da radiação de superfície, de balanços de energia e dados de estações agrometeorológicas. Apesar de ter apresentado bom desempenho, esse modelo é de difícil aplicação pela necessidade de determinar pixels âncora e que o usuário tenha conhecimentos de física de radiação (TEIXEIRA et al., 2017).

Considerando a simplicidade de aplicação, sem a necessidade de determinar pixels âncoras, além de possibilitar ser aplicado em vários agroecossistemas sem a classificação de culturas (que é considerada complexa quando há diferentes espécies vegetais), Teixeira (2012a), desenvolveu o *Simple Algorithm for Evapotranspiration Retrieving* (SAFER). Esse modelo foi validado por meio de dados provenientes de quatro experimentos de campo envolvendo culturas irrigadas e vegetação natural nas condições semiáridas brasileiras. Em conjunto ao SAFER, também foi desenvolvido por Teixeira (2012b), para a mesma região, um modelo biofísico que permite a obtenção da resistência da superfície aos fluxos hídricos, possibilitando classificar separadamente culturas irrigadas e vegetação natural, o *Surface Resistance Algorithm* (SUREAL).

Além disso, o sensoriamento remoto também pode ser utilizado para o monitoramento das alterações da paisagem nas regiões, por meio da determinação de índices de vegetação e de água, que permitem estimar o uso e cobertura do solo, caracterizando a dinâmica espaço-temporal e quantificando a condição da vegetação verde e das feições hídricas (ROUSE et al., 1973; XU, 2006; SANTOS et al., 2017b; SILVA et al., 2020a; SILVA et al., 2020c).

4.4.1. SAFER E SUREAL

O algoritmo *Simple Algorithm for Evapotranspiration Retrieving* (SAFER) foi desenvolvido e calibrado para regiões semiáridas (TEIXEIRA, 2012a; TEIXEIRA et al., 2013; TEIXEIRA et al., 2017) e pode ser aplicado com elevada precisão para a estimativa da evapotranspiração real com o uso de imagens de satélite, sendo amplamente utilizado no Brasil (SILVA; MANZIONE; ALBUQUERQUE FILHO, 2018; FILGUEIRAS et al., 2019; VENANCIO et al., 2021).

Também foi elaborado o algoritmo *Surface Resistance Algorithm* (SUREAL), em conjunto com o SAFER, para a classificação da vegetação em culturas irrigadas e vegetação natural, sendo possível a avaliação de áreas irrigadas com elevada resolução espacial, permitindo o gerenciamento de cultivos com precisão e rapidez (TEIXEIRA, 2012b; TEIXEIRA et al., 2014; TEIXEIRA et al., 2017; TEIXEIRA et al., 2021).

Teixeira et al. (2021) aplicaram o SAFER no semiárido da Bacia do Rio São Francisco, norte do Estado de Minas Gerais, em seis fazendas comerciais sob diferentes sistemas de irrigação, e as aplicações do algoritmo SAFER possibilitaram identificar diferentes fluxos de água de áreas irrigadas em fazendas produtoras de limão.

No semiárido da Bahia, NEB, Filgueiras et al. (2019) simularam erros na estimativa da temperatura de superfície e verificaram suas implicações na evapotranspiração real (ET_r), simulada pelo modelo SAFER. Os resultados mostraram que a estimativa precisa da temperatura de superfície é essencial para obter ET_a com precisão.

O modelo SAFER também tem sido aplicado em outras regiões do país, como no estudo de Coaguila et al. (2017), na Bacia Hidrográfica do Córrego Cabeceira Comprida localizada no município de Santa Fé do Sul, Estado de São Paulo, para avaliar o comportamento anual dos componentes da produtividade da água. Os autores constataram que o SAFER se mostrou adequado para quantificar os componentes da produtividade hídrica com diferentes usos do solo na bacia hidrográfica.

Dehziari & Sanaienejad (2019) adotaram o SAFER para estimar os parâmetros da equação do balanço de energia em uma região semiárida no nordeste do Irã, em Mashhad, e concluíram que o SAFER apresentou resultados aceitáveis e que o modelo pode ser usado para estimativa da equação de balanço de energia em Mashhad.

4.4.2. Índices biofísicos

Os índices de vegetação (IVs) são disponibilizados a partir do processamento de imagens de satélite, e tem sido importante insumo para identificação de culturas agrícolas e mudanças de uso da terra. A partir da análise temporal dos IVs é possível extrair padrões que caracterizam determinada cultura ou grupo de culturas, ou ainda determinada dinâmica de uso da terra (mudança de uma cultura para outra, por exemplo) (AGÊNCIA NACIONAL DE ÁGUAS, 2017; SILVA et al., 2019; SILVA et al., 2021a).

O Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI) é o índice de vegetação comumente utilizado e difundido na literatura contemporânea, calculado pela razão entre a diferença das refletividades das bandas do infravermelho próximo (ρ_{IVP}) e do vermelho (ρ_V), respectivamente, pela soma das mesmas, conforme Equação 1 (ROUSE et al., 1973).

$$NDVI = \frac{\rho_{IVP} - \rho_V}{\rho_{IVP} + \rho_V} \quad (1)$$

O Índice da Diferença Normalizada de Água Modificado (MNDWI) proposto por Xu (2006) objetiva captar corpos hídricos na superfície terrestre e identificar os cursos d'água. O MNDWI pode ser obtido por meio da razão entre a diferença das refletividades das bandas do verde e do infravermelho médio, pela soma das mesmas (Equação 2).

$$\text{MNDWI} = \frac{\rho_G - \rho_{IVM}}{\rho_G + \rho_{IVM}} \quad (2)$$

Sousa et al. (2020a) mapearam as alterações das áreas irrigadas (com a classificação supervisionada pelo método da Distância mínima) e da cobertura vegetal (utilizando o NDVI), nas margens do Rio Terra Nova, semiárido de Pernambuco, e parcialmente perenizado pelo Projeto de Integração do Rio São Francisco (PISF). Os autores utilizaram duas imagens do satélite Landsat-8 de 2015 e 2019 (antes e após a perenização a partir do Eixo Norte do PISF), constatando que a liberação das águas pelo PISF expandiu as áreas irrigadas na região, a qual passou de 7,63 para 18,61 km² (aumento de 244%).

Sousa et al. (2020b) em seu estudo no trecho ao sul da bacia hidrográfica do Rio Pajeú (Baixo Pajeú), semiárido pernambucano, mapearam o uso do solo e analisaram parâmetros biofísicos (NDVI e NDWI), por meio de imagens dos satélites Landsat 5 e 8 (ambos com resolução espacial de 30 metros), duas imagens referentes ao período seco (2009 e 2019) e uma do período chuvoso (2020). Os autores destacam que houve regressão mais elevada dos corpos hídricos em 2019 (comparando-se com a estação seca de 2009 e a estação chuvosa de 2020), e que houve regressão de quase 20% da Caatinga densa de 2009 para 2019 e 2020, representando um indicador da degradação ambiental ocorrida na região nos últimos dez anos.

Em relação aos índices de água, Almeida (2018), em seu estudo, buscou identificar a presença de pequenos reservatórios nas bacias hidrográficas dos rios Carinhanha, Casa das Velhas, Rãs, Pitubas e Santana através de imagens de satélite Landsat 8 (resolução espacial de 30 metros), aplicando o índice MNDWI, proposto por Xu (2006), e NDWI, proposto por McFeeters (1996). Os índices obtiveram excelente realce dos corpos hídricos, com ligeira superioridade ao MNDWI.

Silva et al. (2019) constataram por sensoriamento remoto, em análise espaço-temporal do albedo da superfície e índices de vegetação em região de Caatinga, município de Arcoverde, semiárido pernambucano, áreas possivelmente degradadas foram identificadas no estudo pelos altos valores de albedo e índices de vegetação significativamente menores. Os autores destacaram que os índices de vegetação apresentaram comportamento similar e que o sensoriamento remoto promoveu monitoramento espaço-temporal adequado, destacando

principalmente o período classificado como climaticamente seco através do albedo e índices de vegetação.

Logo, nota-se que é de grande preocupação o monitoramento ambiental em Pernambuco e no semiárido brasileiro como um todo. As ações decorrentes das pesquisas citadas são necessárias para subsidiar avanços na gestão das políticas públicas em âmbito nacional e internacional.

4.4.3. CHIRPS

O CHIRPS incorpora climatologia interna e imagens de satélite com uma resolução espacial de $0,05^\circ$ (aproximadamente 5,3 km) com uma série temporal de mais de 35 anos (de 1981 até os dias atuais). Foi desenvolvido pelo *US Geological Survey* (USGS) e pelo *Climate Hazards Group* da Universidade da Califórnia, Santa Bárbara (TOTÉ et al., 2015; PAREDES-TREJO; BARBOSA; KUMAR, 2017). É um produto relativamente novo com alta resolução temporal e espacial, baseado em múltiplas fontes de dados (FUNK et al., 2015).

Alguns estudos de validação foram realizados para avaliar o desempenho do CHIRPS, como o trabalho de Toté et al. (2015), que avaliaram os produtos de chuva derivados de satélite para o monitoramento de períodos de seca e eventos de alta pluviosidade em Moçambique, utilizando os produtos: *Tropical Applications of Meteorology using SATellite and ground-based observations* (TAMSAT) *African Rainfall Climatology And Time series* (TARCAT) v2.0, o *Famine Early Warning System NETWORK* (FEWS NET) RFE v2.0 e o *Climate Hazards Group InfraRed Precipitation with Stations* (CHIRPS); empregando as estatísticas de comparação de pares para avaliar o desempenho na estimativa da quantidade de chuva e estatísticas categóricas para medir as capacidades de detecção de chuva. Seus resultados revelaram um importante viés na ocorrência e quantidade de chuva, que eles atribuíram ao terreno complexo e ao processo orográfico de chuva.

Paredes-Trejo, Barbosa e Kumar (2017) compararam os dados do CHIRPS, a partir da precipitação mensal derivada, e dados observados de 21 estações pluviométricas distribuídas no NEB, no período de 1981 a 2013. Os autores obtiveram bom desempenho desse produto no NEB, com seu pior desempenho na região semiárida, mas com coeficiente de correlação de Pearson moderadamente alto em todos os biomas da região e a Probabilidade de Detecção (indica a fração dos eventos observados que foram corretamente previstos) do CHIRPS foi mais elevada no bioma Caatinga. Além de que o CHIRPS tende a subestimar a quantidade de chuva no período chuvoso.

Porém, outros trabalhos em bacias hidrográficas inseridas na região semiárida têm obtido bons resultados utilizando o CHIRPS, como o estudo de Brito et al. (2021), no Estado da Paraíba, na bacia do rio Piranhas, em que avaliaram as secas meteorológicas de curto, médio e longo prazo, utilizando os produtos do *Climate Hazards Group InfraRed Precipitation with Stations* (CHIRPS), do *Precipitation Estimation from Remotely Sensed Information using Artificial Neural Networks* (PERSIANN), e dados observados de 38 estações pluviométricas, do período de 1994 a 2017, em escala semestral, anual e bianual. Os autores concluíram que os produtos PERSIANN e CHIRPS descreveram bem os eventos de seca na bacia, além disso, o CHIRPS representou melhor a distribuição espacial, por causa da sua maior resolução, e que esses conjuntos de dados podem ser fontes adicionais para aplicações hidrometeorológicas na bacia do rio Piranhas.

Também no NEB, Santos et al. (2019) avaliaram o desempenho espaço-temporal de dados de precipitação observados e obtidos pelo CHIRPS. Os autores verificaram que o padrão sazonal da precipitação é bem representado pelo CHIRPS na região. Além disso, a série de precipitação do CHIRPS pode ser adicionada a série de precipitação observada, para fins de obtenção de uma série climatológica de precipitação com alta resolução espacial, permitindo, assim, uma melhor avaliação e/ou quantificação de extremos de precipitação no NEB.

4.5. Monitoramento de secas

O Índice Padronizado de Precipitação (SPI) (MCKEE; DOESKEN; KLEIST, 1993) é utilizado para determinar a variabilidade da precipitação e é comumente utilizado para o monitoramento de condições associadas às secas e excesso de chuva (SANTOS et al., 2017a; JULIANI & OKAWA, 2017; BRITO et al., 2017). Para o cálculo do SPI é necessário dispor de um período contínuo de pelo menos 30 anos de dados de precipitação (MCKEE; DOESKEN; KLEIST, 1993), o que muitas vezes inviabiliza a obtenção do índice para uma região, como no semiárido brasileiro.

O SPI é dado em limiares, que tecnicamente correspondem ao número de desvio padrão que a precipitação cumulativa observada se afasta da média climatológica. A classificação empregada para a caracterização da precipitação (Tabela 1) foi descrita por McKee, Doesken e Kleist (1993), que vai desde a situação mais extrema em termos de déficit e excesso de precipitação. O SPI pode ser calculado para diferentes escalas de tempo (SPI-3, SPI-6, SPI-12, dentre outros), o que permite monitorar a dinâmica temporal desses eventos.

Adicionalmente, esse índice apresenta uma vantagem em relação aos demais índices, pois utiliza apenas dados de precipitação (SANTOS et al., 2019).

Tabela 1. Classificação do SPI, segundo McKee, Doesken e Kleist (1993)

SPI	Classificações
≥ 2.00	Extremamente Chuvoso
1.00 a 1.99	Severamente Chuvoso
0.50 a 0.99	Moderadamente Chuvoso
0.49 a -0.49	Normal
-0.50 a -0.99	Moderadamente Seco
-1.00 a -1.99	Severamente Seco
≤ -2.00	Extremamente Seco

Para a identificação dos eventos de seca e a análise de suas condições, Juliani e Okawa (2017) utilizaram o Índice de Precipitação Padronizado (SPI) para uma escala de tempo de 12 meses, no semiárido do Estado de Minas Gerais, em 30 anos de dados. Brasil Neto et al. (2021) avaliaram o desempenho de dados de precipitação estimados para monitorar o comportamento e as tendências espaço-temporais das secas meteorológicas sobre o estado da Paraíba, com base no índice de precipitação padronizado (SPI) de 1998 a 2017 para auxiliar a gestão dos recursos naturais da região e obtiveram que o SPI foi satisfatório em caracterizar e capturar o regime de secas no estado.

4.6. Geoestatística

Geoestatística é o estudo estatístico de um fenômeno natural caracterizado pela distribuição no espaço de uma ou mais variáveis, denominadas "variáveis regionalizadas", essas variáveis possuem características casuais e estruturadas (JOURNEL & HUIJBREGTS, 1978). O semivariograma é uma das formas de identificar e representar as relações espaciais entre dados amostrados, e quando essa relação é obtida, ela pode ser utilizada para estimar pontos não-amostrados com mais precisão (BAI & TAHMASEBI, 2022).

A dependência espacial pode ser avaliada através do semivariograma clássico construído a partir da estimativa das semivariâncias, dada pela Equação 3 (JOURNEL, 1989).

$$\gamma(h) = \frac{1}{2N(h)} \sum_{i=1}^{N(h)} [Z(X_i+h) - Z(X_i)]^2 \quad (3)$$

em que, $\gamma(h)$ é o valor estimado da semivariância dos dados experimentais; $Z(X_i + h)$ e $Z(X_i)$ são os valores observados da variável regionalizada; e $N(h)$ o número de pares de valores medidos, separados por uma distância h (LANDIM, 2003).

Dentre os métodos geoestatísticos de estimativa, a krigagem é o mais abordado na literatura (MEDEIROS et al., 2019; MEDAUAR et al., 2020; SILVA et al., 2020b; WOLFF; DUARTE; FERNANDES, 2020). Medeiros et al. (2019) modelaram a variabilidade espaço-temporal dos dados de precipitação mensal em 269 estações pluviométricas de 1994 a 2014 na Paraíba, localizada no NEB, e constataram que 85% da variabilidade total da precipitação pode ser explicada usando a krigagem, além disso, obtiveram resultados que fornecem uma análise espacial das regiões em que há condições de precipitação que variam de escassez a excesso.

Silva et al. (2020b) observaram que a precipitação anual apresenta uma variabilidade espaço-temporal anual substancial e uma tendência negativa (diminuição) na precipitação média na maioria das estações de chuva na bacia hidrográfica do reservatório Epitácio Pessoa, Paraíba, durante o período de estudo (1963-1991), utilizando a técnica de krigagem. Araújo et al. (2020) investigando a distribuição espaço-temporal da precipitação na bacia hidrográfica do rio Brígida, Pernambuco, NEB, utilizando krigagem, constataram que a técnica promoveu uma adequada estimativa da precipitação e classificação da condição de aridez, nas principais regiões da bacia de estudo.

No entanto, apesar da krigagem ser satisfatória no sentido de minimizar a variância do erro da estimativa, a técnica é fortemente dependente da quantidade de dados e posição espacial, além de em alguns casos não reproduzir a correlação espacial, gerando distribuições espaciais às vezes irrealistas (DEUTSCH & JOURNAL, 1998; MÉNDEZ-VENEGAS et al., 2013). Causando um efeito de suavização, ou seja, tendendo a superestimar os pequenos valores e subestimar os grandes (BAI & TAHMASEBI, 2022).

Um método alternativo de estimativa é a abordagem de simulação estocástica, que, por definição, reproduz o comportamento estatístico do fenômeno. A técnica de simulação mais comumente usada para previsão e incerteza de uma variável do sistema é a simulação sequencial gaussiana (WANG et al., 2002). Ao contrário das técnicas de krigagem, o principal objetivo da Simulação Gaussiana Sequencial (SGS) é gerar realizações estocásticas alternativas e igualmente prováveis, que reproduzam as estatísticas do modelo, em vez de minimizar a variação de previsão local (GOOVAERTS, 1997).

Na krigagem as estimativas são realizadas com base em somas ponderadas dos valores de amostras vizinhas, em que os pesos aplicados ao valor vizinho dependem da estrutura de

correlação modelada no semivariograma (DEUTSCH & JOURNAL, 1998). Já na Simulação Gaussiana Sequencial (SGS), o algoritmo desenha aleatoriamente um valor simulado em cada local a partir de uma função de distribuição cumulativa condicional estimada. A função de distribuição é determinada pela média e variância da krigagem calculada a partir da informação da vizinhança. Ao executar a SGS, uma transformação prévia dos dados originais em uma distribuição gaussiana é necessária e pode ser realizada normalmente pela transformação do escore normal, que assume um campo gaussiano aleatório, assim, a função densidade acumulada é caracterizada pela média e pela covariância (GOOVAERTS, 2001).

A repetição dessas etapas sequenciais com diferentes caminhos aleatórios pode fornecer várias realizações da distribuição espacial. Em que o algoritmo da SGS pode ser conduzido com diversos números de realizações. Sendo, também, uma das desvantagens da SGS a sua velocidade computacional, especialmente quando centenas de milhões de pontos são simulados (BAI & TAHMASEBI, 2022).

Méndez-Venegas et al. (2013), analisando a variabilidade espacial da precipitação de eventos extremos de precipitação no México, aplicaram técnicas de simulação estocástica com abordagem geoestatística, destacando a simulação gaussiana como uma ferramenta poderosa para estudar os fenômenos envolvidos na precipitação e modelar sua distribuição espacial.

4.7. Mapeamento e variabilidade espaço-temporal de dados hidrológicos

O estudo da distribuição espaço-temporal de dados agroclimáticos é de extrema importância para avaliar os impactos das mudanças climáticas e para a gestão socioambiental e práticas agrícolas (SILVA et al., 2020a; SANTOS & NAVAL, 2020; MEDAUAR et al., 2020).

O Nordeste brasileiro (NEB) e especificamente o Estado de Pernambuco possuem diversos exemplos na aplicação de técnicas e metodologias com potencial para auxiliar na gestão dos recursos naturais no semiárido. Em estudo realizado na região do semiárido de Pernambuco, Lins et al. (2017) estimaram e avaliaram a distribuição espaço-temporal de parâmetros biofísicos e a evapotranspiração real diária, e destacaram que as técnicas de sensoriamento remoto possibilitaram o monitoramento do município de Arcoverde-PE, determinando os parâmetros biofísicos nos diferentes usos do solo, identificando possíveis áreas degradadas e de desertificação na região.

Medauar et al. (2020) avaliaram o comportamento espacial e temporal da precipitação e da temperatura média do ar no Estado da Bahia, NEB, utilizando séries históricas de 1975 a 2011 e 1961 a 2009, respectivamente, aplicando a análise geoestatística e estimativa por

krigagem ordinária. Os autores concluíram que as variáveis precipitação e temperatura média do ar apresentam comportamento espacial estável e alta estabilidade temporal entre os meses subsequentes e que a aplicação da ferramenta geoestatística possibilitou a geração de mapas temáticos com base na distribuição espacial das variáveis, identificando onde houve maior e menor variabilidade temporal entre os meses subsequentes para a região.

Também no NEB, Silva et al. (2021b) caracterizaram os padrões de chuvas mensais nas mesorregiões da Zona da Mata e Metropolitana do Recife no estado de Pernambuco, Brasil, com base em técnicas geoestatísticas. Os mapas de krigagem gerados foram consistentes na espacialização das chuvas no litoral pernambucano, possibilitando avaliar a dinâmica da precipitação e a criação de estratégias socioeconômicas, para minimizar os impactos durante o período de chuvas intensas e grandes enchentes.

Adicionalmente, novas ferramentas podem auxiliar nesse monitoramento e mapeamento, como o *Google Earth Engine* (GEE), que é uma plataforma de serviço de computação de alto desempenho que combina um catálogo de várias imagens de satélites e conjuntos de dados geoespaciais, possibilitando a análise e o monitoramento do desmatamento, estiagens, desastres, doenças, segurança alimentar, gerenciamento da água, monitoramento climático e proteção ambiental. No Brasil seu uso ainda é recente, entre os atualmente em curso, destaca-se o projeto MapBiomas (2021), uma iniciativa de monitoramento anual do uso do solo e cobertura da terra que utiliza o GEE em imagens Landsat 5, 7 e 8 (GORELICK et al., 2017; SILVA, 2020; GOOGLE EARTH ENGINE, 2021).

REFERÊNCIAS

- AGÊNCIA NACIONAL DE ÁGUAS E SANEAMENTO BÁSICO. **As Regiões Hidrográficas**. 2021. Disponível em: <https://www.gov.br/ana/pt-br/assuntos/gestao-das-aguas/panorama-das-aguas/regioes-hidrograficas>. Acesso em: 1 dez. 2021.
- AGÊNCIA NACIONAL DE ÁGUAS. **Atlas irrigação: uso da água na agricultura irrigada**. Brasília: ANA, 2017. 86p.
- AGÊNCIA PERNAMBUCANA DE ÁGUAS E CLIMA. **Atualização do Plano Estadual de Recursos Hídricos do Estado de Pernambuco**. Recife: APAC, 2020. 98p.
- AGÊNCIA PERNAMBUCANA DE ÁGUAS E CLIMA. **O Projeto de Integração do Rio São Francisco**. Recife: APAC, 2021. Disponível em: <https://www.apac.pe.gov.br/pisf>. Acesso em: 10 dez. 2021.

- ALAM, A.; BHAT, M. S.; MAHEEN, M. Using Landsat satellite data for assessing the land use and land cover change in Kashmir valley. **Geojournal**, v. 85, n. 6, p. 1529-1543, 2019.
- ALLEN, R. G.; TASUMI, M.; TREZZA, R. **Surface Energy Balance Algorithm for Land (SEBAL) – Advanced training and user Manual**. Version 1.0. NASA: Idaho, 2002. 97p.
- ALLEN, R. G.; PEREIRA, L. S.; RAES, D.; SMITH, M. **Crop evapotranspiration – guidelines for computing crop water requirements**. Rome: FAO Irrigation and Drainage paper 56, 1998. 297p.
- ALLEN, R.; TASUMI, M.; TREZZA, R. Satellite-based energy balance for mapping evapotranspiration with internalized calibration (METRIC) – Model. **Journal of Irrigation and Drainage Engineering**, Reston, v. 133, n. 395, p. 380-394, 2007.
- ALMEIDA, T. F. S. **Influência de pequenos reservatórios no escoamento superficial da bacia hidrográfica do rio Carinhanha**. 2018. 134 f. Dissertação (Mestrado) - Curso de Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil, CTG, Universidade Federal de Pernambuco, Recife, 2018.
- ALVALÁ, R. C. S.; CUNHA, A. P. M. A.; BRITO, S. S. B.; SELUCHI, M. E.; MARENGO, J. A.; MORAES, O. L. L.; CARVALHO, M. A. Drought monitoring in the Brazilian Semiarid region. **Anais da Academia Brasileira de Ciências**, v. 91, n. 1, p. 1-15, 2017. <http://dx.doi.org/10.1590/0001-3765201720170209>.
- ARAÚJO, H. L.; MONTENEGRO, A. A. A.; LOPES, I.; CARVALHO, A. A.; SILVA, E. C.; GONÇALVES, G. E. Espacialização da precipitação na Bacia Hidrográfica do Rio Brígida no semiárido de Pernambuco. **Revista Brasileira de Geografia Física**, v. 13, n. 1, p. 391-405, 6 abr. 2020. <http://dx.doi.org/10.26848/rbgf.v13.1.p391-405>.
- BAI, T.; TAHMASEBI, P. Sequential Gaussian simulation for geosystems modeling: a machine learning approach. **Geoscience Frontiers**, v. 13, n. 1, p. 1-14, 2022. <http://dx.doi.org/10.1016/j.gsf.2021.101258>.
- BASTIAANSSEN, W. G. M.; MENENTI, M.; FEDDES, R. A.; HOLTSLAG, A. A. M. The surface energy balance algorithm for land (SEBAL), Part 1: Formulation. **Journal of Hydrology**, v. 212-213, p. 198-298, 1998.
- BRASIL NETO, R. M.; SANTOS, C. A. G.; SILVA, J. F. C. B. C.; SILVA, R. M.; SANTOS, C. A. C.; MISHRA, M. Evaluation of the TRMM product for monitoring drought over Paraíba State, northeastern Brazil: a trend analysis. **Scientific Reports**, v. 11, n. 1, p. 1-18, 2021. <http://dx.doi.org/10.1038/s41598-020-80026-5>.

BRASIL. Lei n° 9.433, de 08 de janeiro de 1997. Institui a Política Nacional de Recursos Hídricos, cria o Sistema Nacional de Gerenciamento de Recursos Hídricos. **Diário Oficial da União**, Brasília, 09 jan. 1997. p. 1.

BRESSIANI, D. A.; SRINIVASAN, R.; JONES, C. A.; MENDIONDO, E. M. Effects of spatial and temporal weather data resolutions on streamflow modeling of a semi-arid basin, Northeast Brazil. **International Journal of Agricultural and Biological Engineering**, v. 8, n. 3, p. 125-139, 2015. <http://dx.doi.org/10.3965/j.ijabe.20150803.970>.

BRITO, S. S. B.; CUNHA, A. P. M. A.; CUNNINGHAM, C. C.; ALVALÁ, R. C.; MARENGO, J. A.; CARVALHO, M. A. Frequency, duration and severity of drought in the Semiarid Northeast Brazil region. **International Journal Of Climatology**, v. 38, n. 2, p. 517-529, 2017. <http://dx.doi.org/10.1002/joc.5225>.

BRUBACHER, J. P., OLIVEIRA, G. G. D., GUASSELLI, L. A. Preenchimento de Falhas em Séries Temporais de Precipitação Diária no Rio Grande do Sul. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v. 35, n. 2, 2020, p. 335–344, 2020.

CASTRO, C. N.; PEREIRA, C. N. **Revitalização da bacia hidrográfica do rio São Francisco: histórico, diagnóstico e desafios**. Brasília: Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada (IPEA), 2019. 366 p.

COAGUILA, D. N.; HERNANDEZ, F. B. T.; TEIXEIRA, A. H. C.; FRANCO, R. A. M.; LEIVAS, J. F. Water productivity using SAFER - Simple Algorithm for Evapotranspiration Retrieving in watershed. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v. 21, n. 8, p. 524-529, 2017. <http://dx.doi.org/10.1590/1807-1929/agriambi.v21n8p524-529>.

COMITÊ DA BACIA HIDROGRÁFICA DO RIO SÃO FRANCISCO. **Gestão e Operação do Projeto de Integração do Rio São Francisco com as Bacias Hidrográficas do Nordeste Setentrional (PISF)**. [S.l.]: Comitê da Bacia Hidrográfica do Rio São Francisco (CBHSF), 2019a. 156p.

COMITÊ DA BACIA HIDROGRÁFICA DO RIO SÃO FRANCISCO. **Pacto pelas águas da Bacia do rio São Francisco**. [S.l.]: Comitê da Bacia Hidrográfica do Rio São Francisco (CBHSF), 2019b. 289p.

COMPANHIA DE DESENVOLVIMENTO DOS VALES DO SÃO FRANCISCO E DO PARNAÍBA. **Projeto São Francisco**. Brasil: CODEVASF, 2021. Disponível em: <https://www.codevasf.gov.br/linhas-de-negocio/projeto-sao-francisco/o-que-e-o-projeto-de-integracao-do-sao-francisco>. Acesso em: 10 dez. 2021.

CONSELHO NACIONAL DE RECURSOS HÍDRICOS. Resolução N° 32, de 15 de outubro de 2003. Institui a Divisão Hidrográfica Nacional. **Diário Oficial da União**, Brasília, 12 dez. 2003. p. 1.

CRISTIANO, E.; VELDHUIS, M.-C. T.; GIESEN, N. V. de. Spatial and temporal variability of rainfall and their effects on hydrological response in urban areas – a review. **Hydrology And Earth System Sciences**, v. 21, n. 7, p. 3859-3878, 2017. <http://dx.doi.org/10.5194/hess-21-3859-2017>.

DEHZIARI, S. A.; SANAIENEJAD, S. H. Energy balance quantification using Landsat 8 images and SAFER algorithm in Mashhad, Razavi Khorasan, Iran. **Journal Of Applied Remote Sensing**, v. 13, n. 01, p. 1, 2019. <http://dx.doi.org/10.1117/1.jrs.13.014528>.

DEUTSCH, C. V.; JOURNEL, A. G. **GSLIB**: geostatistical software library and user's guide. New York: Oxford University Press, 1998. 369p.

FILGUEIRAS, R.; MANTOVANI, E. C.; ALTHOFF, D.; DIAS, S. H. B.; CUNHA, F. F. Sensitivity of evapotranspiration estimated by orbital images under influence of surface temperature. **Engenharia Agrícola**, Jaboticabal, v. 39, n. 1, p. 23-32, 2019.

FUNK, C.; PETERSON, P.; LANDSFELD, M.; PEDREROS, D.; VERDIN, J.; SHUKLA, S.; HUSAK, G.; ROWLAND, J.; HARRISON, L.; HOELL, A. The climate hazards infrared precipitation with stations—a new environmental record for monitoring extremes. **Scientific Data**, v. 2, n. 1, p. 1-21, 2015. <http://dx.doi.org/10.1038/sdata.2015.66>.

GOOGLE EARTH ENGINE. **Google Earth Engine**. [S. l.]: Google, 2021. Disponível em: <https://earthengine.google.com/>. Acesso em: 10 maio 2021.

GOOVAERTS, P. Geostatistical modelling of uncertainty in soil science. **Geoderma**, v. 103, n. 1-2, p. 3-26, 2001. [http://dx.doi.org/10.1016/s0016-7061\(01\)00067-2](http://dx.doi.org/10.1016/s0016-7061(01)00067-2).

GOOVAERTS, P. **Geostatistics for natural resources evaluation**. New York: Oxford University Press, 1997. 483p.

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**, New York, v. 202, n. 1, p. 18-27, 2017.

INSTITUTO DE PESQUISA ECONÔMICA APLICADA. **Transposição do rio São Francisco**: análise de oportunidade do projeto. Rio de Janeiro: IPEA, 2011. 60p.

JOURNEL, A. G. Fundamentals of geostatistics in five lessons. Washington: American Geophysical Union, 1989. 57p.

- JOURNAL, A. G.; HUIJBREGTS, C. J. **Mining Geostatistics**. Londres: Academic Press, 1978. 600p.
- JOYCE, R. J.; JANOWIAK, J. E.; ARKIN, P. A.; XIE, P. CMORPH: a method that produces global precipitation estimates from passive microwave and infrared data at high spatial and temporal resolution. **Journal Of Hydrometeorology**, v. 5, n. 3, p. 487-503, 2004. [http://dx.doi.org/10.1175/1525-7541\(2004\)0052.0.co;2](http://dx.doi.org/10.1175/1525-7541(2004)0052.0.co;2).
- JULIANI, B.; OKAWA, C. Application of a Standardized Precipitation Index for Meteorological Drought Analysis of the Semi-Arid Climate Influence in Minas Gerais, Brazil. **Hydrology**, v. 4, n. 2, p. 1-21, 2017. <http://dx.doi.org/10.3390/hydrology4020026>.
- KIM, J.; LEE, J.; KIM, D.; KANG, B. The role of rainfall spatial variability in estimating areal reduction factors. **Journal Of Hydrology**, v. 568, p. 416-426, 2019. <http://dx.doi.org/10.1016/j.jhydrol.2018.11.014>.
- LANDIM, P. M. B. GEOEAS: um exemplo de aplicação em análise geoestatística. São Paulo: UNESP, 2003.
- LIANG, S.; WANG, W.; ZHANG, D. Characteristics of Annual and Seasonal Precipitation Variation in the Upstream of Minjiang River, Southwestern China. **Advances in Meteorology**, v. 2018, p. 1–14, 2018. <http://dx.doi.org/10.1155/2018/1362708>
- LINS, F. A. C.; ARAÚJO, D. C. S.; SILVA, J. L. B.; LOPES, P. M. O.; OLIVEIRA, J. D. A.; SILVA, A. T. G. C. S. G. Estimativa de parâmetros biofísicos e evapotranspiração real no semiárido Pernambucano utilizando sensoriamento remoto. **Irriga**, Botucatu, v. 1, n. 1, p. 64-75, 2017.
- LU, X.; WEI, M.; TANG, G.; ZHANG, Y. Evaluation and correction of the TRMM 3B43V7 and GPM 3IMERGM satellite precipitation products by use of ground - based data over Xinjiang, China. **Environmental Earth Sciences**, v. 77, n. 209, 2018. <http://dx.doi.org/10.1007/s12665-018-7378-6>.
- MAPBIOMAS. **O projeto**. [S. l.]: MapBiomass, 2021. Disponível em: <https://mapbiomas.org/o-projeto>. Acesso em: 05 out. 2021.
- MARENGO, J. A.; ALVES, L. M.; ALVALA, 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. 21, p. 1973-1985, 2018.
- MARIANO, D. A.; SANTOS, C. A. C.; WARDLOW, B. D.; ANDERSON, M. C.; SCHILTMAYER, A. V.; TADESSE, T.; SVOBODA, M. D. Use of remote sensing indicators to assess effects of drought and human-induced land degradation on ecosystem health in

Northeastern Brazil. **Remote Sensing Of Environment**, v. 213, p. 129-143, 2018. <http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2018.04.048>.

MATALLO JUNIOR, H. **Indicadores de desertificação**: histórico e perspectivas. Brasília: UNESCO, 2001. 80p.

MCFEETERS, S. K. The use of the Normalized Difference Water Index (NDWI) in the delineation of open water features. **International Journal of Remote Sensing**, v. 17, n. 7, p. 1425-1432, 1996.

MCKEE, T. B.; DOESKEN, N. J.; KLEIST, J. **The relationship of drought frequency and duration to time scales**. Anaheim: American Meteorological Society, 1993. 5p. Disponível em:

https://www.droughtmanagement.info/literature/AMS_Relationship_Drought_Frequency_Duration_Time_Scales_1993.pdf. Acesso em: 10 jun. 2021.

MEDAUAR, C. C.; SILVA, S. A.; CARVALHO, L. C. C.; GALVÃO, Í. M.; MACÊDO, P. V. Spatial-temporal variability of rainfall and mean air temperature for the state of Bahia, Brazil. **Anais da Academia Brasileira de Ciências**, v. 92, n. 1, p. 4-13, 2020. <http://dx.doi.org/10.1590/0001-3765202020181283>.

MEDEIROS, E. S.; LIMA, R. R.; OLINDA, R. A.; SANTOS, C. A. C. Modeling Spatiotemporal Rainfall Variability in Paraíba, Brazil. **Water**, v. 11, n. 9, p. 1843, 2019. <http://dx.doi.org/10.3390/w11091843>.

MÉNDEZ-VENEGAS, J.; HERRERA, G. S.; DÍAZ-VIERA, M. A.; VALDÉS-MANZANILLA, A. Geostatistical simulation of spatial variability of convective storms in Mexico City Valley. **Geofísica Internacional**, v. 52, n. 2, p. 111-120, 2013. [http://dx.doi.org/10.1016/s0016-7169\(13\)71466-1](http://dx.doi.org/10.1016/s0016-7169(13)71466-1).

MINISTÉRIO DO DESENVOLVIMENTO REGIONAL. **Projeto de Integração do Rio São Francisco**. Disponível em: <https://www.gov.br/mdr/pt-br/assuntos/seguranca-hidrica/projeto-sao-francisco>. Acesso em: 15 jan. 2021.

MONTENEGRO, A. A. A.; ABRANTES, J. R. C. B.; LIMA, J. L. M. P.; SINGH, V. P.; SANTOS, T. E. M. Impact of mulching on soil and water dynamics under intermittent simulated rainfall. **Catena**, Amsterdam, v. 109, n. 1, p. 139-149, 2013.

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. <http://dx.doi.org/10.1016/j.jaridenv.2016.12.009>.

PEÑA-ANGULO, D.; NADAL-ROMERO, E.; GONZÁLEZ-HIDALGO, J.C.; ALBALADEJO, J.; ANDREU, V.; BAGARELLO, V.; BARHI, H.; BATALLA, R.J.; BERNAL, S.; BIENES, R. Spatial variability of the relationships of runoff and sediment yield with weather types throughout the Mediterranean basin. **Journal Of Hydrology**, v. 571, p. 390-405, 2019. <http://dx.doi.org/10.1016/j.jhydrol.2019.01.059>.

PEÑA-ANGULO, D.; NADAL-ROMERO, E.; GONZÁLEZ-HIDALGO, J.C.; ALBALADEJO, J.; ANDREU, V.; BAHRI, H.; BERNAL, S.; BIDDOCU, M.; BIENES, R.; CAMPO, J. Relationship of Weather Types on the Seasonal and Spatial Variability of Rainfall, Runoff, and Sediment Yield in the Western Mediterranean Basin. **Atmosphere**, v. 11, n. 6, p. 1-20, 2020. <http://dx.doi.org/10.3390/atmos11060609>.

RODRIGUES, D. T.; GONÇALVES, W. A.; SPYRIDES, M. H. C.; SILVA, C. M. S. Spatial and temporal assessment of the extreme and daily precipitation of the Tropical Rainfall Measuring Mission satellite in Northeast Brazil. **International Journal Of Remote Sensing**, v. 41, n. 2, p. 549-572, 2019. <http://dx.doi.org/10.1080/01431161.2019.1643940>.

ROUSE, J. W.; HAAS, R. H.; SCHELL, J. A.; DEERING, D. W.; HARLAN, J. C. **Monitoring the vernal advancement of retrogradation of natural vegetation**. Greenbelt: National Aerospace Spatial Administration, 1973. 371p.

SANTOS, C. A. G.; BRASIL NETO, R. M.; PASSOS, J. S. A.; SILVA, R. M. Drought assessment using a TRMM-derived standardized precipitation index for the upper São Francisco River basin, Brazil. **Environmental Monitoring And Assessment**, v. 189, n. 6, p. 1-32, 2017a. <http://dx.doi.org/10.1007/s10661-017-5948-9>.

SANTOS, C. A. G.; SILVA, R. M.; SILVA, A. M.; BRASIL NETO, R. M. Estimation of evapotranspiration for different land covers in a Brazilian semi-arid region: a case study of the brígida river basin, brazil. **Journal Of South American Earth Sciences**, v. 74, p. 54-66, 2017b. <http://dx.doi.org/10.1016/j.jsames.2017.01.002>.

SANTOS, J. F. S.; NAVAL, L. P. Spatial and temporal dynamics of water footprint for soybean production in areas of recent agricultural expansion of the Brazilian savannah (Cerrado). **Journal Of Cleaner Production**, v. 251, p. 1-13, 2020. <http://dx.doi.org/10.1016/j.jclepro.2019.119482>.

SANTOS, S. R. Q., CUNHA, A. P. M. A., RIBEIRO-NETO, G. G. Precipitation dataset for the monitoring of the spatial-temporal pattern of drought in the Brazilian Northeast. **Brazilian Journal of Climatology**, v. 25, p. 90-100, 2019. <http://dx.doi.org/10.5380/abclima.v25i0.62018>

- SENTELHAS, P. C.; GILLESPIE, T. J.; SANTOS, E. A. Evaluation of FAO Penman–Monteith and alternative methods for estimating reference evapotranspiration with missing data in Southern Ontario, Canada. **Agricultural Water Management**, v. 97, n. 5, p. 635-644, 2010.
- SILVA, C. O. F. Classificação supervisionada de área irrigada utilizando índices espectrais de imagens Landsat-8 com Google Earth Engine. **Irriga**, Botucatu, v. 25, n. 1, p. 160-169, 2020.
- SILVA, C. O. F.; MANZIONE, R. L.; ALBUQUERQUE FILHO, J. Large-Scale Spatial Modeling of Crop Coefficient and Biomass Production in Agroecosystems in Southeast Brazil. **Horticulturae**, Basel, v. 4, n. 4, p. 44-64, 2018.
- SILVA, C. V. S.; SILVA, J. L. B.; MOURA, G. B. A.; LOPES, P. M. O.; NASCIMENTO, C. R.; SILVA, L. C. Monitoramento da cobertura vegetal por sensoriamento remoto no semiárido brasileiro através de índices de vegetação. **Nativa**, v. 7, n. 6, p. 708-717, 2019. <http://dx.doi.org/10.31413/nativa.v7i6.7646>.
- SILVA, J. L. B.; MOURA, G. B. A.; SILVA, M. V.; LOPES, P. M. O.; GUEDES, R. V. S.; SILVA, Ê. F. F.; ORTIZ, P. F. S.; RODRIGUES, J. A. M. Changes in the water resources, soil use and spatial dynamics of Caatinga vegetation cover over semiarid region of the Brazilian Northeast. **Remote Sensing Applications: Society and Environment**, v. 20, p. 1-12, 2020a. <http://dx.doi.org/10.1016/j.rsase.2020.100372>.
- SILVA, M. V.; PANDORFI, H.; ALMEIDA, G. L. P.; LIMA, R. P.; SANTOS, A.; JARDIM, A. M. R. F.; ROLIM, M. M.; SILVA, J. L. B.; BATISTA, P. H. D.; SILVA, R. A. B. Spatio-temporal monitoring of soil and plant indicators under forage cactus cultivation by geoprocessing in Brazilian semi-arid region. **Journal Of South American Earth Sciences**, v. 107, p. 1-10, 2021a. <http://dx.doi.org/10.1016/j.jsames.2021.103155>.
- SILVA, M. V.; PANDORFI, H.; LOPES, P. M. O.; SILVA, J. L. B.; ALMEIDA, G. L. P.; SILVA, D. A. O.; SANTOS, A.; RODRIGUES, J. A. M.; BATISTA, P. H. D.; JARDIM, A. M. R. F. Pilot monitoring of caatinga spatial-temporal dynamics through the action of agriculture and livestock in the brazilian semiarid. **Remote Sensing Applications: Society and Environment**, v. 19, p. 100353, 2020c. <http://dx.doi.org/10.1016/j.rsase.2020.100353>.
- SILVA, R. M.; SANTOS, C. A. G.; SILVA, J. F. C. B. C.; SILVA, A. M.; BRASIL NETO, R. M. Spatial distribution and estimation of rainfall trends and erosivity in the Epitácio Pessoa reservoir catchment, Paraíba, Brazil. **Natural Hazards**, v. 102, n. 3, p. 829-849, 2020b. <http://dx.doi.org/10.1007/s11069-020-03926-9>.
- SOUSA, L. B.; LINS, F. A. C.; SILVA, L. J. S.; FARIAS, C. W. L. A.; MONTENEGRO, A. A. A. Mapeamento do uso do solo e análise de parâmetros biofísicos no Baixo Pajeú, semiárido

de Pernambuco. In: XV SIMPÓSIO DE RECURSOS HÍDRICOS DO NORDESTE, 2020b. **Anais [...]**. Caruaru: ABRH, 2020b. p. 1-10. Disponível em: <http://anais.abrh.org.br/works/7026>. Acesso em: 18 ago. 2021.

SOUSA, L. B.; MONTENEGRO, A. A. A.; FARIAS, C. W. L. A.; SILVA, J. R. I. Preenchimento de falhas de precipitação no Baixo Pajeú, semiárido de Pernambuco. In: XV SIMPÓSIO DE RECURSOS HÍDRICOS DO NORDESTE, 2020c. **Anais [...]**. Caruaru: ABRH, 2020c. p. 1-10. Disponível em: <https://anais.abrhidro.org.br/job.php?Job=7041>. Acesso em: 18 ago. 2021.

SOUSA, L. B.; MONTENEGRO, A. A. A.; SILVA, T. G. F.; FARIAS, C. W. L. A.; CARVALHO, A. A. Evoluções de áreas irrigadas e da cobertura vegetal no entorno do Rio Terra Nova, semiárido brasileiro. In: INOVAGRI MEETING VIRTUAL, 2020a. **Anais [...]**. Fortaleza: Inovagri, 2020a. p. 1-10. Disponível em: <http://icolibri.com.br/2020/public/anais/TC1130172.pdf>. Acesso em: 18 ago. 2021.

SUPERINTENDÊNCIA DO DESENVOLVIMENTO DO NORDESTE. **Delimitação do semiárido: relatório final**. Recife: SUDENE, 2021. 272p.

TAGLIAFERRE, C.; OLIVEIRA, R. A.; OLIVEIRA, E. M.; BAPTESTTINI, J. C. B.; SANTOS, L. C. Desempenho do irrigâmetro no manejo da água de irrigação na cultura do feijoeiro. **Revista Caatinga**, v. 23, n. 3, p. 110-117, 2010.

TEIXEIRA, A. H. C. Determination of surface resistance to evapotranspiration by remote sensing parameters in the semi-arid region of Brazil for land-use change analyses. In: NEALE, C. M. U.; COSH, M. H. (Org.). **Remote Sensing and Hydrology**, v. 352, p. 167–170, 2012b.

TEIXEIRA, A. H. C. Determining Regional Actual Evapotranspiration of Irrigated Crops and Natural Vegetation in the São Francisco River Basin (Brazil) Using Remote Sensing and Penman-Monteith Equation. **Remote Sensing**, Basel, v. 2, n. 5, p. 1287-1319, 2010.

TEIXEIRA, A. H. C. Modelling evapotranspiration by remote sensing parameters and agrometeorological stations. In: NEALE, C. M. U.; COSH, M. H. (Org.). **Remote Sensing and Hydrology**, v. 352, p. 154-157, 2012a.

TEIXEIRA, A. H. 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. **Agricultural and Forest Meteorology**, v. 149, n. 3-4, p. 462-476, 2009.

- TEIXEIRA, A. H. C.; HERNANDEZ, F. B. T.; ANDRADE, R. G.; LEIVAS, J. F.; BOLFE, E. L. Energy balance with Landsat images in irrigated central pivots with corn crop in the São Paulo State, Brazil. **SPIE**, [S. I.], v. 1, n. 16, p. 1-10, 2014.
- TEIXEIRA, A. H. C.; HERNANDEZ, F. B. T.; LOPES, H. L.; SCHERER-WARREN, M.; BASSOI, L. H. **Modelagem espaço-temporal dos componentes dos balanços de energia e de água no Semiárido brasileiro**. Campinas: Embrapa Semiárido, 2013. 32p.
- TEIXEIRA, A. H. C.; LEIVAS, J. F.; HERNANDEZ, F. B. T.; FRANCO, R. A. M. Large-scale radiation and energy balances with Landsat 8 images and agrometeorological data in the Brazilian semiarid region. **Journal of Applied Remote Sensing**, Bellingham, v. 11, n. 1, p. 16-30, 2017.
- TEIXEIRA, A. H. C.; PADOVANI, C.; ANDRADE, R.; LEIVAS, J. F.; VICTORIA, D.; GALDINO, S. Use of MODIS Images to Quantify the Radiation and Energy Balances in the Brazilian Pantanal. **Remote Sensing**, Basel, v. 7, n. 11, p. 14597-14619, 2015.
- TEIXEIRA, A.; LEIVAS, J.; STRUIVING, T.; REIS, J.; SIMÃO, F. Energy balance and irrigation performance assessments in lemon orchards by applying the SAFER algorithm to Landsat 8 images. **Agricultural Water Management**, v. 247, p. 1-19, 2021. <http://dx.doi.org/10.1016/j.agwat.2020.106725>.
- TOTÉ, C.; PATRICIO, D.; BOOGAARD, H.; WIJNGAART, R. D.; TARNAVSKY, E.; FUNK, C. Evaluation of Satellite Rainfall Estimates for Drought and Flood Monitoring in Mozambique. **Remote Sensing**, v. 7, n. 2, p. 1758-1776, 2015. <http://dx.doi.org/10.3390/rs70201758>.
- TUCCI, C. E. M. **Hidrologia: ciência e aplicação**. Editora da Universidade Federal do Rio Grande do Sul. 4ª Edição. ABRH: Porto Alegre, 943p, 2009.
- VENANCIO, L. P.; MANTOVANI, E. C.; AMARAL, C. H.; NEALE, C. M. U.; FILGUEIRAS, R.; GONÇALVES, I. Z.; CUNHA, F. F. Evapotranspiration mapping of commercial corn fields in Brazil using SAFER algorithm. **Scientia Agricola**, Piracicaba, v. 78, n. 4, p. 1-12, 2021.
- WANG, G.; GERTNER, G.; SINGH, V.; SHINKAREVA, S.; PARYSOW, P.; ANDERSON, A. Spatial and temporal prediction and uncertainty of soil loss using the revised universal soil loss equation: a case study of the rainfall–runoff erosivity R factor. **Ecological Modelling**, v. 153, p. 143-155, 2002.
- WANG, W.; MEMBER, S.; LU, H.; ZHAO, T. Evaluation and Comparison of Daily Rainfall From Latest GPM and TRMM Products Over the Mekong River Basin. **IEEE Journal of**

Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, v. 10, n. 6, p. 2540–2549, 2017. <http://dx.doi.org/10.1109/JSTARS.2017.2672786>

WOLFF, W.; DUARTE, S. N.; FERNANDES, R. D. M. Spatialization of the annual and seasonal average precipitations in the state of Santa Catarina, Brazil. **Journal Of South American Earth Sciences**, v. 103, p. 1-10, 2020. <http://dx.doi.org/10.1016/j.jsames.2020.102735>.

XU, H. Modification of normalized difference water index (NDWI) to enhance open water features in remotely sensed imagery. **International Journal of Remote Sensing**, v. 27, n. 14, p. 3025–3033, 2006. <http://dx.doi.org/10.1080/01431160600589179>.

CAPÍTULO II

ESTIMATIVA DA EVAPOTRANSPIRAÇÃO REAL E MAPEAMENTO DE ÁREAS CULTIVADAS EM UMA BACIA DO PROJETO DE INTEGRAÇÃO DO SÃO FRANCISCO (PISF), SEMIÁRIDO PERNAMBUCANO

Estimativa da evapotranspiração real e mapeamento de áreas cultivadas em uma bacia do Projeto de Integração do São Francisco (PISF), semiárido pernambucano¹

RESUMO: A região semiárida brasileira apresenta limitada disponibilidade de recursos hídricos, além disso, profundas alterações no uso e ocupação do solo estão previstas para ocorrer nas bacias hidrográficas de Pernambuco. Objetivou-se avaliar a evapotranspiração real e mapear áreas cultivadas por meio de sensoriamento remoto, utilizando, respectivamente, os modelos SAFER (*Simple Algorithm for Evapotranspiration Retrieving*) e SUREAL (*Surface Resistance Algorithm*), na Bacia do rio Terra Nova, em trecho perenizado. Imagens do satélite Landsat-8, de 2015 a 2020, foram selecionadas. Calculou-se: Índice de Vegetação da Diferença Normalizada (NDVI), albedo, temperatura de superfície, evapotranspiração de referência e evapotranspiração real. As imagens foram processadas no *Google Earth Engine* (GEE) e no *software* QGIS 3.16. Notou-se aumento no índice de cobertura vegetal. Regiões com maiores valores de evapotranspiração real estão ligadas àquelas com temperaturas mais baixas. Observou-se uma menor quantidade de áreas cultivadas no trecho do Rio Terra Nova nas imagens de 2015. Verificou-se o aumento da agricultura na região às margens desse rio, em seu trecho perenizado, de 29,5; 15,2; 7,7; 7,6; e 12,9 km² em 18/07/2016, 22/06/2018, 28/10/2018, 13/11/2018, e 20/12/2020, respectivamente. Além da intensidade de precipitação, a liberação das águas do PISF contribuiu para o aumento de áreas irrigadas na região.

Palavras-chave: sensoriamento remoto, agricultura irrigada, SAFER, SUREAL.

¹ Este capítulo foi aprovado para publicação na Revista Irriga (novembro/2021) com os seguintes autores: Lizandra de Barros de Sousa; Abelardo Antônio de Assunção Montenegro; Thieres George Freire da Silva; Ailton Alves de Carvalho e Moisés Alves da Silva Neto. <https://doi.org/10.15809/irriga.2021v26n3p565-583>

Estimation of actual evapotranspiration and mapping of cultivated areas in a basin of the São Francisco Integration Project (PISF), semiarid of Pernambuco State

ABSTRACT: The Brazilian semi-arid region has limited availability of water resources, in addition, profound changes in land use and occupation are expected to occur in the river basins of Pernambuco. The objective was to evaluate the actual evapotranspiration and to map cultivated areas through remote sensing, using, respectively, the SAFER (Simple Algorithm for Evapotranspiration Retrieving) and SUREAL (Surface Resistance Algorithm) models, in the Terra Nova River Basin, in a perennial stretch. Landsat-8 satellite images from 2015 to 2020 were selected. The Normalized Difference Vegetation Index (NDVI), albedo, surface temperature, reference evapotranspiration, and actual evapotranspiration were calculated. Images were processed using the Google Earth Engine (GEE) platform and QGIS 3.16 software. There was an increase in the vegetation cover index. Regions with higher actual evapotranspiration values are linked to those with lower temperatures. It was observed a smaller number of cultivated areas in the Terra Nova River stretch in the 2015 images. Also, it was verified an increase in agriculture in the riverside region along this, in its perennial stretch, of 29.5; 15.2; 7.7; 7.6; and 12.9 km² on 07/18/2016, 06/22/2018, 10/28/2018, 11/13/2018, and 12/20/2020, respectively. In addition to the intensity of the precipitation, the release of PISF waters may have contributed to the increase in irrigated areas in the region.

Keywords: remote sensing, irrigated agriculture, SAFER, SUREAL.

1. INTRODUÇÃO

A região semiárida do Nordeste brasileiro apresenta limitada disponibilidade de recursos hídricos, em consequência do regime pluviométrico irregular (chuvas mal distribuídas temporalmente e espacialmente), das elevadas taxas de evapotranspiração, e dos solos rasos, que apresentam baixa capacidade de retenção de água. Diante disso, é indispensável a gestão das águas nas bacias hidrográficas para o desenvolvimento sustentável dessa região (MONTENEGRO et al., 2013).

Na Bacia Hidrográfica do Rio São Francisco, diversas áreas irrigadas de cultivos podem ser observadas (TEIXEIRA et al., 2021). Além disso, profundas alterações no uso e ocupação do solo estão previstas para ocorrer nas bacias hidrográficas de Pernambuco, seja por causas naturais, relacionadas às mudanças climáticas, ou induzidas a partir da implantação do Projeto de Integração do Rio São Francisco (PISF) com as bacias hidrográficas do Nordeste Setentrional.

Nesse sentido, novas tecnologias com o uso de imagens de satélite para suporte ao manejo racional da água na agricultura têm-se destacado nas últimas duas décadas (CANCELA et al., 2019). Para alcançar o desenvolvimento sustentável, em escala de bacia hidrográfica, o uso de ferramentas que determinem a evapotranspiração real (ETr) em larga escala é imprescindível.

Nesse contexto, o algoritmo *Simple Algorithm for Evapotranspiration Retrieving* (SAFER) foi desenvolvido e calibrado para regiões semiáridas (TEIXEIRA, 2010; TEIXEIRA et al., 2015) e pode ser aplicado com elevada precisão para a estimativa da ETr com o uso de imagens de satélite, sendo amplamente utilizado no Brasil (SILVA; MANZIONE; ALBUQUERQUE FILHO, 2018; FILGUEIRAS et al., 2019; VENANCIO et al., 2021). Em conjunto com o algoritmo *Surface Resistance Algorithm* (SUREAL) para a classificação da vegetação em culturas irrigadas e vegetação natural, é possível a avaliação de áreas irrigadas com elevada resolução espacial, permitindo o gerenciamento do cultivo com precisão e rapidez (TEIXEIRA et al., 2014; TEIXEIRA et al., 2017; TEIXEIRA et al., 2021).

O *Google Earth Engine* (GEE) é uma plataforma de serviço de computação de alto desempenho que combina um catálogo de várias imagens de satélites e conjuntos de dados geoespaciais com recursos de análise em escala planetária, utilizando a tecnologia da infraestrutura em nuvem do Google, possibilitando a análise e o monitoramento do desmatamento, estiagens, desastres, doenças, segurança alimentar, gerenciamento da água, monitoramento climático e proteção ambiental. Porém, no Brasil, seu uso ainda é recente, como

entre os atualmente em curso, destaca-se o projeto MapBiomass (2021), uma iniciativa de monitoramento anual do uso do solo e cobertura da terra que utiliza o GEE em imagens Landsat 5, 7 e 8 (GORELICK et al., 2017; SILVA, 2020; GOOGLE EARTH ENGINE, 2021).

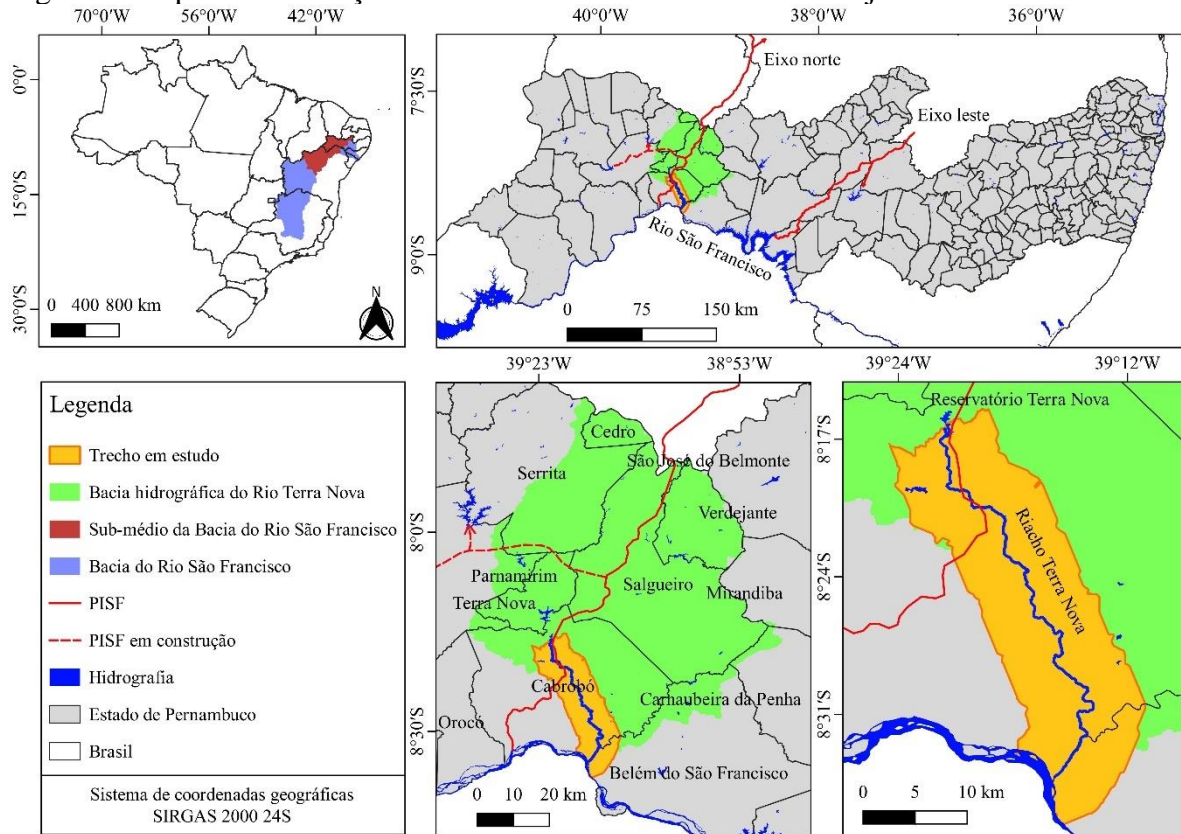
Portanto, o objetivo do presente estudo foi avaliar a evapotranspiração real e mapear cultivos irrigados por meio de sensoriamento remoto, aplicando, respectivamente, os algoritmos SAFER e SUREAL em ambiente GEE, na Bacia do São Francisco, no entorno do rio Terra Nova, semiárido pernambucano, e parcialmente perenizado pelo Projeto de Integração do Rio São Francisco. Tais análises são essenciais para o planejamento ambiental e o gerenciamento de recursos hídricos na região entre diferentes setores da sociedade.

2. MATERIAL E MÉTODOS

2.1. Área de estudo

O estudo foi realizado na bacia do São Francisco em seu trecho submédio, no estado de Pernambuco. Especificamente, analisou-se uma área ao sul da Bacia hidrográfica do Rio Terra Nova, no município de Cabrobó, localizado nas coordenadas geográficas 08°30'51" S e 39°18'36" W, inserido na Mesorregião São Francisco e na Microrregião Petrolina do estado de Pernambuco, a aproximadamente 536,1 km da capital, Recife, ocupando uma área de 1658,62 km², que representa 1,65% do estado (COMPANHIA DE PESQUISA DE RECURSOS MINERAIS, 2005; IBGE, 2021; AGÊNCIA PERNAMBUCANA DE ÁGUAS E CLIMA, 2021). Para a análise da agricultura irrigada nas margens do Riacho Terra Nova, considerou-se uma distância de 5 km para cada margem a partir do leito do rio, iniciando no ponto de liberação das águas do Projeto de Integração do Rio São Francisco até a foz do Rio Terra Nova, Figura 1.

Figura 1. Mapa de localização do Trecho do Riacho Terra Nova objeto do estudo



Fonte: elaborado pelos autores.

Segundo a classificação climática de Köppen, o clima da bacia e do município é semiárido quente, BSh (ALVARES et al., 2013; BECK et al., 2018). A precipitação total anual média da região é inferior a 1.000 mm e o relevo, que varia de plano a ondulado, encontra-se coberto, geralmente, pela Caatinga hiperxerófila. Além disso, a vegetação e o uso do solo abarcam porções de formação Savânica e áreas ocupadas com atividades de agricultura/pecuária. Na bacia, predominam três tipos de solos: Neossolos Flúvicos, Planossolos e Luvisolos (INCRA, 2016). Para a faixa estudada, os solos são Neossolos Litólicos e Flúvicos, Planossolo Nátrico e Luvisolo Crômico.

2.2. Dados meteorológicos e imagens de satélite (Landsat 8 OLI/TIRS)

Dados meteorológicos como temperatura do ar (T , °C), velocidade do vento a 10 m de altura (u_{10} , $m s^{-1}$), radiação solar (R_a , $MJ m^2 d^{-1}$), umidade relativa (UR, %) e precipitação (mm) foram obtidos através do Instituto Nacional de Meteorologia (INMET), de uma estação meteorológica automatizada localizada no município de Cabrobó ($08^{\circ}30'14'' S$ e $39^{\circ}18'55'' W$, 27 km do ponto mais distante do local de estudo), PE. Esses dados foram utilizados para

determinar a evapotranspiração de referência diária (ET_0) pelo método de Penman-Monteith da *Food and Agriculture Organization of the United Nations* (FAO), Equação 1 (ALLEN et al., 1998). Esse método é amplamente utilizado para determinação da evapotranspiração de referência e para o gerenciamento da irrigação em nível de campo (BEZERRA et al., 2010).

$$ET_{0(24h)} = \frac{0,408\Delta(R_n - G) + \gamma \frac{900}{T + 273} u_2 (e_s - e_a)}{\Delta + \gamma(1 + 0,34u_2)} \quad (1)$$

Em que, R_n é o saldo de radiação ($W m^{-2}$); G ($W m^{-2}$) é o fluxo de calor no solo; γ é a constante psicrométrica ($KPa \text{ } ^\circ C^{-1}$); T é a temperatura média diária do ar ($^\circ C$); u_2 é a velocidade média diária do vento a 2 m de altura ($m s^{-1}$), cujo valor foi previamente ajustado através da Equação 2 (ALLEN et al., 1998; BEZERRA et al., 2010), pois as medidas disponíveis foram coletadas a uma altura de 10 m; e_s é a pressão de saturação de vapor d'água (kPa); e_a é a pressão atual de vapor d'água (kPa); $e_s - e_a$ é o déficit de pressão de vapor (kPa); e Δ é a tangente à curva de pressão de vapor ($kPa \text{ } ^\circ C^{-1}$).

$$u_2 = u_{10} \frac{4,87}{\ln(67,8z - 5,42)} \quad (2)$$

Em que, u_{10} é a velocidade do vento medida a 10 m de altura; e z é a altura (10 m).

Foram utilizadas imagens livre de nuvens dos sensores *Operational Land Imager* (OLI) e *Thermal Infrared Sensor* (TIRS) a bordo do satélite Landsat 8 (órbita 216 e ponto 66). Para o sensor OLI, utilizou-se as bandas multiespectrais 2 a 7, com resolução espacial de 30 m, e para o sensor TIRS, as bandas térmicas 10 e 11, com resolução espacial de 100 m, reamostrada para 30 m (UNITED STATES GEOLOGICAL SURVEY, 2016). Dados climatológicos foram utilizados em conjunto com doze imagens do satélite Landsat 8, envolvendo diferentes condições ao longo dos anos de 2015 a 2020, conforme a Tabela 1.

Tabela 1. Data da imagem, identificação (ID), dia juliano (DJ), órbita e ponto do satélite

Data	ID	DJ	Órbita	Ponto
21/11/15	LC08_216066_20151121	325	216	66
07/12/15	LC08_216066_20151207	341	216	66
18/07/16	LC08_216066_20160718	200	216	66
20/09/16	LC08_216066_20160920	264	216	66
22/06/18	LC08_216066_20180622	173	216	66
28/10/18	LC08_216066_20181028	301	216	66
13/11/18	LC08_216066_20181113	317	216	66
13/09/19	LC08_216066_20190913	256	216	66
15/10/19	LC08_216066_20191015	288	216	66
16/11/19	LC08_216066_20191116	320	216	66

02/12/19	LC08_216066_20191202	336	216	66
20/12/20	LC08_216066_20201220	355	216	66

Fonte: United States Geological Survey (2021).

Os dados do Landsat estão disponíveis no *Google Earth Engine* em vários produtos computados disponíveis. Neste estudo, seguindo a metodologia de aplicação do SAFER por Teixeira et al. (2009), Teixeira et al. (2013) e Teixeira et al. (2017), foram utilizados três produtos das imagens Landsat 8: em sua forma de número digital (DN), na forma de refletância no topo da atmosfera (TOA) e na forma de refletância da superfície (SR). As imagens brutas foram utilizadas apenas na conversão das radiâncias espectrais das bandas 10 e 11 (bandas térmicas), seguindo metodologia de Teixeira et al. (2017) e Filgueiras et al. (2019), Equação 3.

$$L_{\lambda} = M_L * DN + A_L \quad (3)$$

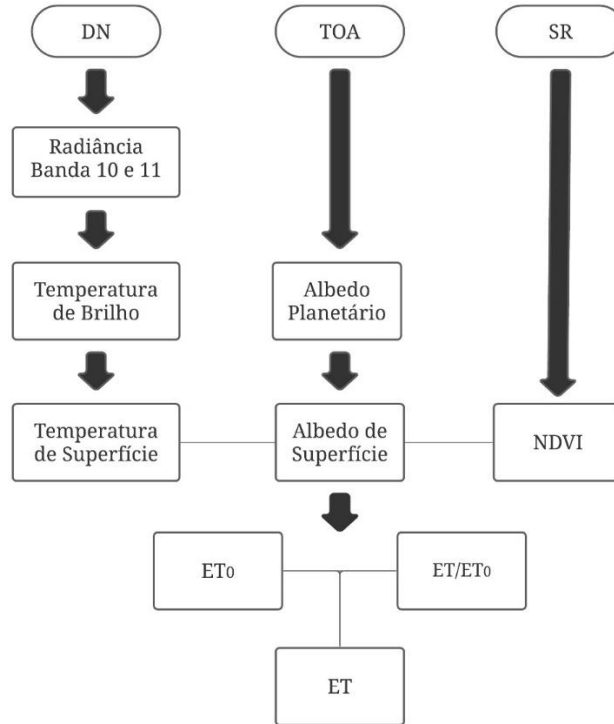
Em que, L_{λ} é a radiância espectral ($W m^{-2} sr^{-1} \mu m^{-1}$) para as bandas térmicas (0,00033420); M_L é o fator multiplicativo específico para cada banda; DN é o valor de pixel (DN) do produto padrão (imagem bruta); e A_L é o fator aditivo específico para cada banda (0,10000).

No cálculo do Índice de Vegetação da Diferença Normalizada (NDVI), utilizou-se o produto de refletância da superfície (com a correção atmosférica), realizado por meio do *Land Surface Reflectance Code* (LaSRC), desenvolvido pela *United States Geological Survey* (USGS) (2020). Nos demais processamentos, utilizou-se o produto de refletância no topo da atmosfera, já com a calibração radiométrica, no qual os coeficientes de calibração são extraídos dos metadados da imagem, com mais detalhes do cálculo em Chander, Markham e Helder (2009).

2.3. Simple Algorithm for Evapotranspiration Retrieving (SAFER)

O modelo SAFER requer dados de sensoriamento remoto, ou seja, o índice de vegetação por diferença normalizada (NDVI), albedo planetário (α_{TOA}), albedo de superfície (α_0), temperatura de brilho (T_{bright}) e temperatura de superfície (T_0), além da combinação desses dados com a evapotranspiração de referência (ET_0). As etapas de aplicação do SAFER são descritas de acordo com Teixeira et al. (2013) e Teixeira et al. (2017), em resumo na Figura 2.

Figura 2. Fluxograma de processamento do *Simple Algorithm for Evapotranspiration Retrieving* (SAFER). Imagens Landsat em sua forma bruta (DN); refletância no topo da atmosfera (TOA); refletância da superfície (SR); índice de vegetação da diferença normalizada (NDVI); evapotranspiração de referência (ET_0); e evapotranspiração real (ETr)



Fonte: Adaptado de Teixeira et al. (2013).

Para o cálculo da temperatura de brilho das bandas 10 e 11 (Landsat 8), aplicou-se o inverso da equação de Planck à radiação estimada, seguindo metodologia de Teixeira et al. (2017), Equação 4.

$$T_b = \frac{K_2}{\ln\left(\frac{K_1}{L_\lambda} + 1\right)} \quad (4)$$

Em que, T_b é a temperatura de brilho do satélite (K); L_λ é a radiância espectral ($\text{W m}^{-2} \text{sr}^{-1} \mu\text{m}^{-1}$) para as bandas térmicas (10 e 11); e K_1 e K_2 são as constantes de conversão térmica específicas de cada banda a partir dos metadados. O valor médio entre T_b da banda 10 e T_b da banda 11 foi considerado como a temperatura de brilho (T_{bright}), seguindo a metodologia de Teixeira et al. (2017).

Posteriormente, as temperaturas superficiais (com a correção atmosférica) foram obtidas de acordo com a equação parametrizada obtida por Teixeira et al. (2013), Equação 5.

$$T_0 = 1.07 * T_{\text{bright}} - 20.17 \quad (5)$$

Em que, T_0 é a temperatura de superfície (K); e T_{bright} é a temperatura de brilho (K). Em seguida, a temperatura de superfície foi convertida de graus Kelvin para graus Celsius para ser aplicada na Equação 9.

O albedo planetário no topo da atmosfera (α_{TOA}) foi calculado como a soma total dos diferentes valores de ρ_λ de acordo com os pesos para cada banda (bandas 2 a 7), Equação 6 (TEIXEIRA et al., 2017).

$$\alpha_{\text{TOA}} = \Sigma(\omega_\lambda * \rho_\lambda) \quad (6)$$

Em que, α_{TOA} é o albedo planetário no topo da atmosfera; ω_λ é a razão entre a quantidade de radiação de ondas curtas recebida do sol no topo da atmosfera em um determinado intervalo e a soma de todas as bandas usadas para α_{TOA} ; e ρ_λ é a refletância do topo da atmosfera de cada banda.

Em seguida, α_{TOA} foi transformado em dados de albedo de superfície (com a correção atmosférica), aplicando a Equação 7 obtida por Teixeira et al. (2013).

$$\alpha_0 = 0.61 * \alpha_{\text{TOA}} - 0.08 \quad (7)$$

Em que, α_0 é o albedo de superfície; e α_{TOA} é o albedo planetário no topo da atmosfera.

O índice de vegetação por diferença normalizada (NDVI) foi calculado através da razão da diferença entre as refletividades do infravermelho próximo (ρ_{nir}) e vermelho (ρ_{red}) e sua soma, conforme a Equação 8 (ROUSE et al., 1973). A Equação 9 não funciona para corpos d'água, logo, posteriormente, aplicou-se um filtro para $\text{NDVI} > 0$ a fim de retirar esses pixels da imagem.

$$\text{NDVI} = \frac{\rho_{\text{nir}} - \rho_{\text{red}}}{\rho_{\text{nir}} + \rho_{\text{red}}} \quad (8)$$

Após a obtenção das variáveis, o algoritmo SAFER foi utilizado para modelar a razão entre a evapotranspiração real e a evapotranspiração de referência ($\text{ET}_r/\text{ET}_0 = \text{ET}_f$) sobre a área (Equação 9) (TEIXEIRA et al., 2017).

$$\text{ET}_f = \exp \left[a + b \left(\frac{T_0}{\alpha_0 * \text{NDVI}} \right) \right] \quad (9)$$

Em que, ET_f é a razão entre a evapotranspiração real e a evapotranspiração de referência; a e b são coeficientes de regressão, 1,8 e -0,008, respectivamente, aplicáveis para o semiárido brasileiro, conforme Teixeira et al. (2013); T_0 é a temperatura de superfície (°C); α_0 é o albedo de superfície; e NDVI é o índice de vegetação da diferença normalizada.

A evapotranspiração real (ET_r) foi estimada pela Equação 10, esse cálculo independente do conhecimento do usuário sobre o uso da terra ou a cultura usada no campo, uma vez que a razão ET_f permite inferir sobre o coeficiente de cultura (FILGUEIRAS et al., 2019).

$$ET_r = ET_0 * ET_f \quad (10)$$

Em que, ET_r é a evapotranspiração real (mm dia^{-1}); ET_0 é a evapotranspiração de referência de acordo com o método FAO Penman-Monteith (ALLEN et al., 1998) (mm dia^{-1}); e ET_f é a razão entre a evapotranspiração real e a evapotranspiração de referência.

2.4. Surface Resistance Algorithm (SUREAL)

De acordo com Teixeira et al. (2014), tanto a resistência de superfície (r_s) quanto a ET_r/ET_0 estão relacionadas às condições de umidade do solo e também aos parâmetros de sensoriamento remoto. Com base nisso, o modelo *Surface Resistance Algorithm* (SUREAL) foi aplicado para a classificação da vegetação em culturas irrigadas e vegetação natural, Equação 11. Em que, valores de resistência da superfície (r_s) abaixo de 800 s m^{-1} e NDVI acima ou igual a 0,4 são considerados culturas irrigadas, enquanto valores de r_s entre 1000 e 10000 s m^{-1} e NDVI abaixo de 0,4 são considerados vegetação natural (TEIXEIRA et al., 2017).

$$r_s = \exp \left[a * \left(\frac{T_0}{\alpha_0} \right) * (1 - NDVI) + b \right] \quad (11)$$

Em que, a e b são os coeficientes de regressão, respectivamente 0,04 e 2,72 para as condições semiáridas do Brasil (TEIXEIRA, 2012; TEIXEIRA et al., 2013; TEIXEIRA et al., 2014). O SUREAL foi aplicado em um trecho com largura de 1,5 km de cada margem do riacho a fim de filtrar e quantificar separadamente as áreas agrícolas nas margens.

2.5. Mapeamentos e estatística descritiva dos dados

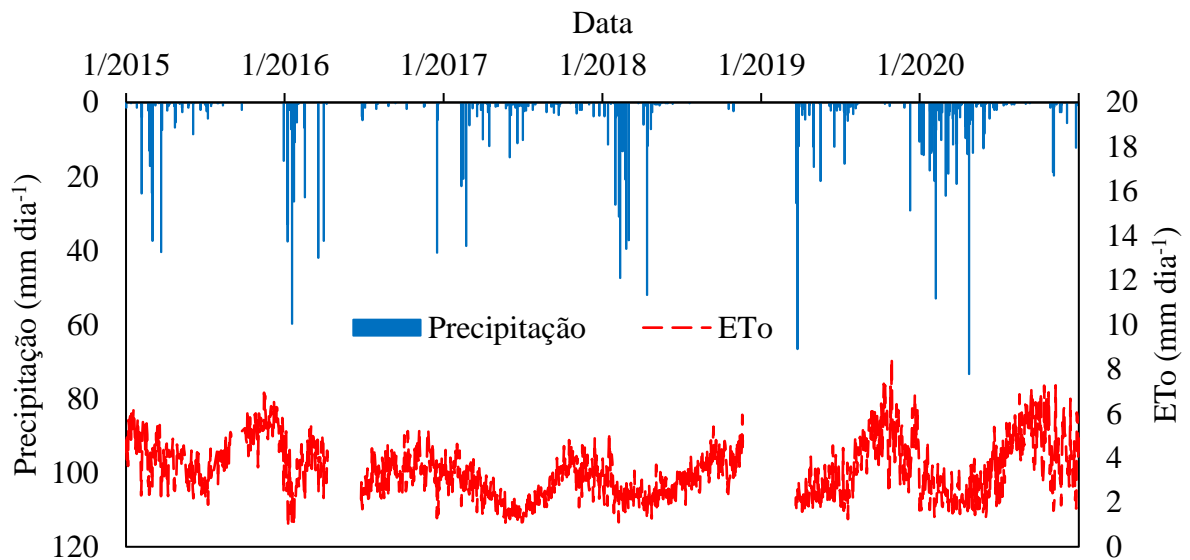
Os resultados foram exportados e os mapas editados no *software* QGIS 3.16. Os dados de ET_r foram submetidos à estatística descritiva: mínimo, máximo, média, desvio padrão e coeficiente de variação.

3. RESULTADOS E DISCUSSÃO

O comportamento diário da precipitação e a evapotranspiração de referência (ET_0) ao longo dos anos de 2015 a 2020 são ilustrados na Figura 3, utilizando os dados agrometeorológicos da estação localizada no município de Cabrobó, PE. A precipitação foi o parâmetro climático mais variável, corroborando com Marengo et al. (2011), que afirmam que o semiárido brasileiro apresenta regimes pluviométricos marcados por irregularidades de chuvas e má distribuição ao longo dos anos. Os valores mínimos de ET_0 ocorreram, no geral, entre os meses de janeiro a maio. Ressalta-se uma relação inversa entre a precipitação e a evapotranspiração de referência, que segundo Collischonn e Tucci (2014) é em razão da maior

insolação e menor umidade do ar em dias secos e devido à maior temperatura média do ar nessas condições.

Figura 3. Valores diários da precipitação e evapotranspiração de referência (ET_0), envolvendo os anos de 2015 a 2020, obtidos da estação agrometeorológica de Cabrobó, no município de Cabrobó, PE, região Nordeste do Brasil



Definindo a diferença entre P e ET_0 como uma medida bruta da disponibilidade hídrica natural (TEIXEIRA et al., 2014), de 2015 a 2020, ocorreram excessos hídricos climáticos ($P > ET_0$) em poucos períodos, enquanto o déficit hídrico climático ($P - ET_0 < 0$) foi a condição mais comum. Logo, a irrigação é essencial nessa região, principalmente, na segunda metade do ano (outono-inverno, período mais seco).

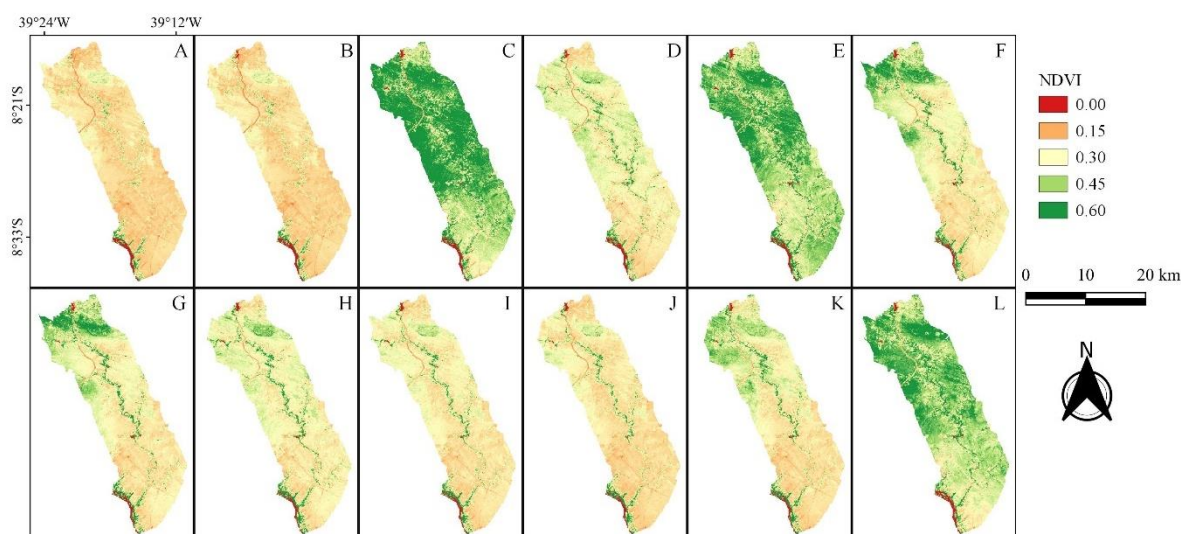
Os dados de precipitação antecedente às datas de imageamento foram analisados, conforme a Tabela 2, possibilitando observar a precipitação antecedente acumulada de 30, 60 e 90 dias. Todas as precipitações antecedentes acumuladas de 30 dias foram baixas, com máximos de 11 mm em 18/07/2016 e 20/12/2020. Em 60 dias, a precipitação acumulada máxima (PAM) ocorreu em 20/12/2020 (57,8 mm) e em 90 dias, a PAM ocorreu em 22/06/2018 (85 mm).

Tabela 2. Precipitação acumulada (mm) antecedente ao imageamento

Datas	Precipitação antecedente acumulada		
	30 dias	60 dias	90 dias
21/11/15	0	2	2,4
07/12/15	0	0	2,4
18/07/16	11	11	11
20/09/16	1,4	4,4	15,4
22/06/18	1	6,4	85
28/10/18	1,8	1,8	1,8
13/11/18	4,2	4,2	4,2
13/09/19	0	15	59,6
15/10/19	0,4	0,4	15,4
16/11/19	1	1,4	1,4
02/12/19	1,8	3,2	3,2
20/12/20	11	57,8	57,8

Em relação ao NDVI das imagens (Figura 4), houve um aumento dessa variável entre as imagens antes da perenização do rio (2015) e após. Temporalmente e espacialmente, a variação do NDVI foi elevada nas Figuras 4C, 4E e 4L. Logo, constata-se que nas imagens de 2015 (Figuras 4A e 4B) essas áreas eram menos evidentes nas margens do Riacho Terra Nova. Desta forma, evidencia-se que há uma influência direta da liberação das águas do reservatório Terra Nova com a elevação da cobertura vegetal e a expansão de cultivos nas margens. Deve-se ressaltar também que a precipitação antecedente teve marcante influência nos resultados. De acordo com Oliveira et al. (2020), o regime pluviométrico é o grande responsável pela disponibilidade de biomassa nas áreas secas, estando correlacionado com a cobertura vegetal.

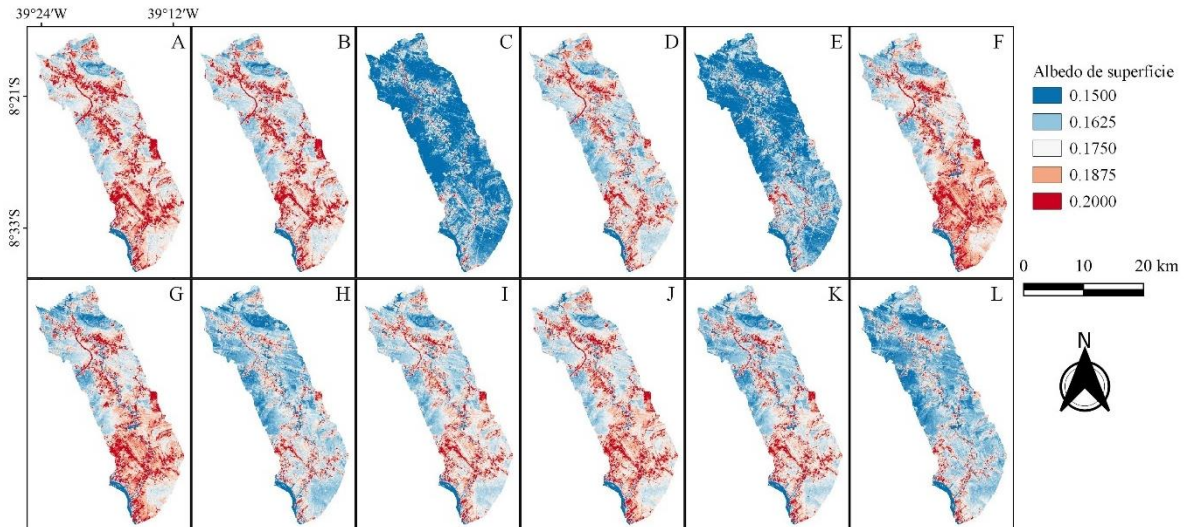
Figura 4. Índice de Vegetação da Diferença Normalizada (NDVI). 21/11/2015 (A); 07/12/2015 (B); 18/07/2016 (C); 20/09/2016 (D); 22/06/2018 (E); 28/10/2018 (F); 13/11/2018 (G); 13/09/2019 (H); 15/10/2019 (I); 16/11/2019 (J); 02/12/2019 (K); e 20/12/2020 (L)



As maiores médias dos pixels de NDVI ocorreram em 18/07/2016 (Figura 4C), seguido do dia 22/06/2018 (Figura 4E) e 20/12/2020 (Figura 4L). Além disso, pode-se verificar que a partir de 2016, às margens do riacho Terra Nova teve, especialmente, aumento do NDVI (de 0,45 para 0,60) porque as chuvas resultaram em alto desenvolvimento vegetativo da Caatinga e as culturas agrícolas ficaram bem desenvolvidas devido a um suprimento adicional regular de água via irrigação e também devido às chuvas. Os valores médios mais baixos de NDVI ocorreram nas imagens do ano de 2015. Esses resultados estão de acordo com Silva (2020), que apontam valores de NDVI na faixa de 0,15 – 0,60 podem indicar áreas cultivadas.

O albedo de superfície (Figura 5) apresentou baixa variabilidade temporal e espacial, exceto nas datas 18/07/2016, 22/06/2018 e 20/12/2020 (Figuras 5C, 5E e 5L, respectivamente), sendo associado ao uso do solo e à cobertura vegetal heterogênea. Os valores médios variaram de 0,16 a 0,18, com o máximo de 0,31 ocorrendo em 16/11/2019 (Figura 5J), sendo o período mais seco da série estudada. Esse comportamento está de acordo com a baixa umidade do solo, bem como, no período do ano que apresenta elevados níveis de radiação solar global incidente (R_g) (SILVA; MANZIONE; ALBUQUERQUE FILHO, 2018). Em 2015 e 2016, Lins et al. (2017) constataram valores de albedo de superfície de 0,03 a 0,20 e maiores extensões nas áreas com cobertura vegetal e em áreas menos vegetadas foram encontrados valores de até 0,45 para o município de Arcoverde, PE.

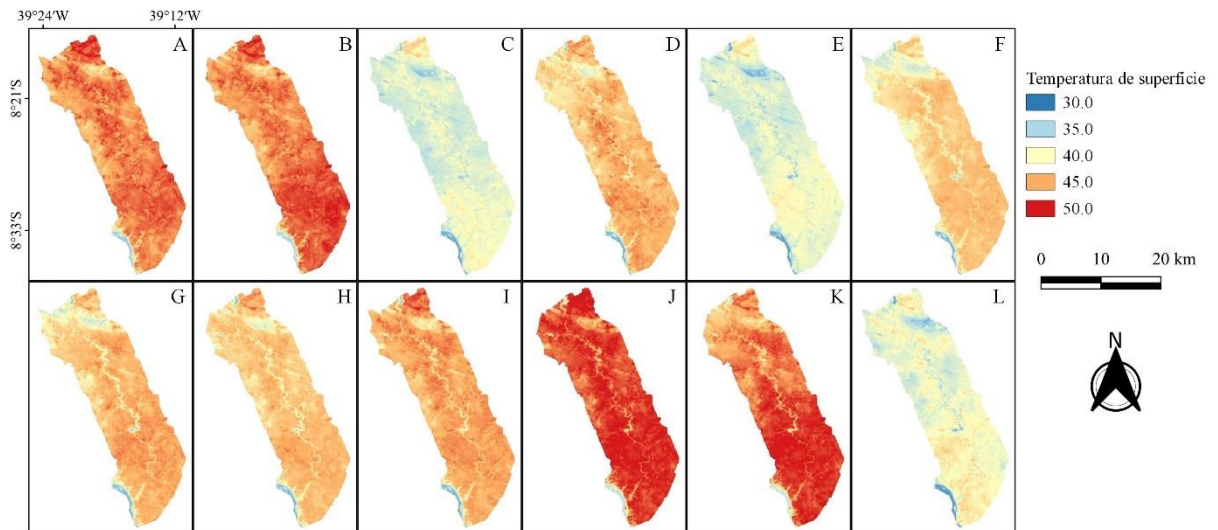
Figura 5. Albedo de superfície. 21/11/2015 (A); 07/12/2015 (B); 18/07/2016 (C); 20/09/2016 (D); 22/06/2018 (E); 28/10/2018 (F); 13/11/2018 (G); 13/09/2019 (H); 15/10/2019 (I); 16/11/2019 (J); 02/12/2019 (K); e 20/12/2020 (L)



Segundo Venancio et al. (2021), à medida que o valor de albedo de superfície diminui, predomina um aumento da absorção de energia solar, elevando a temperatura da superfície, contribuindo então, para um aumento relativo no consumo de água.

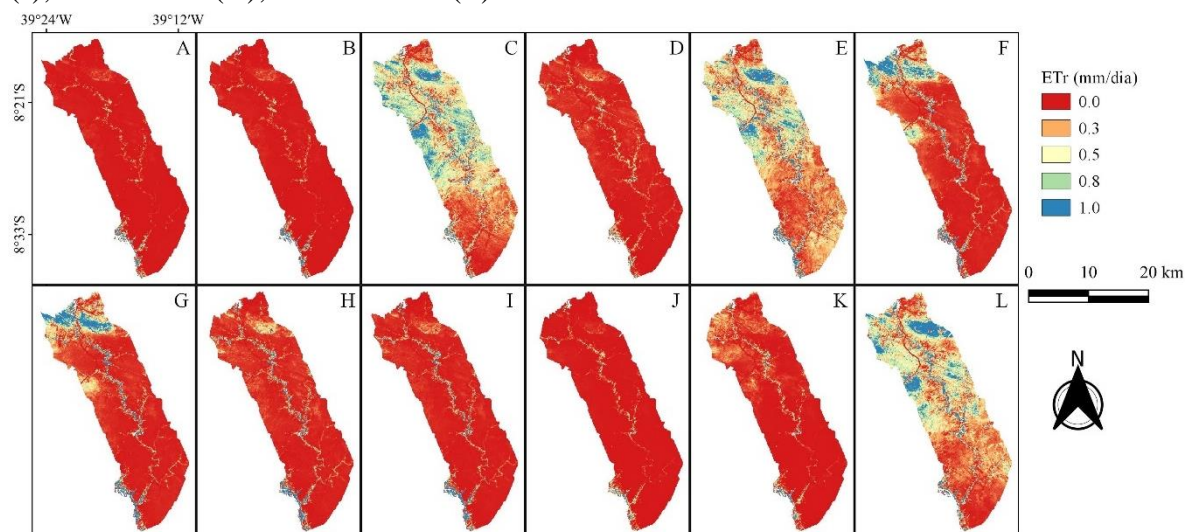
Na Figura 6, observa-se a distribuição espacial da temperatura da superfície para cada imagem e segundo Silva, Manzione e Albuquerque Filho (2018), a temperatura da superfície está relacionada principalmente com a radiação solar absorvida, que é transformada em energia térmica pela transferência da radiação de ondas longas de suas superfícies para a atmosfera. As menores temperaturas (tonalidade azul) foram encontradas nos corpos hídricos e onde havia vegetação e temperaturas elevadas (tonalidade vermelha) correspondem a solos expostos, intensificando a taxa de evaporação da água. Sendo as imagens de 2015 e as de novembro e dezembro de 2019, aquelas que apresentaram temperatura de superfície mais elevadas (maiores que 45 °C).

Figura 6. Temperatura de superfície (°C). 21/11/2015 (A); 07/12/2015 (B); 18/07/2016 (C); 20/09/2016 (D); 22/06/2018 (E); 28/10/2018 (F); 13/11/2018 (G); 13/09/2019 (H); 15/10/2019 (I); 16/11/2019 (J); 02/12/2019 (K); e 20/12/2020 (L)



Na Figura 7, estão apresentadas a distribuição espacial da evapotranspiração real (ET_r) para cada imagem. Pode-se perceber que, assim como para o NDVI, albedo e temperatura de superfície, apenas as Figuras 7C, 7E e 7L apresentaram maior variação espacial e temporal. Segundo Lins et al. (2017), a evapotranspiração real diária está diretamente relacionada à capacidade da vegetação absorver a umidade do solo por meio das raízes e transferi-la para a atmosfera. Ressalta-se que os corpos hídricos não estão representados nas imagens, pois o modelo SAFER não funciona para corpos d'água.

Figura 7. Evapotranspiração real processada pelo Simple Algorithm for Evapotranspiration Retrieving (SAFER). 21/11/2015 (A); 07/12/2015 (B); 18/07/2016 (C); 20/09/2016 (D); 22/06/2018 (E); 28/10/2018 (F); 13/11/2018 (G); 13/09/2019 (H); 15/10/2019 (I); 16/11/2019 (J); 02/12/2019 (K); e 20/12/2020 (L)



As regiões com maiores valores de evapotranspiração real estão ligadas àquelas com temperaturas mais baixas (Figura 6), sendo o inverso verdadeiro, pois quanto mais intenso o fenômeno de evapotranspiração, maior será a transferência de calor latente e, portanto, o resfriamento da superfície; resultados semelhantes foram encontrados por Filgueiras et al. (2019) em seu estudo utilizando o SAFER na estimativa da ET_r em São Desidério, BA.

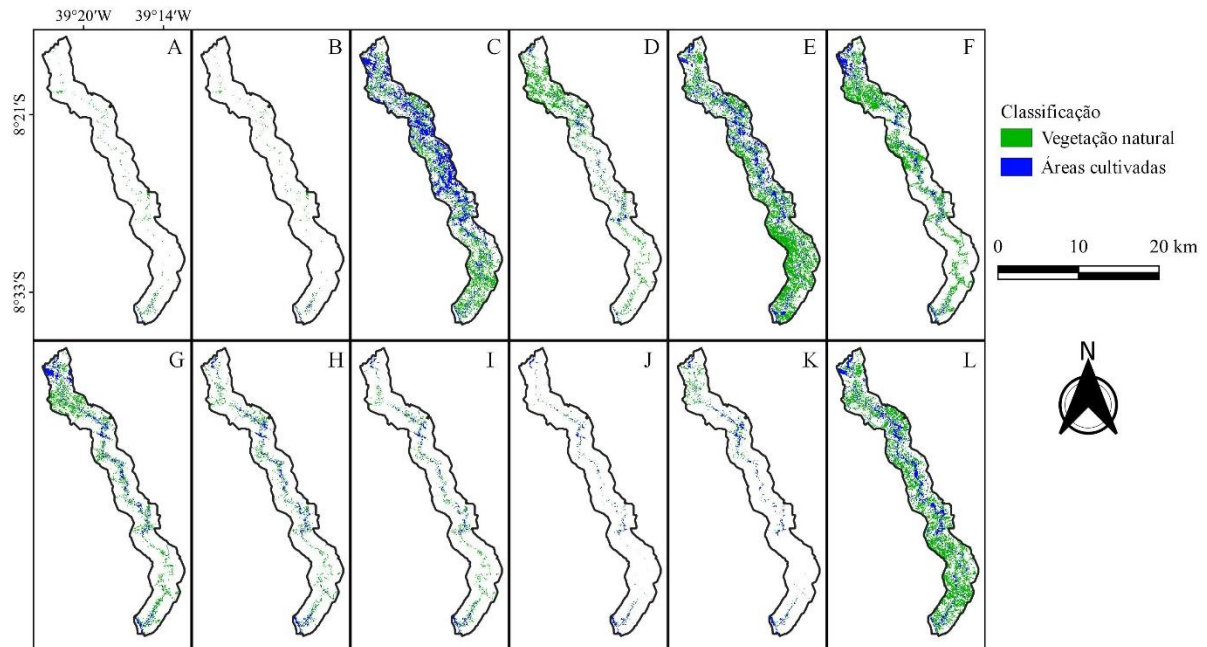
Na Tabela 3, estão apresentadas as estatísticas descritivas da evapotranspiração real (ET_r) para o trecho de perenização nas datas analisadas, com valores de mínimo, máximo, média, desvio padrão (DP) e coeficiente de variação (CV), além da evapotranspiração de referência (ET_0) calculada pelo método de Penman-Monteith, com base nos dados climatológicos da estação automática Cabrobó, PE. Os valores médios mais elevados ocorreram em 18/07/2016, 22/06/2018 e 20/12/2020, todos com ET_r de aproximadamente 0,4 mm/dia. Os coeficientes de variação, no geral, foram elevados, confirmando a alta heterogeneidade quanto ao uso do solo e a dependência do regime de chuvas para o desenvolvimento econômico da região. A ET_r máxima ocorreu em 07/12/2015, 4,53 mm/dia, nessa data também ocorreu a maior ET_0 , considerando as datas analisadas, de 6,53 mm/dia, assim como o maior coeficiente de variação (510,6%), evidenciado pela baixa ET_r média, de 0,04 mm/dia.

Tabela 3. Estatística descritiva da evapotranspiração real processada pelo *Simple Algorithm for Evapotranspiration Retrieving* (SAFER)

Datas	ET ₀ (mm/dia)	Evapotranspiração real (mm/dia)					CV (%)
		Mínimo	Máximo	Média	DP		
21/11/15	5,15	0,00	3,72	0,03	0,15	498,4%	
07/12/15	6,53	0,00	4,53	0,04	0,19	510,6%	
18/07/16	2,72	0,00	2,28	0,43	0,33	76,4%	
20/09/16	2,49	0,00	1,82	0,05	0,11	230,2%	
22/06/18	3,38	0,00	3,01	0,39	0,35	90,4%	
28/10/18	4,18	0,00	3,02	0,18	0,33	185,0%	
13/11/18	5,00	0,00	3,87	0,18	0,38	217,9%	
13/09/19	4,82	0,00	3,51	0,10	0,26	264,9%	
15/10/19	5,56	0,00	3,96	0,08	0,26	345,5%	
16/11/19	2,81	0,00	1,84	0,02	0,11	427,2%	
02/12/19	3,22	0,00	2,11	0,06	0,15	255,6%	
20/12/20	3,57	0,00	3,15	0,40	0,38	95,5%	

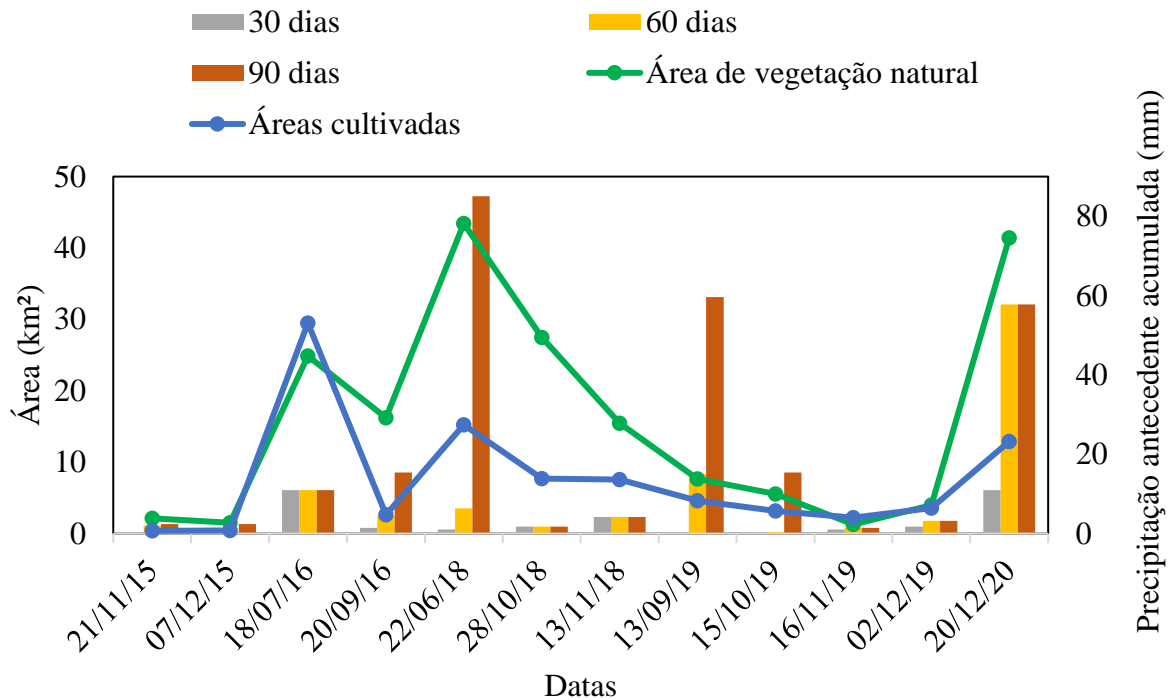
Através do modelo SUREAL, obteve-se a classificação da vegetação ao longo do trecho de 1,5 km de cada margem, apresentada na Figura 8, com distinção entre as áreas cultivadas (culturas irrigadas) e as áreas de Caatinga (vegetação natural). Percebe-se que nas imagens de 2015 (período anterior à perenização produzida pelo PISF) há menor quantidade de áreas irrigadas no trecho do Rio Terra Nova. Nas outras imagens, posteriores à perenização do riacho, observa-se que as áreas irrigadas aumentaram ao longo das margens distribuídas por toda a extensão do Rio Terra Nova, indicando que a perenização do riacho devido à liberação das águas do Reservatório Terra Nova, tem viabilizado o crescimento da agricultura irrigada na região ao aumentar a disponibilidade hídrica, porém, essa disponibilidade ainda está limitada às zonas próximas às margens. Para locais mais distantes das margens, as áreas de cultivo ainda estão fortemente condicionadas à ocorrência de chuvas na região. Além disso, no período de 2012 a 2016 ocorreu uma das secas mais severas, afetando toda a região do nordeste brasileiro (CUNHA et al., 2018), o que pode justificar as poucas áreas cultivadas (culturas irrigadas) nas Figuras 8A, 8B e 8D (de 2015 e 2016).

Figura 8. Classificação da vegetação natural e áreas cultivadas processada pelo *Surface Resistance Algorithm* (SUREAL). 21/11/2015 (A); 07/12/2015 (B); 18/07/2016 (C); 20/09/2016 (D); 22/06/2018 (E); 28/10/2018 (F); 13/11/2018 (G); 13/09/2019 (H); 15/10/2019 (I); 16/11/2019 (J); 02/12/2019 (K); e 20/12/2020 (L)



Definiu-se a área total da classificação do SUREAL para a vegetação natural e cultivos (culturas irrigadas), Figura 9. Destacou-se, o aumento de culturas irrigadas em 22/06/2018 (15,2 km²) e 20/12/2020 (12,9 km²), condicionado pela maior lâmina de chuvas na região e em 18/07/2016, 28/10/2018 e 13/11/2018 (29,5; 7,7; e 7,6 km², respectivamente), possivelmente devido, também, à liberação das águas oriundas do PISF. A data de 13/09/2019 apresentou elevada precipitação antecedente de 90 dias (59,6 mm), porém essa precipitação não foi acompanhada por um aumento das áreas de vegetação natural ou de áreas irrigadas.

Figura 9. Área total da classificação da vegetação natural e áreas cultivadas processada pelo *Surface Resistance Algorithm* (SUREAL) e valores de precipitação antecedente acumulada



Logo, a precipitação tem ainda uma elevada relevância para o desenvolvimento de cultivos agrícolas, principalmente, em áreas distantes das margens do trecho perenizado do Riacho Terra Nova. De acordo com Cunha et al. (2018) e Marengo, Torres e Alves (2016), uma maior frequência de secas severas provavelmente tornará a região do nordeste brasileiro mais vulnerável à seca em um futuro próximo. Essas projeções sugerem a ocorrência de estiagens e secas mais frequentes e intensas, além de uma tendência à desertificação na região. Essas condições levam a um aumento na evaporação de reservatórios e rios, afetando a irrigação e a agricultura. Demonstrando, portanto, a necessidade crescente de mitigação dos efeitos da seca e o desenvolvimento da convivência com o semiárido, como a operação do Projeto de Integração do Rio São Francisco (PISF), que visa garantir a oferta hídrica para o desenvolvimento socioeconômico dos estados do nordeste brasileiro mais vulneráveis às secas (INSTITUTO DE PESQUISA ECONÔMICA APLICADA, 2011).

O processamento realizado neste estudo, repetido 12 vezes (para cada imagem), durou em média alguns segundos considerando todo o código-fonte desenvolvido desde a definição da imagem (pela ID, Tabela 1), o cálculo do albedo planetário e de superfície, do NDVI, das radiâncias das bandas 10 e 11, a temperatura de brilho e a temperatura de superfície (em K e °C), a evapotranspiração real (incluindo manualmente na equação o dado de ET_0 da estação

climatológica no dia da imagem), até a conclusão da classificação das imagens pelo SUREAL. Verifica-se que houve significativa economia de tempo já que não foi necessário realizar o download das imagens brutas e realizar o processamento das etapas do SAFER e SUREAL em *softwares* convencionais de geoprocessamento, o que pode requerer muitas horas de processamento.

4. CONCLUSÕES

No geral, ocorreu expansão de áreas cultivadas nas margens do Rio Terra Nova, no semiárido de Pernambuco, entre o Reservatório Terra Nova e a foz do rio Terra Nova, no rio São Francisco, nas imagens de 18/07/2016, 22/06/2018, 28/10/2018, 13/11/2018, e 20/12/2020 (29,5; 15,2; 7,7; 7,6; e 12,9 km², respectivamente). Além da intensidade de precipitação, a liberação das águas do Projeto de Integração do Rio São Francisco contribuiu para o aumento de áreas irrigadas na região.

Verifica-se que a ocorrência de chuvas tem ainda uma elevada relevância para o desenvolvimento de cultivos agrícolas, principalmente, em áreas distantes das margens do trecho perenizado.

A determinação da evapotranspiração real e a classificação da vegetação a partir de técnicas de sensoriamento remoto, implementando os modelos SAFER e SUREAL em ambiente GEE, apresentou-se como uma ferramenta rápida e eficaz. Os modelos testados no atual estudo são de grande relevância para subsidiar o monitoramento e planejamento ambiental, bem como, o gerenciamento de recursos hídricos na região, entre diferentes setores da sociedade.

REFERÊNCIAS

- ALLEN, R. G.; PEREIRA, L. S.; RAES, D.; SMITH, M. **Crop Evapotranspiration - Guidelines for computing crop water requirements**. Rome: FAO, 1998. 297 p. (FAO Irrigation and Drainage paper 56).
- ALVARES, C. A.; STAPE, J. L.; SENTELHAS, P. C.; GONÇALVES, J. L. M.; SPAROVEK, G. Köppen's climate classification map for Brazil. **Meteorologische Zeitschrift**, Berlin, v. 22, n. 6, p. 711-728, 2013.
- AGÊNCIA PERNAMBUCANA DE ÁGUAS E CLIMA. **Bacia Terra Nova**. Recife: APAC, 2020. Disponível em: <http://200.238.107.184/bacias-hidrograficas/40-bacias-hidrograficas/207-bacia-do-rio-terra-nova>. Acesso em: 06 maio 2021.

- BECK, H. E.; ZIMMERMANN, N. E.; MCVICAR, T. R.; VERGOPOLAN, N.; BERG, A.; WOOD, E. F. Present and future Köppen-Geiger climate classification maps at 1-km resolution. **Scientific Data**, London, v. 5, n. 1, p. 1-12, 2018.
- BEZERRA, B. G.; SILVA, B. B.; BEZERRA, J. R. C.; BRANDÃO, Z. N. Evapotranspiração real obtida através da relação entre o coeficiente dual de cultura da FAO-56 e o NDVI. **Revista Brasileira de Meteorologia**, São José dos Campos, v. 25, n. 3, p. 404-414, 2010.
- CANCELA, J. J.; GONZÁLEZ, X. P.; VILANOVA, M.; MIRÁS-AVALOS, J. M. Water Management Using Drones and Satellites in Agriculture. **Water**, Basel, v. 11, n. 5, p. 874-878, 2019.
- CHANDER, G.; MARKHAM, B. L.; HELDER, D. L. Summary of current radiometric calibration coefficients for Landsat MSS, TM, ETM+, and EO-1 ALI sensors. **Remote Sensing of Environment**, New York, v. 113, n. 5, p. 893-903, 2009.
- COLLISCHONN, B.; TUCCI, C. E. M. Relações regionais entre precipitação e evapotranspiração mensais. **Revista Brasileira de Recursos Hídricos**, Porto Alegre, v. 19, n. 3, p. 205-214, 2014.
- COMPANHIA DE PESQUISA DE RECURSOS MINERAIS. **Projeto cadastro de fontes de abastecimento por água subterrânea – Pernambuco**: Diagnóstico do município de Cabrobó. Recife: CPRM, 2005.
- CUNHA, A. P. M. A.; TOMASELLA, J.; RIBEIRO-NETO, G. G.; BROWN, M.; GARCIA, S. R.; BRITO, S. B.; CARVALHO, M. A. Changes in the spatial-temporal patterns of droughts in the Brazilian Northeast. **Atmospheric Science Letters**, Malden, v. 19, n. 10, p. 1-8, 2018.
- FILGUEIRAS, R.; MANTOVANI, E. C.; ALTHOFF, D.; DIAS, S. H. B.; CUNHA, F. F. Sensitivity of evapotranspiration estimated by orbital images under influence of surface temperature. **Engenharia Agrícola**, Jaboticabal, v. 39, n. 1, p. 23-32, 2019.
- GOOGLE EARTH ENGINE. **Google Earth Engine**. [S. l.]: Google, 2021. Disponível em: <https://earthengine.google.com/>. Acesso em: 10 maio 2021.
- 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**, New York, v. 202, n. 1, p. 18-27, 2017.
- IBGE. **Panorama Cabrobó**. Brasília, DF: IBGE, 2021. Disponível em: <https://cidades.ibge.gov.br/brasil/pe/cabrobo/panorama>. Acesso em: 10 mai. 2021.
- INCRA. **Relatório de Análise de Mercados de Terras do Estado do Pernambuco** (Jurisdição da SR-03) - Parcial. Recife: INCRA, 2016.

INSTITUTO DE PESQUISA ECONÔMICA APLICADA. **Transposição do rio São Francisco**: análise de oportunidade do projeto. Rio de Janeiro: IPEA, 2011.

LINS, F. A. C.; ARAÚJO, D. C. S.; SILVA, J. L. B.; LOPES, P. M. O.; OLIVEIRA, J. D. A.; SILVA, A. T. G. C. S. G. Estimativa de parâmetros biofísicos e evapotranspiração real no semiárido Pernambucano utilizando sensoriamento remoto. **Irriga**, Botucatu, v. 1, n. 1, p. 64-75, 2017.

MAPBIOMAS. **O projeto**. [S. l.]: MapBiomas, 2021. Disponível em: <https://mapbiomas.org/o-projeto>. Acesso em: 05 out. 2021.

MARENGO, J. A.; ALVES, L. M.; BESERRA, E. A.; LACERDA, F. F. 2011. Variabilidade e mudanças climáticas no semiárido brasileiro. Recursos hídrico sem regiões áridas e semiáridas. **Instituto Nacional do Semiárido**, Campina Grande, p. 384-422, 2011.

MARENGO, J. A.; TORRES, R. R.; ALVES, L. M. Drought in Northeast Brazil - past, present, and future. **Theoretical And Applied Climatology**, Wien, v. 129, n. 3-4, p. 1189-1200, 2016.

MONTENEGRO, A. A. A.; ABRANTES, J. R. C. B.; LIMA, J. L. M. P.; SINGH, V. P.; SANTOS, T. E. M. Impact of mulching on soil and water dynamics under intermittent simulated rainfall. **Catena**, Amsterdam, v. 109, n. 1, p. 139-149, 2013.

OLIVEIRA, J. D. A.; MOURA, G. B. A.; NASCIMENTO, C. R.; LOPES, P. M. O.; NÓBREGA, R. S. Avaliação de Degradação e Mudanças Ambientais na Bacia Hidrográfica do Alto Ipanema. **Revista Brasileira de Meteorologia**, São José dos Campos, v. 35, n. 4, p. 585-596, 2020.

ROUSE, J. W.; HAAS, R. H.; SCHELL, J. A.; DEERING, D. W.; HARLAN, J. C. **Monitoring the vernal advancement of retrogradation of natural vegetation**. Greenbelt: National Aerospace Spatial Administration, 1973.

SILVA, C. O. F. Classificação supervisionada de área irrigada utilizando índices espectrais de imagens Landsat-8 com Google Earth Engine. **Irriga**, Botucatu, v. 25, n. 1, p. 160-169, 2020.

SILVA, C. O. F.; MANZIONE, R. L.; ALBUQUERQUE FILHO, J. Large-Scale Spatial Modeling of Crop Coefficient and Biomass Production in Agroecosystems in Southeast Brazil. **Horticulturae**, Basel, v. 4, n. 4, p. 44-64, 2018.

TEIXEIRA, A. H. C. Determination of surface resistance to evapotranspiration by remote sensing parameters in the semi-arid region of Brazil for land-use change analyses. *In*: NEALE, C. M. U.; COSH, M. H. (org.). **Remote Sensing and Hydrology**. Jackson Hole: IAHS Press, 2012. v. 352, p. 167-170.

- TEIXEIRA, A. H. C. Determining Regional Actual Evapotranspiration of Irrigated Crops and Natural Vegetation in the São Francisco River Basin (Brazil) Using Remote Sensing and Penman-Monteith Equation. **Remote Sensing**, Basel, v. 2, n. 5, p. 1287-1319, 2010.
- TEIXEIRA, A. H. 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. **Agricultural and Forest Meteorology**, Amsterdam, v. 149, n. 3-4, p. 462-476, 2009.
- TEIXEIRA, A. H. C.; HERNANDEZ, F. B. T.; LOPES, H. L.; SCHERER-WARREN, M.; BASSOI, L. H. **Modelagem espaço-temporal dos componentes dos balanços de energia e de água no Semiárido brasileiro**. Campinas: Embrapa Semiárido, 2013.
- TEIXEIRA, A. H. C.; LEIVAS, J. F.; HERNANDEZ, F. B. T.; FRANCO, R. A. M. Large-scale radiation and energy balances with Landsat 8 images and agrometeorological data in the Brazilian semiarid region. **Journal of Applied Remote Sensing**, Bellingham, v. 11, n. 1, p. 16-30, 2017.
- TEIXEIRA, A. H. C.; PADOVANI, C.; ANDRADE, R.; LEIVAS, J. F.; VICTORIA, D.; GALDINO, S. Use of MODIS Images to Quantify the Radiation and Energy Balances in the Brazilian Pantanal. **Remote Sensing**, Basel, v. 7, n. 11, p. 14597-14619, 2015.
- TEIXEIRA, A. H. C.; LEIVAS, J. F.; STRUIVING, T.; REIS, J.; SIMÃO, F. Energy balance and irrigation performance assessments in lemon orchards by applying the SAFER algorithm to Landsat 8 images. **Agricultural Water Management**, Amsterdam, v. 247, p. 106725, 2021.
- TEIXEIRA, A. H. D. C.; HERNANDEZ, F. B. T.; ANDRADE, R. G.; LEIVAS, J. F.; BOLFE, E. L. Energy balance with Landsat images in irrigated central pivots with corn crop in the São Paulo State, Brazil. **SPIE**, [S. l.], v. 1, n. 16, p. 1-10, 2014.
- UNITED STATES GEOLOGICAL SURVEY. **Earth Explorer**. Washington, DC: USGS, 2021. Disponível em: <https://earthexplorer.usgs.gov/>. Acesso em: 10 maio 2021.
- UNITED STATES GEOLOGICAL SURVEY. **Landsat 8 (L8) Data Users Handbook**. Sioux Falls: USGS, 2016.
- UNITED STATES GEOLOGICAL SURVEY (USGS). **Landsat 8 Collection 1 (C1), Land Surface Reflectance Code (LaSRC), Product Guide**. Dakota: USGS, 2020.
- VENANCIO, L. P.; MANTOVANI, E. C.; AMARAL, C. H.; NEALE, C. M. U.; FILGUEIRAS, R.; GONÇALVES, I. Z.; CUNHA, F. F. Evapotranspiration mapping of commercial corn fields in Brazil using SAFER algorithm. **Scientia Agricola**, Piracicaba, v. 78, n. 4, p. 1-12, 2021. ‘

CAPÍTULO III

RAINFALL SPATIO-TEMPORAL VARIABILITY FOR DRY AND WET PERIODS IN A SEMIARID BASIN, PERNAMBUCO STATE, BRAZIL

Variabilidade espaço-temporal das chuvas em períodos secos e úmidos em uma bacia semiárida, Pernambuco, Brasil

RESUMO: A precipitação é um dos principais componentes do ciclo hidrológico, essencial para a segurança hídrica e a gestão dos recursos hídricos. O objetivo deste estudo foi avaliar a distribuição da precipitação em anos sob diferentes regimes pluviométricos em uma bacia semiárida representativa com 13495,73 km² e seus impactos na dinâmica da cobertura vegetal, abordando onexo água-vegetação para a região. A bacia selecionada apresenta um regime hidrológico não perene, e a vegetação é a Caatinga, um bioma exclusivamente brasileiro marcado por uma dinâmica decídua. O abastecimento de água é fortemente dependente da ocorrência de chuvas. Os dados de precipitação do *Climate Hazards Group InfraRed Precipitation with Station* (CHIRPS) foram usados em conjunto com dados observados de 40 estações meteorológicas com uma série temporal anual de 55 anos (1962 a 2017). O Índice de Precipitação Padronizado (SPI) foi aplicado para avaliar a variabilidade anual da precipitação (SPI-12). Os dados foram submetidos à estatística clássica e análise geoestatística, sendo adotados os métodos de krigagem ordinária (KO) e simulação gaussiana sequencial (SGS) para o mapeamento da distribuição espacial das chuvas. Foi analisado um conjunto abrangente de quinze imagens de sensoriamento remoto para anos com diferentes regimes pluviométricos, dos satélites Landsat-5 e Landsat-8, permitindo calcular o Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI) e o Índice de Água por Diferença Normalizada Modificado (MNDWI). Verificou-se alta correlação entre os dados observados e os estimados pelo CHIRPS. Os modelos de semivariograma que melhor representaram a estrutura espacial de variabilidade da chuva foram o esférico, seguido do gaussiano e o exponencial. Para a variabilidade espacial do SPI, os modelos esférico, gaussiano e exponencial apresentaram o melhor desempenho. Ambas as análises geoestatísticas apresentaram modelos com forte dependência espacial para todos os anos adotados. Através de mapas de krigagem, verificou-se que a quantidade de chuvas na bacia aumenta fortemente com a altitude. Quando o número de realizações SGS aumenta, os mapas SPI tendem a ser estáveis e capturam variabilidades inerentes não representadas pelo procedimento de krigagem. Dentre os semivariogramas estabelecidos e validados, o modelo esférico foi o que melhor se ajustou ao conjunto de dados utilizado. Através da técnica SGS verificou-se a baixa incerteza dos dados CHIRPS e também que 100 realizações são suficientes para gerar mapas SGS adequados para o SPI na bacia. Mesmo em anos normais, o número de corpos d'água é baixo, o que pode comprometer a segurança hídrica na região.

Palavras-chave: Dependência espacial; variabilidade temporal; simulação gaussiana sequencial; krigagem; CHIRPS.

Rainfall spatio-temporal variability for dry and wet periods in a semiarid basin, Pernambuco State, Brazil

ABSTRACT: Precipitation is one of the main components of the hydrological cycle, essential for water security and water resources management. The aim of this study was to evaluate rainfall distribution in years under different pluviometric regimes in a representative semiarid basin with 13495.73 km², and their impacts on vegetation cover dynamics, addressing the water-vegetation nexus for the region. The selected basin presents a non-perennial hydrological regime, and the vegetation is the Caatinga, an unique Brazilian Biome marked by a deciduous dynamics. Water supply is strongly dependent on rainfall occurrence. CHIRPS precipitation data were used in conjunction with observed data from 40 weather stations with a 55-year annual time series (1962 to 2017). The Standardized Precipitation Index (SPI) was applied to assess the annual variability precipitation (SPI-12). Data were submitted to classical statistics and geostatistical analysis, and both ordinary kriging (KO) and sequential Gaussian simulation (SGS) methods adopted for mapping rainfall spatial distribution. A comprehensive set of fifteen remote sensing images for years with different rainfall regimes were analysed, from Landsat-5 and Landsat-8 satellites, allowing the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) and the Modified Normalized Difference Water Index (MNDWI) to be calculated. High correlation between observed data and those estimated from CHIRPS was verified. Semivariogram models that better represented the rainfall spatial structure of variability were the spherical, then the Gaussian and exponential. For the SPI spatial variability, the spherical, gaussian and exponential models presented the better performance. Both geostatistical analyzes presented models with strong spatial dependence for all adopted years. Through kriging maps, it was verified that the rainfall amount in the basin strongly increases with altitude. When the number of SGS realizations increases, the SPI maps tended to be stable, and capturing inherent variability not represented by the kriging procedure. Among the established and validated semivariograms, the spherical model was the one that best fitted the data set used. Through SGS technique it has been verified the low uncertainty of the CHIRPS data and also that 100 realizations is enough to generate proper SGS maps for the SPI in the basin. Even for normal years, the number of water bodies is low, which might jeopardize water security in the region.

Keywords: Spatial dependence; temporal variability; Sequential Gaussian simulation; kriging; CHIRPS.

1. INTRODUÇÃO

A precipitação é um dos principais componentes do ciclo hidrológico, de forma que o conhecimento e entendimento de sua distribuição local e espacial é fundamental para compreensão dos processos hidrológicos e gerenciamento dos recursos hídricos (e.g., escoamento, inundação e recarga de aquíferos) – (CRISTIANO et al., 2017; PEÑA-ÂNGULO et al., 2020; PEÑA-ÂNGULO et al., 2019; KIM et al., 2019). De acordo com Silva et al. (2020a) e Santos & Naval (2020), o estudo da distribuição espaço-temporal dessa variável é de extrema importância para determinar sua influência no ciclo hidrológico, na segurança hídrica, na atividade agropecuária e em diversos outros setores econômicos e de produção.

Apesar da relevância do tema, é escassa a disponibilidade de uma série pluviométrica de grande duração e de alta qualidade que permita obter informações confiáveis sobre a variabilidade da precipitação na América do Sul e em particular no nordeste brasileiro (NEB) (PAREDES-TREJO; BARBOSA; KUMAR, 2017). Adicionalmente, a estimativa da precipitação é de difícil determinação quando a distribuição espacial é muito variável e com periodicidade irregular, por exemplo, no semiárido brasileiro, com regimes pluviométricos marcados por irregularidades de chuvas e má distribuição ao longo dos anos (RODRIGUES et al., 2020; BRASIL NETO et al., 2021). Assim, a aplicação de índices meteorológicos tradicionais e amplamente adotados para o monitoramento das secas nessas áreas, como o Índice Padronizado de Precipitação (SPI), costuma ser uma tarefa árdua, pois requer dados de várias estações pluviométricas (MCKEE; DOESKEN; KLEIST, 1993; SANTOS et al., 2017a; JULIANI & OKAWA, 2017; BRITO et al., 2017).

Dessa forma, o sensoriamento remoto é uma importante ferramenta para estudos hidrológicos, permitindo obter estimativas de precipitação baseadas em satélite, com alta resolução espaço-temporal. *Tropical Rainfall Measuring Mission (TRMM)*, *Climate Hazards Group InfraRed Precipitation with Stations (CHIRPS)*, *Precipitation Estimation from Remotely Sensed Information using Artificial Neural Networks (PERSIANN)* foram amplamente adotados para análise da precipitação em escala de bacia hidrográfica (TOTÉ et al., 2015; PAREDES-TREJO et al., 2017; MARIANO et al., 2018; BRASIL NETO et al., 2021). Para o semiárido brasileiro, Paredes-Trejo, Barbosa e Kumar (2017) validaram informações CHIRPS para estimativa de chuva. Além disso, o sensoriamento remoto pode ser utilizado para o monitoramento das alterações da paisagem e biofísicas em regiões semiáridas, por meio da determinação de índices de vegetação e água, como o Índice de Vegetação da Diferença Normalizada (NDVI) e o Índice da Diferença Normalizada de Água Modificado (MNDWI).

Tais índices permitem estimar o uso e cobertura do solo, caracterizando a dinâmica espaço-temporal e quantificando tanto a condição da vegetação verde quanto das feições hídricas (ROUSE et al., 1973; XU, 2006; GALVÍNCIO et al., 2007; SANTOS et al., 2017b; SILVA et al., 2020a; SILVA et al., 2020c).

O semiárido brasileiro é caracterizado por períodos chuvosos e longos períodos secos, altamente irregulares no tempo, embora seja o semiárido mais chuvoso do mundo (MARENGO et al., 2018). Montenegro & Ragab (2010) apontam que os regimes hidrológicos dos rios da região são predominantemente não perenes, exceto para o rio São Francisco, do qual o rio Brígida é um afluente. O bioma da vegetação é a Caatinga, que é caducifólia, perdendo parte da cobertura do dossel durante a estação seca.

Usualmente, a estimativa dos dados pluviométricos é obtida a partir de técnicas de regressão e modelos de séries temporais (WANDERLEY; AMORIM; CARVALHO, 2012). No entanto, a aplicação de modelagem geoestatística por meio de mapas de krigagem espacial é importante para estudos de eventos extremos, permitindo obter mapeamentos de alta precisão (HENGL et al., 2018; ARAÚJO et al., 2020; WOLFF; DUARTE; FERNANDES, 2020; SILVA et al., 2021a), principalmente porque a densidade da rede pluviométrica no NEB é baixa, o que limita uma caracterização adequada da variabilidade espacial das chuvas na região (CUNHA et al., 2018). Dentre os métodos de estimativa geoestatística, a krigagem é amplamente adotada na literatura (MEDEIROS et al., 2019; MEDAUAR et al., 2020; SILVA et al., 2020; WOLFF; DUARTE; FERNANDES, 2020). Medeiros et al. (2019) modelaram a variabilidade espaço-temporal dos dados mensais de precipitação em 269 estações pluviométricas de 1994 a 2014 no Estado da Paraíba, localizadas no NEB, e constataram que 85% da variabilidade total da precipitação pode ser bem representada por meio de krigagem, o que forneceu uma distribuição espacial confiável de regiões onde as condições de chuva variam de escassez a excesso. Silva et al. (2020b) constataram que a precipitação anual apresentou variabilidade espaço-temporal anual substancial e uma tendência negativa (decréscimo) para a maioria das estações chuvosas na bacia do reservatório Epitácio Pessoa, Estado da Paraíba, durante o período de estudo (1963-1991), utilizando a técnica de krigagem. Ainda, para o semiárido brasileiro, Araújo et al. (2020) investigaram a distribuição espaço-temporal da precipitação na bacia do rio Brígida, estado de Pernambuco, e localizada no NEB, utilizando krigagem, que promoveu uma estimativa de precipitação adequada e classificação de sua condição de aridez, embora limitada pela limitação de dados observacionais.

No entanto, embora a krigagem seja satisfatória em termos de minimizar a variância do erro da estimativa, a técnica é fortemente dependente da quantidade de dados e sua distribuição espacial, e em alguns casos não reproduz a correlação espacial existente, gerando distribuições espaciais irreais (DEUTSCH & JOURNAL, 1998; MÉNDEZ-VENEGAS et al., 2013). Um método alternativo de estimação é baseado em uma abordagem de simulação estocástica, que por definição reproduz o comportamento estatístico do fenômeno. A técnica de simulação mais comumente usada para previsão e análise de incerteza é o Método de Simulação Gaussiana Sequencial (SGS) (WANG et al., 2002). Ao contrário das técnicas de krigagem, o principal objetivo da Simulação Gaussiana Sequencial (SGS) é gerar realizações estocásticas alternativas e igualmente prováveis que reproduzam as estatísticas do modelo em vez de minimizar a variação de previsão local (GOOVAERTS, 1997). Méndez-Venegas et al. (2013), analisando a variabilidade espacial de eventos extremos de precipitação no México, aplicaram técnicas de simulação estocástica com abordagem geoestatística, destacando a simulação gaussiana como uma ferramenta poderosa para estudar a variabilidade da precipitação e modelar sua distribuição espacial.

Assim, o objetivo deste estudo foi investigar os padrões de variabilidade de precipitação em uma bacia hidrográfica do semiárido brasileiro, combinando dados observacionais e estimados de sensoriamento remoto, utilizando o *Climate Hazards Center InfraRed Precipitation with Station data* (CHIRPS). Métodos de Krigagem e Simulação Gaussiana Sequencial foram adotados para o mapeamento da distribuição espacial e dependência da precipitação, para anos secos e chuvosos. Correlações entre os padrões de chuva, distribuição da cobertura vegetal e feições hídricas foram avaliadas, usando técnicas de sensoriamento remoto baseadas em índices de vegetação e água na bacia semiárida selecionada. Os resultados podem ser valiosos para apoiar políticas públicas na região relacionadas à segurança hídrica, análise do nexos água-vegetação, políticas de reflorestamento e contribuir para o desenvolvimento social e econômico.

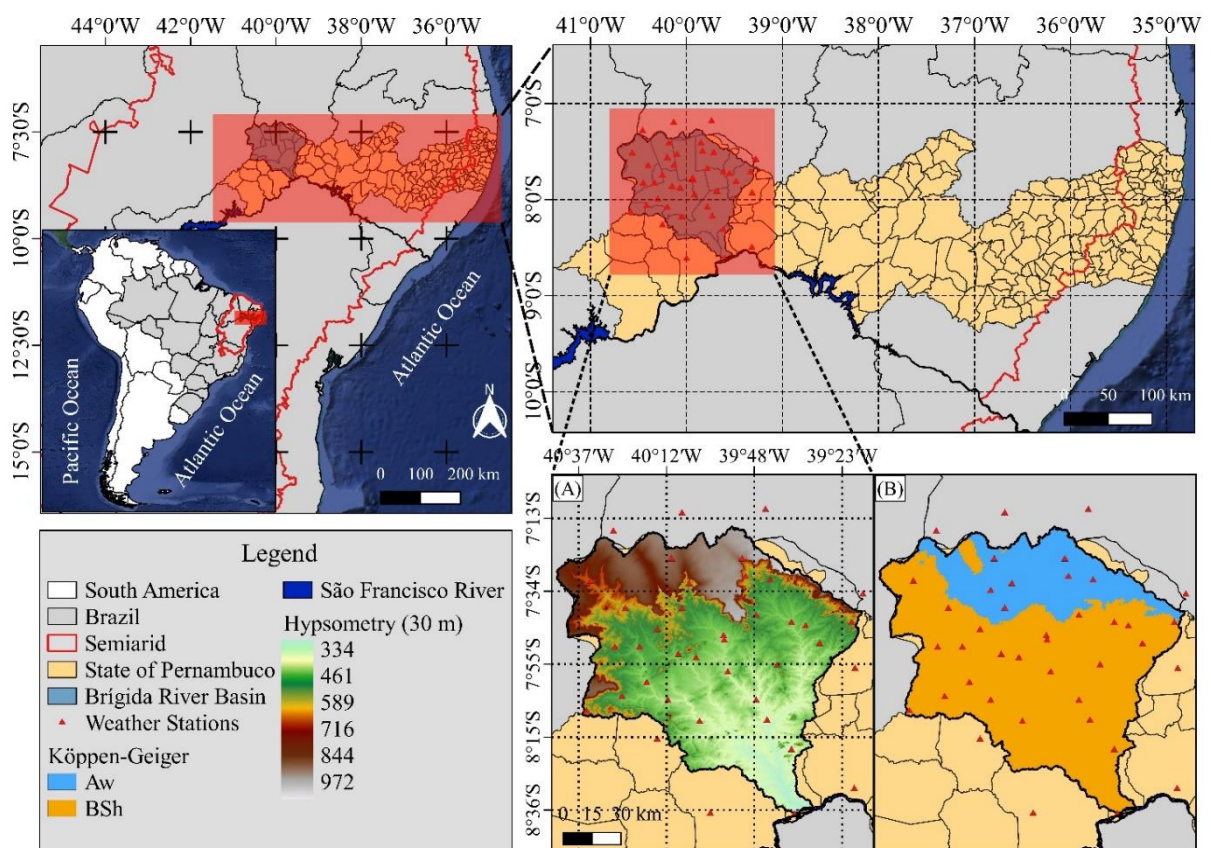
2. MATERIAL E MÉTODOS

2.1. Caracterização da área de estudo

O estudo foi realizado na bacia hidrográfica do Rio Brígida (Figura 1), localizada no Alto Sertão, mesorregião do Estado de Pernambuco, Brasil (07°19'02" e 08°36'32" S e 39°17'33" e 40°43'06" N, com altitude média de 557 m). A área da bacia é representativa do semiárido pernambucano, com 13495,73 km², correspondente a 13,73% da superfície total do

estado, compreendendo 15 municípios e está inserida na bacia hidrográfica do rio São Francisco (AGÊNCIA PERNAMBUCANA DE ÁGUAS E CLIMA, 2013). A bacia de estudo é uma das bacias receptoras do Projeto de Integração do Rio São Francisco (PISF), do Projeto de Transposição do Rio São Francisco, eixo norte. O objetivo do PISF é garantir o abastecimento de água para o desenvolvimento socioeconômico dos estados mais vulneráveis às secas (Ceará, Paraíba, Pernambuco e Rio Grande do Norte) (INSTITUTO DE PESQUISA ECONÔMICA APLICADA, 2011).

Figura 1. Localização geográfica da bacia do rio Brígida, com a distribuição espacial das estações pluviométricas, e mapa da *Shuttle Radar Topography Mission* (SRTM) (A); Classificação climática de Köppen-Geiger (B)



Segundo a classificação climática de Köppen-Geiger a região é do tipo BSh (clima semiárido quente) e Aw (tropical com inverno seco) (ALVARES et al., 2013; BECK et al., 2018) – (Figura 1). A temperatura média mensal é de 25,8 °C, apresentando uma evapotranspiração potencial média de 169,3 mm mês⁻¹ e um valor acumulado anual superior a 2.000 mm. A precipitação total média anual é de 665,8 mm, com estação chuvosa de dezembro a abril (precipitação total média de 558,5 mm) (INSTITUTO NACIONAL DE

METEOROLOGIA, 2021). A vegetação predominante na bacia é a Caatinga Hiperxerófila e os solos predominantes são: Latossolos Amarelos, Argissolos Amarelos, Planossolos, Neossolos Litólicos e Luvisolos Crômicos (EMPRESA BRASILEIRA DE PESQUISA AGROPECUÁRIA, 2018).

2.2. Dados de precipitação

Foram utilizados dados do *Climate Hazards Group InfraRed Precipitation with Station* (CHIRPS), abrangendo 50°S a 50°N (e todas as longitudes); o CHIRPS incorpora climatologia interna, imagens de satélite com resolução espacial de 0,05° (cerca de 5,3 km), resolução temporal acima de 35 anos (TOTÉ et al., 2015; PAREDES-TREJO; BARBOSA; KUMAR, 2017), e já foi validado para o semiárido brasileiro (PAREDES-TEJO et al., 2017). O conjunto de dados CHIRPS foi verificado para a bacia selecionada usando dados observados de 40 estações pluviométricas (Tabela 1), adotando uma série temporal anual de 55 anos (1962 a 2017), fornecida pela Agência Pernambucana de Águas e Clima (APAC).

Tabela 1. Localização geográfica, detalhes das estações pluviométricas analisadas e precipitação média

ID	Estações pluviométricas	Cidade	Estado	Altitude (m)	Latitude (°)	Longitude (°)	Classificação climática	Série temporal	Precipitação média (mm/ano)
1	Ipubi (Serrolândia)	Ipubi	PE	720	-7,42	-40,18	Aw	1962-1998	713,63
2	Araripina (São Gonçalo)	Araripina	PE	620	-7,52	-40,57	BSh	1963-2017	661,54
3	Feitoria (São Félix)	Bodocó	PE	605	-7,53	-40,10	Aw	1963-2017	747,68
4	Serra Branca	Ipubi	PE	605	-7,57	-40,20	Aw	1966-1997	770,34
5	Morais	Araripina	PE	570	-7,65	-40,40	Aw	1963-1991	824,25
6	Ipubi	Ipubi	PE	560	-7,65	-40,13	Aw	1964-2017	668,10
7	Trindade (Espírito Santo)	Trindade	PE	450	-7,75	-40,25	BSh	1963-2017	636,60
8	Nascente (Olho D'Água)	Araripina	PE	600	-7,83	-40,45	BSh	1963-1996	630,48
9	Barra São Pedro (Manacá)	Trindade	PE	444	-7,83	-40,33	BSh	1962-1994	736,40
10	Açude Engenho Camacho	Ouricuri	PE	440	-7,87	-40,15	BSh	1963-1990	629,66
11	Ouricuri	Ouricuri	PE	432	-7,88	-40,07	BSh	1965-2017	611,08
12	Santa Filomena (Munduri)	Santa Filomena	PE	534	-8,13	-40,58	BSh	1962-2017	586,16
13	Açude Jatobá	Ouricuri	PE	402	-8,00	-40,30	BSh	1964-1999	696,11
14	Varginha	Ouricuri	PE	450	-8,07	-40,42	BSh	1963-1996	610,61
15	Jacaré	Ouricuri	PE	480	-8,08	-40,20	BSh	1963-1996	604,82
16	Matias	Parnamirim	PE	400	-8,18	-40,05	BSh	1963-1998	500,35

17	Serra das Tabocas	Exu	PE	650	-7,42	-39,85	Aw	1962-1986	929,99
18	Viração (Cana Brava)	Exu	PE	650	-7,50	-39,83	Aw	1963-1975	780,84
19	Exú (Novo Exú)	Exu	PE	510	-7,52	-39,72	Aw	1963-2016	817,71
20	Timorante	Granito	PE	492	-7,68	-39,78	BSh	1963-1990	753,73
21	Granito	Granito	PE	445	-7,72	-39,62	BSh	1963-2016	606,89
22	Sítio dos Moreiras	Moreilândia	PE	750	-7,73	-39,55	BSh	1963-2015	650,70
23	Bodocó	Bodocó	PE	440	-7,80	-39,93	BSh	1964-2017	605,78
24	Fazenda Colinas	Parnamirim	PE	520	-7,92	-39,68	BSh	1963-1987	591,55
25	Sítio Estaca	Ouricuri	PE	472	-7,95	-39,92	BSh	1963-2001	611,39
26	Cedro (Urucuba)	Serrita	PE	610	-7,72	-39,33	BSh	1963-2017	725,04
27	Ipeuira	Serrita	PE	440	-7,82	-39,48	BSh	1963-2009	735,83
28	Içaçara Cercado)	(Poço) Parnamirim	PE	372	-8,08	-39,78	BSh	1963-1992	631,67
29	Parnamirim	Parnamirim	PE	379	-8,09	-39,58	BSh	1962-2017	530,11
30	Poço Fumo	Parnamirim	PE	350	-8,18	-39,73	BSh	1963-1999	616,68
31	Canto das Pedras	Orocó	PE	550	-8,32	-39,62	BSh	1963-1985	613,31
32	Serrita	Serrita	PE	588	-7,93	-39,32	BSh	1962-2017	553,37
33	Cabrobó	Cabrobó	PE	380	-8,50	-39,32	BSh	1963-1985	612,51
34	Orocó	Orocó	PE	370	-8,62	-39,60	BSh	1963-2006	447,05
35	Fazenda São Bento	Santa Maria da Boa Vista	PE	350	-8,62	-40,00	BSh	1964-1990	520,03
36	Santa Cruz	Santa Cruz	PE	489	-8,27	-40,25	BSh	1963-1996	560,23
37	Salitre	Salitre	CE	680	-7,29	-40,46	BSh	1964-2017	651,42
38	Araripe	Araripe	CE	605	-7,20	-40,13	BSh	1962-2017	730,12
39	Santana do Cariri	Santana do Cariri	CE	480	-7,18	-39,74	Aw	1962-2017	929,99
40	Jardim	Jardim	CE	630	-7,58	-39,28	Aw	1962-2016	771,71

Fonte: Agência Pernambucana de Águas e Clima (2021).

Para avaliar o desempenho do CHIRPS em relação aos dados de precipitação anual observados (sem preenchimento de falhas), foram comparados os dados pixel a pixel (onde havia estações pluviométricas) e foram utilizados diferentes índices estatísticos, como o coeficiente de determinação (R^2), correlação de Pearson (r), Coeficiente de Eficiência de Nash-Sutcliffe (NSE) e porcentagem de tendência (PBIAS). Devido à sua alta resolução, os dados do CHIRPS potencialmente permitem uma melhor representação da variação de precipitação em escala local na bacia.

2.3. Índice Padronizado de Precipitação (SPI)

O Índice Padronizado de Precipitação (SPI) (MCKEE; DOESKEN; KLEIST, 1993) foi usado para determinar a variabilidade da precipitação anual (SPI-12), comumente adotado

para monitorar condições associadas à seca e excesso de chuva (SANTOS et al., 2017a; JULIANI & OKAWA, 2017; BRITO et al., 2018), utilizando a série temporal de precipitação observada nas estações pluviométricas (1962-2017), posteriormente complementada com dados CHIRPS de 1981 a 2017. O SPI é dado em limiares, que tecnicamente correspondem ao número de desvios padrão que a precipitação acumulada desvia da média climatológica. A classificação utilizada para caracterizar a precipitação (Tabela 2) foi descrita por McKee, Doesken e Kleist (1993), que varia desde a situação mais extrema em termos de déficit e excesso de precipitação. Com base na classificação dos anos segundo seus regimes pluviométricos (SPI-12), selecionamos anos para cada classe a partir de 1981 para realizar a análise estatística.

Tabela 2. Classificação do SPI, segundo McKee, Doesken e Kleist (1993).

SPI	Classificações
$\geq 2,00$	Extremamente Chuvoso
1,00 a 1,99	Severamente Chuvoso
0,50 a 0,99	Moderadamente Chuvoso
0,49 a -0,49	Normal
-0,50 a -0,99	Moderadamente Seco
-1,00 a -1,99	Severamente Seco
$\leq -2,00$	Extremamente Seco

2.4. Análise estatística

Os dados utilizados do CHIRPS (de 1981 a 2017) correspondem a um retângulo que compreende toda a área da bacia, totalizando 930 pixels. Posteriormente, as coordenadas (pixels) das estações meteorológicas (onde havia dados disponíveis) foram utilizadas para substituir os dados do CHIRPS. Os dados foram submetidos à estatística clássica para verificar seu comportamento em relação às medidas estatísticas de posição e variabilidade. De acordo com os valores do coeficiente de variação (CV), a variabilidade foi classificada, segundo Warrick & Nielsen (1980), como baixa ($CV \leq 12\%$), média ($12\% < CV \leq 60\%$) e alta variabilidade ($CV > 60\%$). Na análise descritiva, avaliou-se também a distribuição dos dados em relação à distribuição Normal, por meio do teste de Kolmogorov-Smirnov, a 5% de significância. No caso de ocorrência de valores extremos (outliers), o critério de Hoaglin, Mosteller e Tukey (1983) foi adotado, e então tais valores discrepantes removidos da série de dados. Assim, dados filtrados foram adotados para estimar o semivariograma médio da área de estudo. Para a krigagem, os dados discrepantes foram reinseridos, pois apesar de diferirem da média, supõe-se que tenham ocorrido, mantendo o procedimento de mapeamento semelhante às condições de campo. A análise de tendência para os dados foi realizada estimando a

superfície de tendência usando uma função polinomial quadrática, examinando os coeficientes de determinação obtidos, e considerando a existência de tendência para R^2 maior ou igual a 0,7. Para tal caso, valores de resíduos são adotados para a análise.

A análise geoestatística foi realizada utilizando o software GS+. Os locais de amostragem correspondem ao ponto central dos pixels que compõem o CHIRPS, e foram complementados com os valores observados das estações. A dependência espacial foi avaliada por meio do semivariograma clássico construído a partir da estimativa da semivariância clássica, dada pela Equação 1 (JOURNAL, 1989).

$$\gamma(h) = \frac{1}{2N(h)} \sum_{i=1}^{N(h)} [Z(X_i+h) - Z(X_i)]^2 \quad (1)$$

em que $\gamma(h)$ é o valor estimado da semivariância dos dados experimentais; $Z(X_i + h)$ e $Z(X_i)$ são os valores observados da variável regionalizada; e $N(h)$ o número de pares de valores medidos, separados por uma distância h (LANDIM, 2003).

Segundo Landim (2003), as somas necessárias para calcular $\gamma(h)$ devem incluir um número suficiente de pares para produzir resultados consistentes, adotando um número mínimo de 30 pares para cada classe de distância (JOURNAL & HUIJBREGTS, 1978). Após avaliação do semivariograma experimental, foram testados os modelos teóricos exponencial, esférico e gaussiano, e estimados os parâmetros C_0 (efeito pepita), C_0+C_1 (patamar) e A (alcance da dependência espacial). Os três modelos teóricos considerados são apresentados a seguir (Equações 2 a 4) (DEUTSCH & JOURNAL, 1998):

- Modelo Exponencial:

$$\gamma(h) = C_0 + C_1 \left\{ 1 - \exp \left[- \left(\frac{h}{A} \right) \right] \right\}, \quad h \neq 0 \quad (2)$$

- Modelo Esférico:

$$\gamma(h) = C_0 + C_1, \quad h \geq A$$

$$\gamma(h) = C_0 + C_1 * \left[1.5 \left(\frac{h}{A} \right) - 0.5 \left(\frac{h}{A} \right)^3 \right], \quad 0 < h < A \quad (3)$$

- Modelo Gaussiano:

$$\gamma(h)=C_0+C_1 * \left\{ 1-\exp \left[-\left(\frac{h}{A}\right)^2 \right] \right\}, \quad h \neq 0$$

(4)

em que: C_0 é o efeito pepita; $C = C_0 + C_1$ é o patamar; A é o alcance; h a distância entre pontos.

O Grau de Dependência Espacial (GDE) seguiu a metodologia proposta por Cambardella et al. (1994), na qual é utilizada a relação entre o efeito pepita e o patamar do semivariograma ajustado, classificando em dependência espacial forte, moderada ou fraca, conforme observado na equação 5. Valores abaixo de 25% são caracterizados por forte dependência espacial, entre 25 e 75% moderada, enquanto acima de 75%, dependência fraca.

$$\text{GDE}(\%) = \frac{C_0}{C_0+C_1}$$

(5)

Os melhores modelos foram escolhidos pela análise do coeficiente de determinação (R^2) e a validação cruzada pelo critério de Jack-Knifing (VAUCLIN et al., 1983), assumindo erro médio próximo a zero e desvio padrão próximo a um. Após a modelagem dos semivariogramas, os valores foram interpolados nos locais não amostrados usando krigagem ordinária (KO), cujas estimativas são somas ponderadas dos valores das amostras vizinhas, onde os pesos aplicados ao valor vizinho dependem da estrutura de correlação modelada pelo semivariograma (DEUTSCH & JOURNAL, 1998).

A Simulação Gaussiana Sequencial (SGS) foi aplicada às diferentes classificações do SPI. O algoritmo da SGS desenha aleatoriamente um valor simulado em cada local de uma função de distribuição cumulativa condicional estimada. A função de distribuição é determinada pela média e variância da krigagem calculada a partir das informações da vizinhança. Ao executar a SGS, é necessária uma transformação prévia dos dados originais em uma distribuição gaussiana e pode ser realizada transformando o escore normal, que assume um campo gaussiano aleatório, assim a função densidade acumulada é caracterizada pela média e covariância (GOOVAERTS, 2001). Repetir essas etapas sequenciais com diferentes caminhos aleatórios pode fornecer várias realizações da distribuição espacial. Neste estudo, para obter um cálculo de probabilidade de forma precisa, o algoritmo da SGS foi conduzido com dez, cem e mil realizações, utilizando o software GS+. Os mapas da KO e da SGS foram então editados usando o software Surfer 9 (GOLDEN SOFTWARE, 2010).

2.5. Análise de índices biofísicos

Para caracterizar a cobertura vegetal da bacia e destacar as feições hídricas na região semiárida para os diferentes anos, foram calculados os seguintes índices: Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI) e o Índice da Diferença Normalizada de Água Modificado (MNDWI). Foram adotadas imagens dos satélites Landsat 5 do sensor TM (*Thematic Mapper*) e do sensor Landsat 8 OLI (*Operational Land Imager*) envolvendo diferentes regimes de precipitação (ES, MS, N, MC e EC; Tabela 2) ao longo dos anos escolhidos, conforme Tabela 3. As imagens foram processadas na plataforma americana *United States Geological Survey* (USGS) fornecida pela *National Aeronautics and Space Administration* (NASA), com critério de imagens com menos de 10% de nuvens. O código das imagens foi copiado para o *Google Earth Engine* (GEE), usando o conjunto de dados que contém a reflectância de superfície corrigida atmosféricamente. Todas as imagens foram processadas no GEE, e em seguida, classificadas e com os mapas editados no software QGIS versão 3.16.

Tabela 3. Identificação das imagens adotadas

Ano	Satélite	Data	Hora (UTM)	Órbita	Ponto
ES (1993)	Landsat 5	11/08/1993	12:09:46	217	65
		11/08/1993	12:10:10	217	66
		02/08/1993	12:15:57	218	65
SS (1983)	Sem imagens Landsat				
MS (2017)	Landsat 8	30/09/2017	12:47:34	217	65
		30/09/2017	12:47:58	217	66
		07/10/2017	12:53:47	218	65
N (2014)	Landsat 8	22/09/2014	12:47:26	217	65
		22/09/2014	12:47:50	217	66
		13/09/2014	12:53:40	218	65
MC (2004)	Landsat 5	13/11/2004	12:32:25	217	65
		13/11/2004	12:32:49	217	66
		04/11/2004	12:38:28	218	65
EC (1985)	Landsat 5	24/10/1985	12:16:14	217	65
		24/10/1985	12:16:38	217	66
		15/10/1985	12:22:31	218	65

Fonte: *Google Earth Engine* (2021).

O Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI) é o índice de vegetação comumente utilizado e difundido na literatura, sendo calculado pela razão entre a diferença das refletividades das bandas do infravermelho próximo (ρ_{IVP}) e do vermelho (ρ_V), respectivamente, e pela soma delas, de acordo com a Equação 7 (ROUSE et al., 1973).

$$NDVI = \frac{\rho_{IVP} - \rho_V}{\rho_{IVP} + \rho_V} \quad (7)$$

Por sua vez, o Índice da Diferença Normalizada de Água Modificado (MNDWI) proposto por Xu (2006) visa captar corpos d'água na superfície terrestre e identificar cursos d'água. O MNDWI pode ser obtido pela razão entre a diferença de refletividades das bandas do verde (ρ_G) e do infravermelho médio (ρ_{IVM}), e pela soma delas (Equação 8).

$$MNDWI = \frac{\rho_G - \rho_{IVM}}{\rho_G + \rho_{IVM}} \quad (8)$$

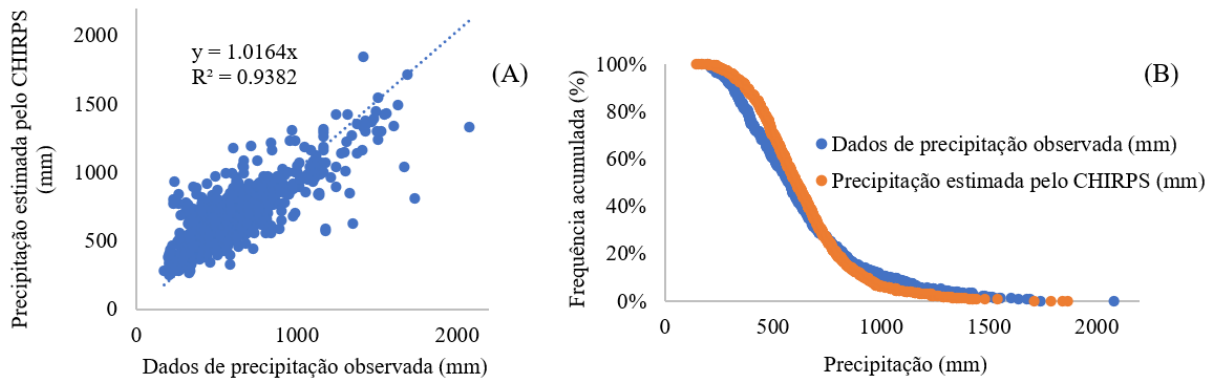
Também foram utilizados dados observados do volume médio anual do reservatório Chapéu, um dos principais reservatórios da bacia, fornecidos pela Agência Pernambucana de Águas e Clima (APAC) de 2005 a 2017. A capacidade máxima de armazenamento do Reservatório do Chapéu é de 188 hm³, sendo utilizado para abastecimento doméstico de água, irrigação e pesca (AGÊNCIA NACIONAL DE ÁGUAS, 2016a).

3. RESULTADOS E DISCUSSÃO

3.1. Precipitação via CHIRPS e SPI

A Figura 2 mostra a correlação e a curva de densidade acumulada dos dados de chuva observados e a precipitação estimada pelo CHIRPS. O percentual de tendência (PBIAS) foi de 9,2%, considerado um desempenho “muito bom” (< 10%). O coeficiente de determinação apresentou um ajuste de alta qualidade ($R^2 = 0,938$). O Coeficiente de Eficiência de Nash-Sutcliffe (NSE) foi de 0,63, classificado como "satisfatório" (> 0,50) e o coeficiente de correlação de Pearson (r) foi de 0,82, reforçando essa correlação do CHIRPS com as estações meteorológicas. Além disso, o parâmetro angular do modelo de regressão linear entre os dados de precipitação observados e estimados é muito próximo de um, significando que não ocorrerá superestimativa ou subestimativa severa ao adotar os dados estimados para representar a dinâmica de precipitação na bacia. Esses resultados corroboram os achados no estudo de Paredes-Trejo; Barbosa e Kumar (2017), em que validaram estimativas de precipitação por satélite com base no CHIRPS para o Nordeste do Brasil, por meio de estações meteorológicas automáticas e obtiveram um coeficiente de correlação de Pearson (r) de 0,941 em seus resultados, além de PBIAS = -3,58% e NSE = 0,886.

Figura 2. Correlação da precipitação total anual entre dados observados e simulados (A) e Curva de Densidade Acumulada (B) de dados de estações pluviométricas e dados CHIRPS de 1981-2017 (N=2152)



Com base em dados observados de precipitação total anual em estações pluviométricas antes de 1981 e após 1981 juntamente com dados CHIRPS, foi calculado o Índice Padronizado de Precipitação (SPI-12) (MCKEE; DOESKEN; KLEIST, 1993), no qual os anos foram classificados como extremamente secos (ES), severamente seco (SS), moderadamente seco (MS), normal (N), moderadamente chuvoso (MC), severamente chuvoso (SC) e extremamente chuvoso (EC) – (Tabela 4). A maioria dos anos foi classificado como anos N, seguido de anos MS, MC, EC, SC e, por fim, com apenas uma classificação, anos SS (1983) e anos EC (1985).

Tabela 4. Classificação do SPI para a precipitação total anual nas estações pluviométricas

Ano	SPI	Classificação	Ano	SPI	Classificação	Ano	SPI	Classificação	Ano	SPI	Classificação
1962	0,47	N	1976	-0,33	N	1990	-1,27	MS	2004	1,32	MC
1963	0,55	N	1977	0,42	N	1991	-0,81	N	2005	0,29	N
1964	1,72	SC	1978	-0,04	N	1992	-0,78	N	2006	-0,32	N
1965	0,19	N	1979	0,70	N	1993	-2,21	ES	2007	-0,62	N
1966	0,11	N	1980	0,49	N	1994	0,01	N	2008	0,59	N
1967	1,09	MC	1981	-0,19	N	1995	0,29	N	2009	0,94	N
1968	0,29	N	1982	-1,01	MS	1996	0,68	N	2010	-0,15	N
1969	-0,13	N	1983	-1,98	SS	1997	0,54	N	2011	0,41	N
1970	-0,48	N	1984	0,70	N	1998	-1,26	MS	2012	-2,47	ES
1971	0,50	N	1985	3,30	EC	1999	0,05	N	2013	-0,78	N
1972	-0,65	N	1986	0,35	N	2000	0,02	N	2014	-0,27	N
1973	0,67	N	1987	-0,80	N	2001	-0,86	N	2015	-0,37	N
1974	1,84	SC	1988	1,31	MC	2002	-0,37	N	2016	-1,32	MS
1975	0,12	N	1989	1,25	MC	2003	-0,7	N	2017	-1,02	MS

Onde: ES = extremamente seco, SS = severamente seco, MS = moderadamente seco, N = normal, MC = moderadamente chuvoso, SC = severamente chuvoso e EC = extremamente chuvoso.

Para os períodos pluviométricos interanuais de 1982-1983, 1992-1993 e 1997-1998 ocorreram eventos de *El Niño*, onde as secas de 1982-1983 e 1992-1993 foram as mais severas, afetando 25% e 32%, respectivamente, da região Nordeste do Brasil (NEB), segundo Cunha et al. (2018), que estudaram as características espaço-temporais da seca por meio de um novo índice (SPI ajustado), baseado no índice de sensoriamento remoto (Índice de Saúde da Vegetação, VHI) e no SPI, utilizando 86 estações pluviométricas inseridas na região. Segundo os autores, o evento de seca de 2012-2013 não teve relação com o *El Niño*, mas atingiu cerca de 46% da área do NEB.

3.2. Modelos de semivariograma da precipitação anual

A Tabela 5 apresenta as estatísticas descritivas dos dados anuais de precipitação estimados pelo CHIRPS (complementados pelos dados observados), para os anos de 1993 (ES), 1983 (SS), 2017 (MS), 2014 (N), 2004 (MC), e 1985 (EC) em 930 pixels. O coeficiente de variação (CV) foi médio ($12\% < CV \leq 60\%$) para esses anos, com base no SPI (Tabela 4), conforme classificação de Warrick & Nielsen (1980). Medauar et al. (2020), avaliando o comportamento espacial e a estabilidade temporal da precipitação média mensal do Estado da Bahia, Brasil, também incluída no NEB, de 1975 a 2011, obtiveram CV médio para todos os meses analisados, corroborando com o presente estudo.

Tabela 5. Estatísticas descritivas da precipitação anual estimada pelo CHIRPS (complementados pelos dados observados), para a bacia do rio Brígida

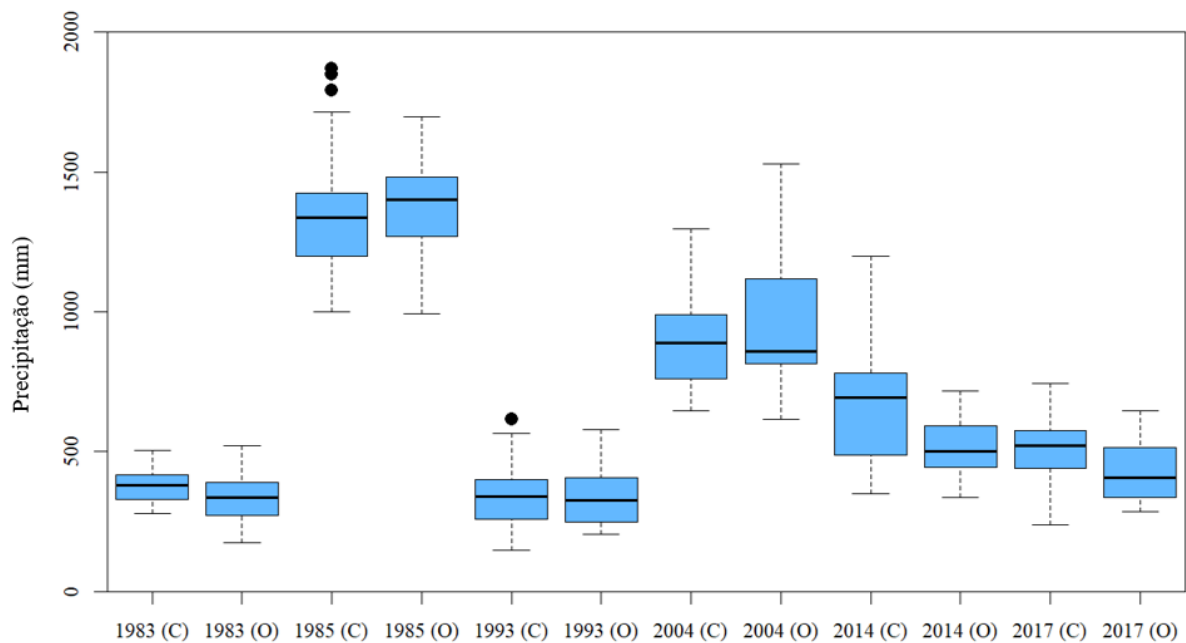
Ano	Média	Mediana	Máximo	Mínimo	n	DP	CV (%)	p-valor (KS)
ES (1993)	329,48	280,82	843,10	138,21	930	137,17	41,63%	0,14
SS (1983)	361,05	359,68	658,09	175,30	930	76,19	21,10%	0,05
MS (2017)	475,55	445,60	1001,36	212,67	930	145,69	30,64%	0,10
N (2014)	641,66	543,09	1444,71	333,15	930	248,55	38,74%	0,16
MC (2004)	854,19	824,72	1566,14	355,03	930	213,5	24,99%	0,09
EC (1985)	1292,89	1237,86	2103,26	692,42	930	243,65	18,88%	0,09

DP = desvio padrão; CV = coeficiente de variação; n = número de estações.

A Figura 3 apresenta os box-plots para os dados de precipitação observados e estimados pelo CHIRPS (complementado com dados de chuva observados) para os anos de 1993 (ES), 1983 (SS), 2017 (MS), 2014 (N), 2004 (MC) e 1985 (EC). Os anos chuvosos (1985 e 2004) apresentaram maior dispersão dos dados, diferentemente dos anos secos, como 1983, que apresentaram menor dispersão, corroborando com os achados por Medeiros et al. (2019). Esses autores analisaram a precipitação média mensal e observaram que os meses de menor

pluviosidade, junho a novembro, na mesorregião do Sertão da Paraíba (também inserido no NEB), apresentaram a menor variabilidade. Destaca-se também uma superestimação dos valores estimados em 2014 (N) e 2017 (MS) pelo produto CHIRPS. Segundo Paredes-Trejo; Barbosa e Kumar (2017), o produto CHIRPS mostrou uma superestimação moderada da precipitação mensal variando entre 0 e 100 mm enquanto tende a subestimar valores acima de 100 mm, para o NEB.

Figura 3. Box-plots dos dados de precipitação anual do CHIRPS complementado com dados de chuva observados (C) e os dados de precipitação observados (O)



A ocorrência de tendência foi detectada usando polinômios quadráticos. Para esses casos, a análise geostatística foi realizada com base nos resíduos. Em seguida, foram produzidos semivariogramas experimentais bem definidos, com alta dependência espacial, baseados na autocorrelação entre os valores residuais, para os anos de 1993, 1983, 2017, 2014, 2004 e 1985 (Figura 4). A partir de 1981, data inicial de disponibilização dos dados do CHIRPS, não houve ano SC. Parâmetros de semivariogramas e resultados de validação são mostrados na Tabela 6.

Figura 4. Modelos de semivariograma ajustados para dados de precipitação anual do CHIRPS para anos extremamente seco (1993) (A), severamente seco (1983) (B), moderadamente seco (2017) (C), normal (2014) (D), moderadamente chuvoso (2004) (E) e extremamente chuvoso (1985) (F)

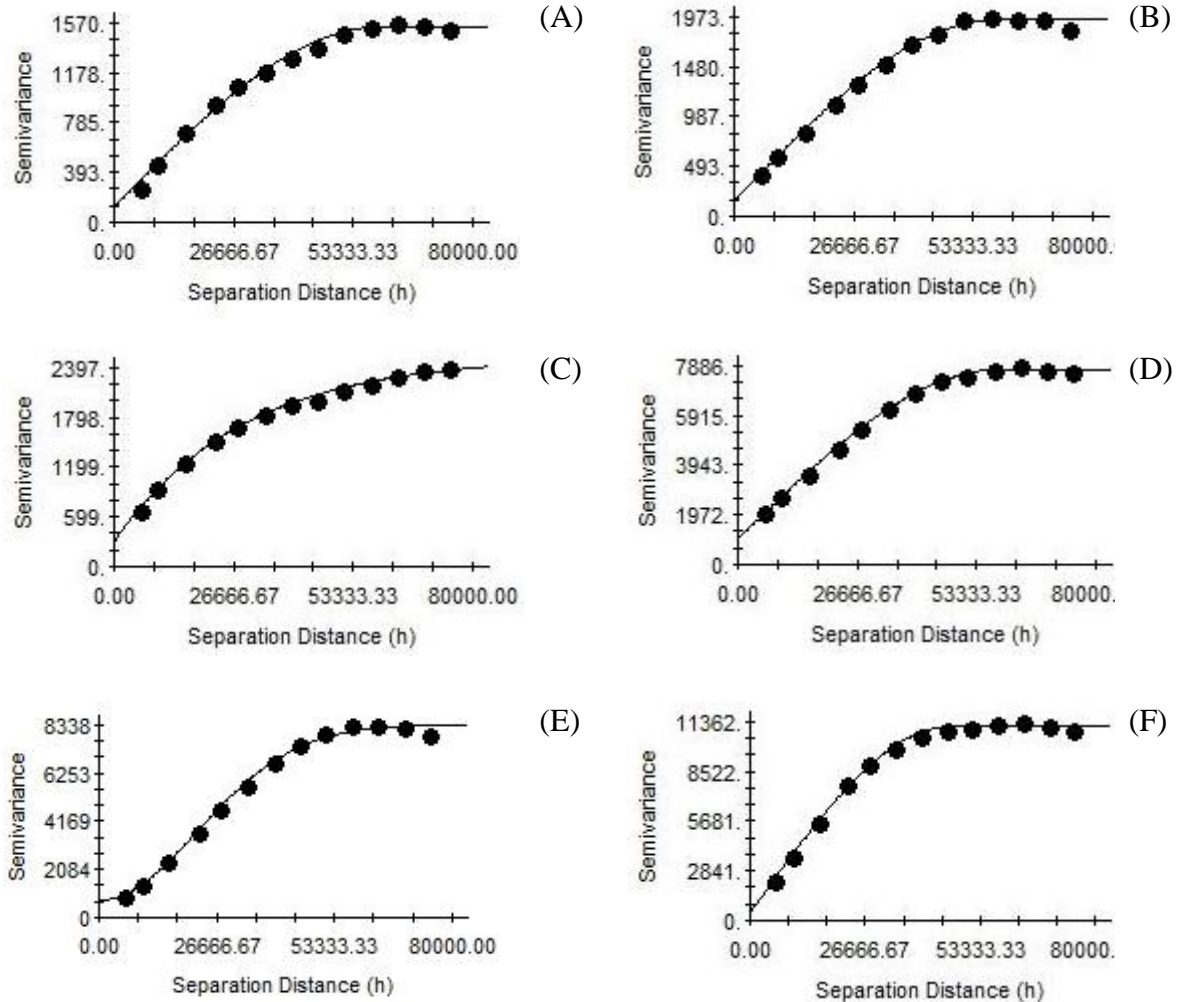


Tabela 6. Parâmetros e modelos de semivariogramas para a precipitação anual e estatísticas do procedimento Jack-Knifing

Classificação do SPI (ano)	Modelo ajustado	C_0	C_0+C	A (km)	R^2	GDE (%)	Jack-Knifing M	DP
ES (1993)	Esférico	124	1539	59,2	0,838	8,06%	-0,05	1,05
SS (1983)	Esférico	158	1943	58,3	0,750	8,13%	0,01	1,02
MS (2017)	Exponencial	299	2532	85,5	0,679	11,81%	0,04	1,02
N (2014)	Esférico	1040	7740	58,4	0,646	13,44%	0,09	1,00
MC (2004)	Gaussiano	750	8350	54,6	0,882	8,98%	-0,04	1,05
EC (1985)	Esférico	460	11080	46,1	0,818	4,15%	-0,04	1,02

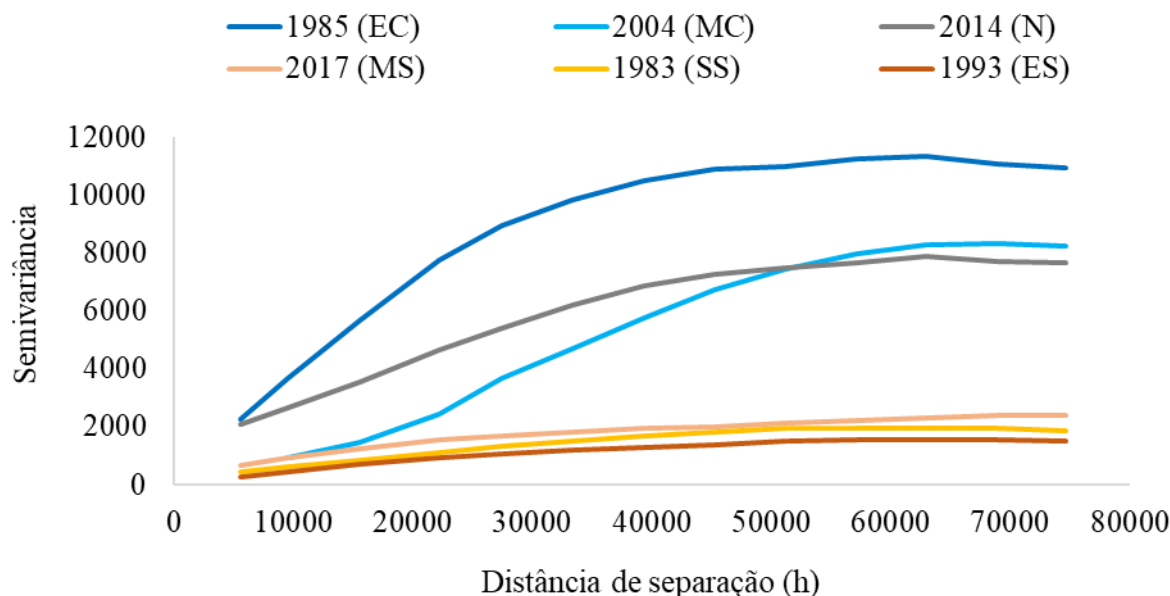
Onde: ES = extremamente seco, SS = severamente seco, MS = moderadamente seco, N = normal, MC = moderadamente chuvoso, SC = severamente chuvoso, M = média, DP = desvio padrão.

Os modelos que melhor se ajustaram aos semivariogramas foram: esférico (ES, SS, N e EC), seguido do gaussiano (MC) e exponencial (MS). A relação entre o efeito pepita e o patamar variou de 4,15% (EC) a 13,44% (N), assim, a dependência espacial foi forte para todos os anos analisados, segundo classificação de Cambardella et al. (1994). Medauar et al. (2020) encontraram, para precipitação média mensal, forte dependência espacial para a maioria dos meses.

A precipitação anual mostrou uma estrutura de dependência espacial na área de estudo com alcances variando de 46,1 km (EC) a 85,5 km (MS), mostrando uma abrangente estrutura de dependência espacial. Araújo et al. (2020) também ajustaram modelos de semivariogramas para precipitação anual observada na bacia do rio Brígida, obtendo faixas de 20 a 45 km, e grau de dependência espacial de moderado a forte. Os coeficientes de determinação (R^2) dos modelos ajustados foram moderadamente elevados, com mínimo de 0,646 (N) e máximo de 0,882 (MC). Além disso, os modelos de semivariogramas foram validados pelo método Jack-Knifing, apresentando valor médio próximo a 0 e desvio padrão próximo a 1, embora as semivariâncias experimentais tenham apresentado lacunas e oscilações, devido à distribuição espacial desigual dos pluviômetros.

A Figura 5 mostra um conjunto de semivariogramas modelados para as seis classes do SPI em estudo. As semivariâncias aumentam com o aumento do índice pluviométrico, porém, o ano de 2014 (N) apresenta uma semivariância inicial maior que o ano de 2004 (MC), e com o aumento da distância de separação, as semivariâncias para o ano MC estabiliza, com maior valor para o ano N. Portanto, o patamar (C_0+C_1) está diretamente relacionado à quantidade de chuvas para a Bacia do Rio Brígida, como também pode ser visto na Tabela 6.

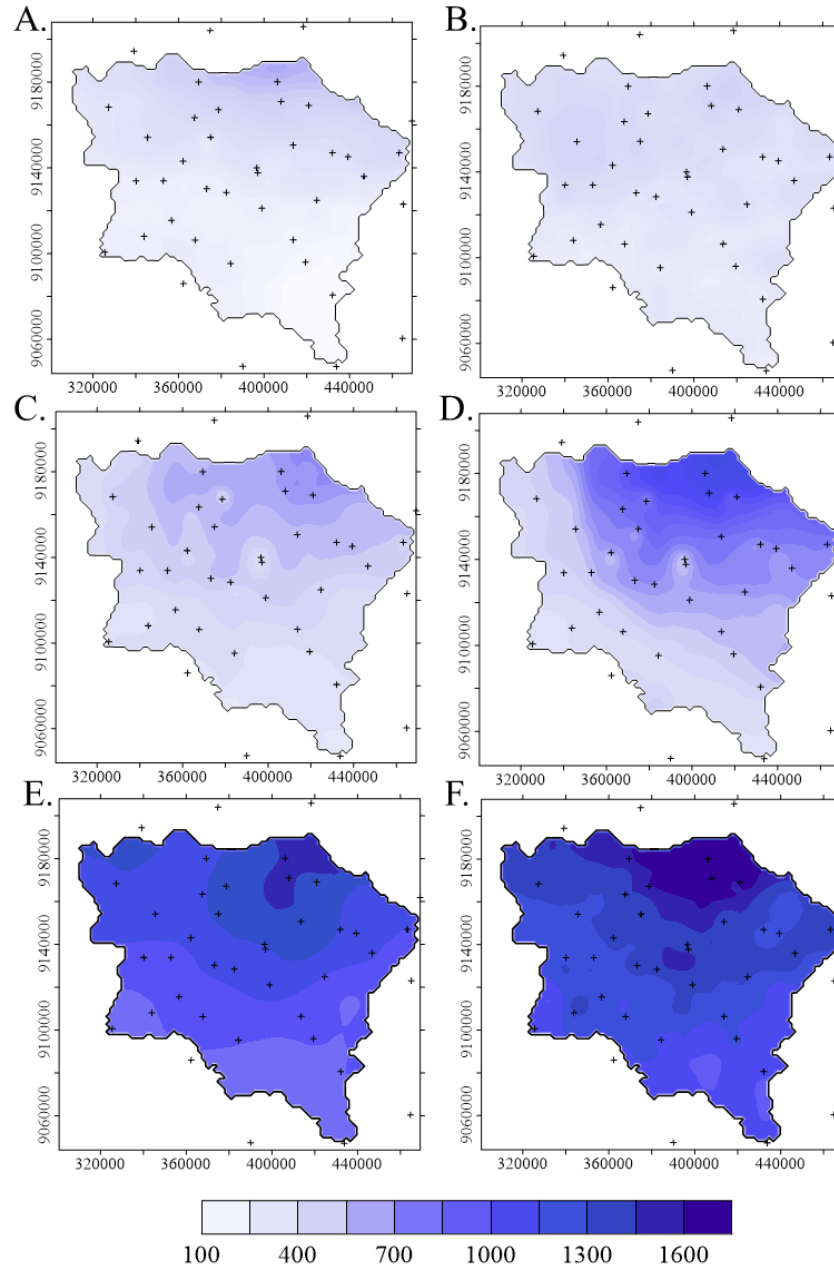
Figura 5. Modelos de semivariograma para a precipitação anual do CHIRPS complementado com dados observados para anos extremamente secos (1993) (A), severamente seco (1983) (B), moderadamente seco (2017) (C), normal (2014) (D), moderadamente chuvoso (2004) (E) e extremamente chuvoso (1985) (F). Distância de separação em metros (m)



3.3. Krigagem da precipitação

Os modelos ajustados foram usados para produzir mapas de isolinhas da precipitação anual dos dados do CHIRPS para os anos de 1993 (ES), 1983 (SS), 2017 (MS), 2014 (N), 2004 (MC) e 1985 (EC), através da técnica de Krigagem ordinária (KO) – (Figura 6). A parte norte da bacia, de maior altitude, é onde se localiza o planalto da Chapada do Araripe, região com maior variabilidade espacial pluviométrica e maior densidade de vegetação. Observa-se também que a quantidade de chuvas na bacia aumenta com o aumento da altitude. Corroborando com os achados do presente estudo, Mutiga, Su e Woldai (2010), que calcularam o balanço hídrico na parte superior da bacia do norte de Ewaso Ng'iro, no Quênia, com altitude variando de 800 a 5200 metros, observaram que com o aumento da altitude, o NDVI (Índice de Vegetação por Diferença Normalizada) tendia a aumentar, devido à maior ocorrência de chuvas; além disso, a evapotranspiração real diminuiu com a altitude.

Figura 6. Mapas de Krigagem ordinária (KO) para a precipitação anual dos dados CHIRPS em conjunto com dados observados para anos extremamente seco (1993) (A), severamente seco (1983) (B), moderadamente seco (2017) (C), normal (2014) (D), moderadamente chuvoso (2004) (E) e extremamente chuvoso (1985) (F)



A região sul da Bacia do Rio Brígida, para todos os anos analisados, apresentou os menores índices pluviométricos anuais. Esta região faz parte da área de desertificação de Cabrobó (localizada no sul do Estado de Pernambuco) e é caracterizada por forte limitação da cobertura vegetal e alto grau de erosão do solo. Entre as principais causas do processo de desertificação, destacam-se a baixa pluviosidade e o desmatamento (MARIANO et al., 2018).

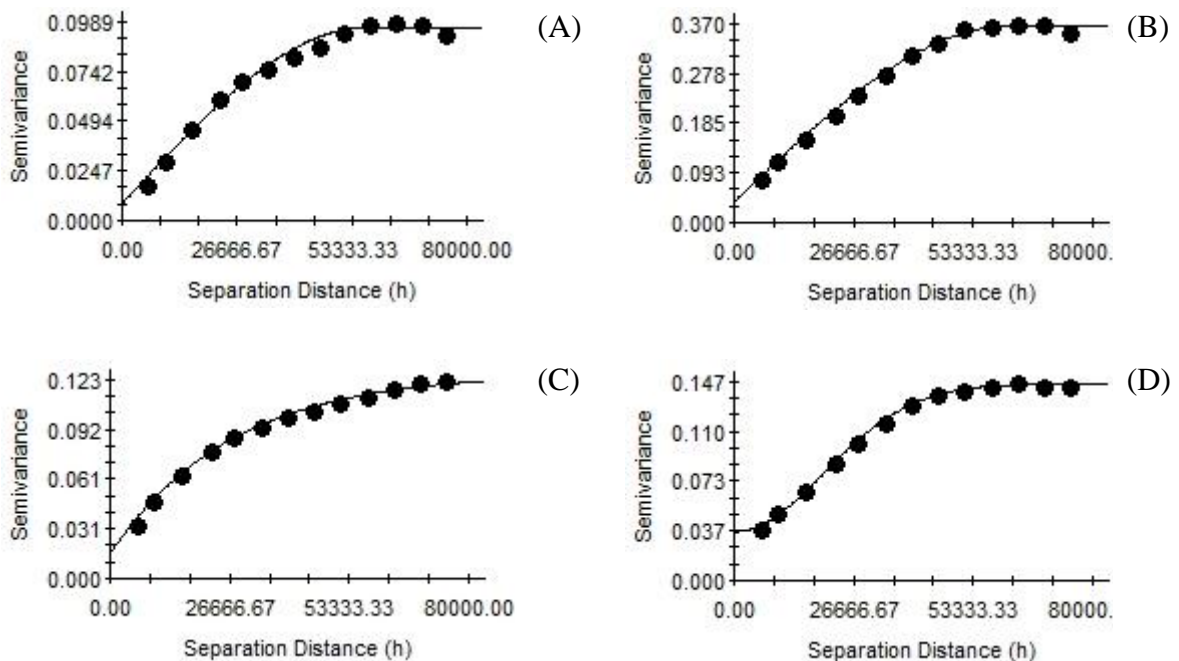
O município de Exú (altitude acima de 972 m, inserido na bacia) é o que apresenta, para todos os mapas, os maiores valores pluviométricos.

As menores precipitações nos anos ES e SS ocorreram, em geral, em toda a bacia, enquanto nos anos MD e N as áreas críticas estão localizadas no sul e oeste, enquanto nos anos MC e EC na parte sul da bacia. Além disso, mapas para os anos MS, N, MC, EC evidenciam a área da Bacia do rio Brígida que corresponde à classificação climática de Köppen-Geiger de Aw (clima tropical com inverno seco), Figura 1B.

3.4. Modelos de semivariograma para o SPI

Os dados de precipitação para cada pixel do CHIRPS foram transformados em dados SPI para determinar a variação espacial e temporal do SPI, a fim de identificar padrões históricos de chuva e severidade da seca. Houve uma tendência nos dados, então os semivariogramas foram construídos com os valores residuais obtidos para os anos de 1993, 1983, 2017, 2014, 2004 e 1985 (Figura 7), bem como os parâmetros de ajuste da Tabela 7.

Figura 7. Modelos de semivariograma ajustados para o SPI em anos extremamente seco (1993) (A), severamente seco (1983) (B), moderadamente seco (2017) (C), normal (2014) (D), moderadamente chuvoso (2004) (E) e extremamente chuvoso (1985) (F)



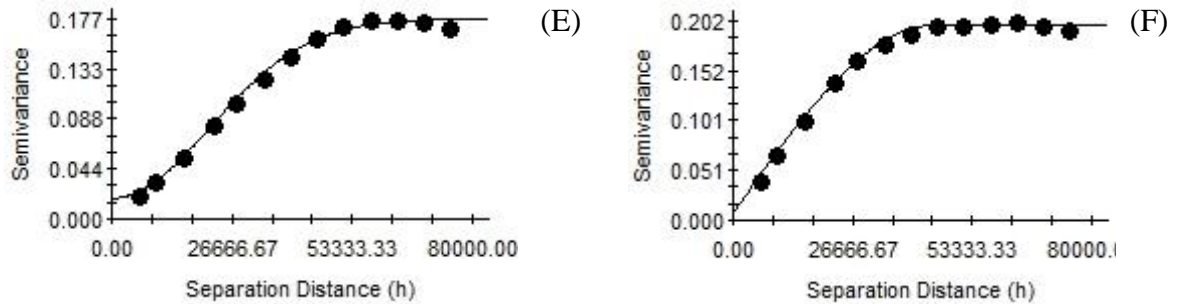


Tabela 7. Parâmetros de ajuste dos semivariogramas do SPI e estatísticas de Jack-Knifing

Classificação do SPI (ano)	Modelo ajustado	C ₀	C ₀ +C ₁	A (km)	R ²	GDE (%)	Jack-Knifing	
							M	DP
ES (1993)	Esférico	0,0085	0,0961	59,7	0,818	8,84%	0,00	1,06
SS (1983)	Esférico	0,039	0,367	61,9	0,743	10,63%	0,00	1,03
MS (2017)	Exponencial	0,0157	0,1274	81,3	0,686	12,32%	0,00	1,03
N (2014)	Gaussiano	0,0361	0,1452	48,8	0,658	24,86%	0,00	1,07
MC (2004)	Gaussiano	0,0183	0,1766	53,2	0,874	10,36%	0,00	1,06
EC (1985)	Esférico	0,0079	0,1978	44,6	0,815	3,99%	0,00	1,03

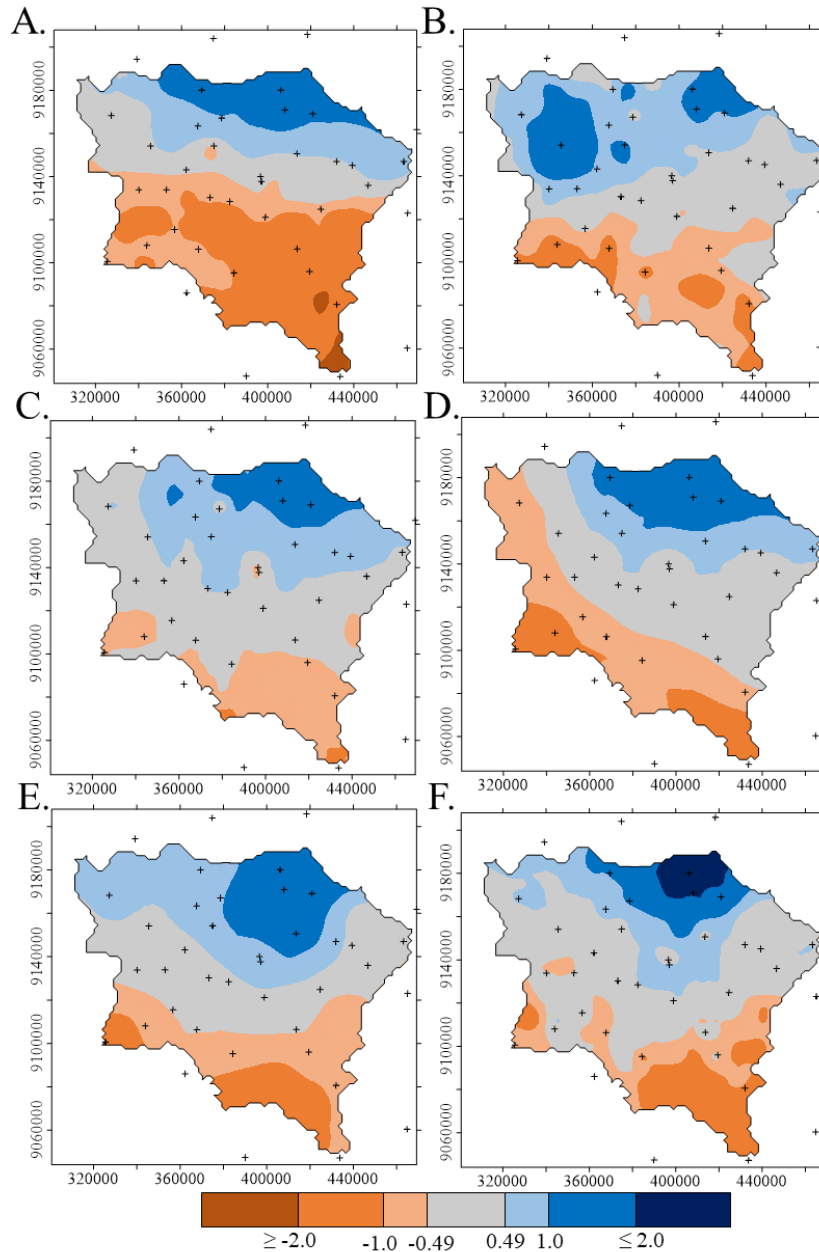
Onde: ES = extremamente seco, SS = severamente seco, MS = moderadamente seco, N = normal, MC = moderadamente chuvoso, SC = severamente chuvoso, M = média, DP = desvio padrão.

O SPI apresentou uma estrutura de dependência espacial com alcances variando de 44,6 km (ano EC) a 81,3 km (ano MS), semelhante à análise anterior com dados pluviométricos. Os modelos que melhor se ajustaram aos semivariogramas foram: esférico (anos ES, SS e EC), gaussiano (N e MC) e exponencial (MS). A relação entre o efeito pepita e o patamar dos semivariogramas variou de 3,99% (EC) a 24,86% (N); mostrando uma forte dependência espacial para todos os anos analisados, segundo classificação de Cambardella et al. (1994). Os coeficientes de determinação (R²) de ajuste dos modelos foram elevados, com mínimo de 0,658 (N) e máximo de 0,874 (MC), também semelhante aos resultados obtidos anteriormente, com os dados pluviométricos. Além disso, os modelos de semivariogramas foram validados pelo método Jack-Knifing (Tabela 7).

3.5. Krigagem do SPI

A partir dos mapas de krigagem do SPI (Figura 8), pode-se observar que para todas as classificações do SPI analisadas, as chuvas de menor intensidade ocorreram no sul da bacia do rio Brígida, onde também se encontram as menores altitudes (Figura 1).

Figura 8. Mapas de krigagem ordinária (KO) para o SPI em anos extremamente seco (1993) (A), severamente seco (1983) (B), moderadamente seco (2017) (C), normal (2014) (D), moderadamente chuvoso (2004) (E) e extremamente chuvoso (1985) (F)



Mesmo em ano extremamente seco (A), severamente seco (B) e moderadamente seco (C), os maiores valores de SPI são observados no norte da bacia hidrográfica, área de maior altitude, onde o clima da região é Aw (clima tropical com inverno seco), corroborando com estudo realizado por Santos et al. (2017b), estimando a evapotranspiração real (ET_r) na bacia do rio Brígida, comparando os anos de 1990 (ano seco) e 2009 (ano chuvoso), constataram que as áreas com maiores altitudes, localizadas na parte norte da bacia, apresentaram maiores áreas

de cobertura vegetal, além de valores baixos de temperatura superficial e albedo e valores elevados de NDVI (Índice de Vegetação por Diferença Normalizada), SAVI (Índice de Vegetação Ajustado ao Solo), IAF (Índice de Área Foliar) e ETr (Evapotranspiração real) para o dois anos analisados. apresentando, portanto, um padrão espacial bem definido para tais variáveis na bacia.

Outro fator extremamente importante que contribui para a redução da precipitação é a antropização das áreas vegetadas do bioma Caatinga, conforme relatado por Silva et al. (2021b). Os autores encontraram uma redução na precipitação para uma área desmatada em comparação com uma região de vegetação nativa da Caatinga não-desmatada, na bacia do rio Pajeú, Brasil. De acordo com Panday et al. (2015), a ocorrência simultânea de desmatamento associado à variabilidade climática tem promovido impactos significativos no balanço hídrico da bacia do Xingu, Brasil, onde a remoção de vegetação nativa reduziu significativamente as chuvas na bacia. Na bacia do rio Brígida, Galvêncio et al. (2007) constataram que 57,32% da área da bacia é antropizada e que a distribuição espacial das chuvas é fortemente influenciada pelo relevo. Assim, percebe-se que a bacia necessita de ações integradas de manejo, visando uma gestão adequada dos recursos hídricos.

3.6. SGS do SPI

Utilizando a técnica de Simulação Gaussiana Sequencial (SGS), os modelos ajustados também foram utilizados na produção de mapas das classificações do SPI com diferentes quantidades de realizações – 10, 100 e 1000 (Figuras 9, 10 e 11, respectivamente). Pode-se verificar que os municípios de Ouricuri, Parnamirim, Orocó e o norte dos municípios de Santa Maria da Boa Vista, Santa Cruz e Santa Filomena são os que mais sofrem com déficit hídrico para todos os anos analisados, e classificados pelo SPI.

Figura 9. Mapas de Simulação Gaussiana Sequencial (SGS) para o SPI com 10 realizações em anos extremamente seco (1993) (A), severamente seco (1983) (B), moderadamente seco (2017) (C), normal (2014) (D), moderadamente chuvoso (2004) (E) e extremamente chuvoso (1985) (F)

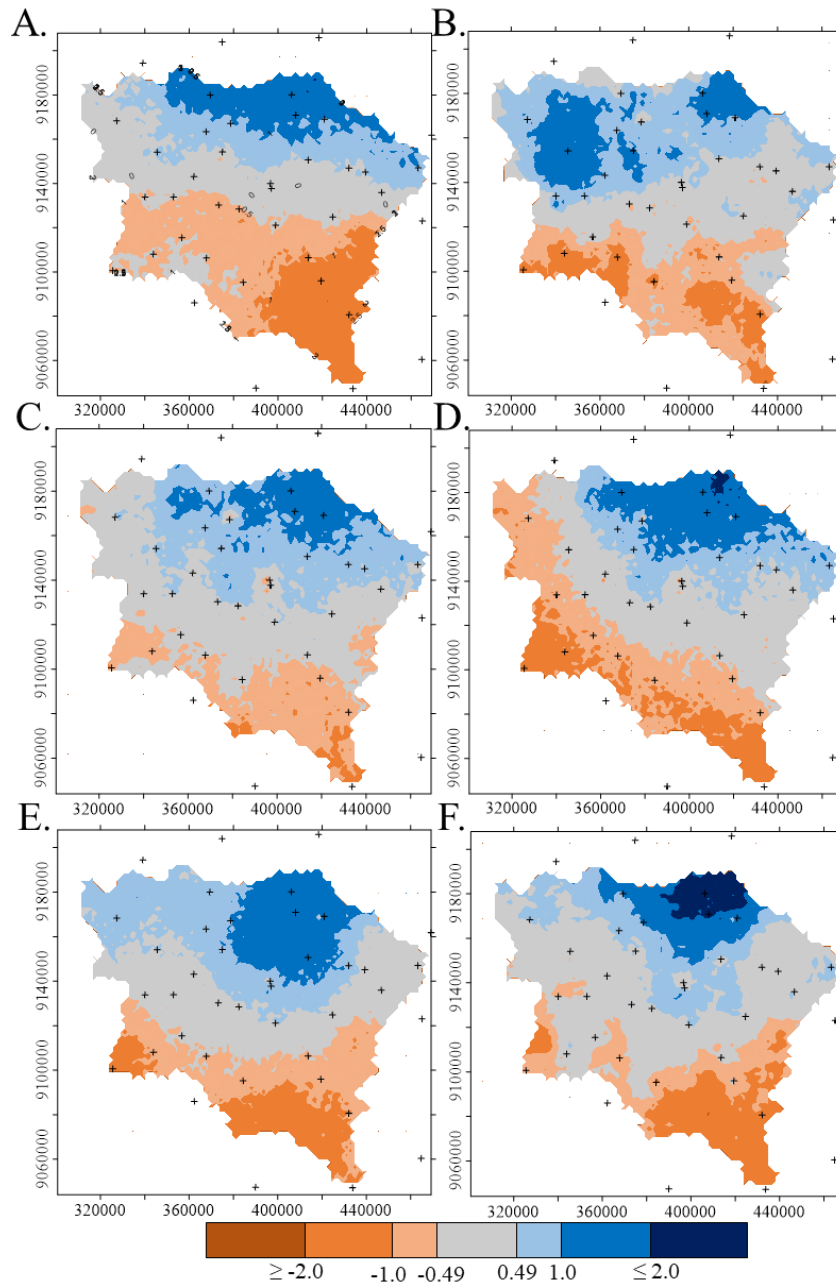


Figura 10. Mapas de Simulação Gaussiana Sequencial (SGS) para o SPI com 100 realizações em anos extremamente seco (1993) (A), severamente seco (1983) (B), moderadamente seco (2017) (C), normal (2014) (D), moderadamente chuvoso (2004) (E) e extremamente chuvoso (1985) (F)

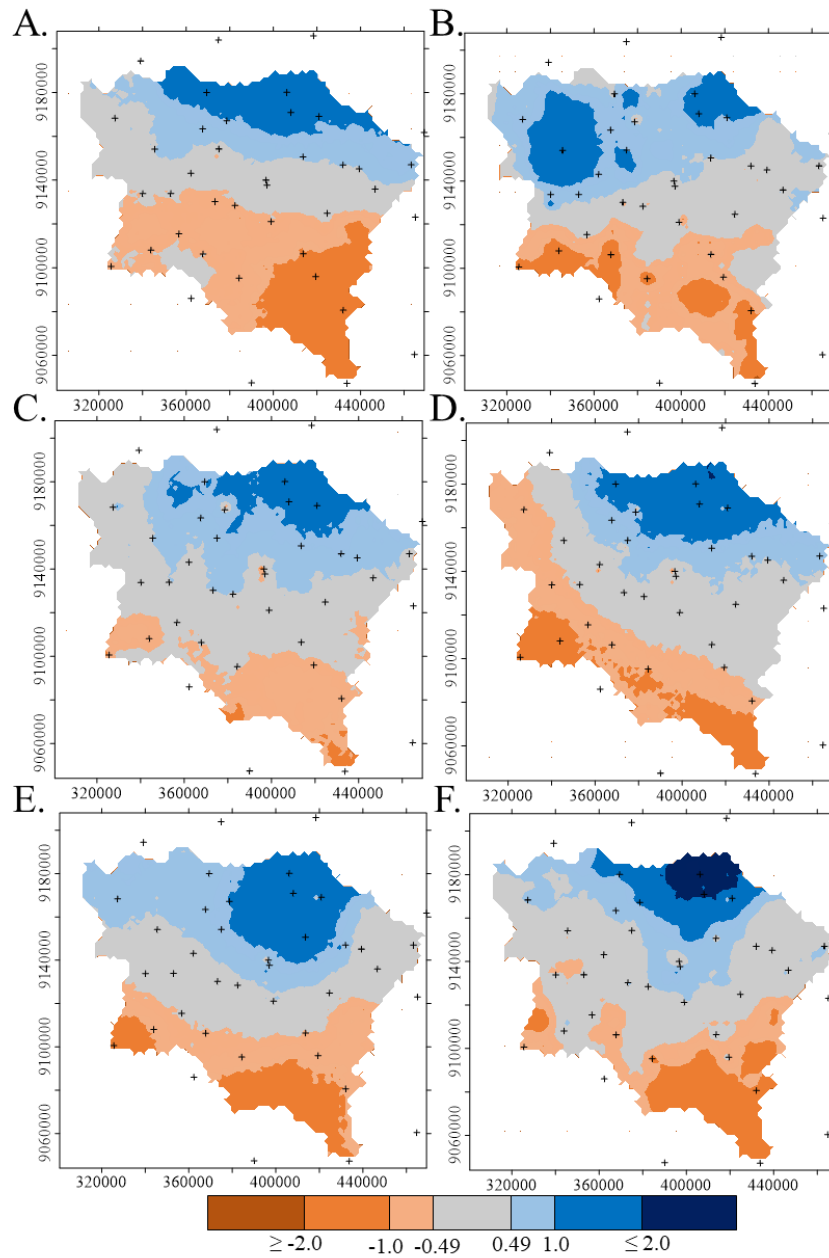
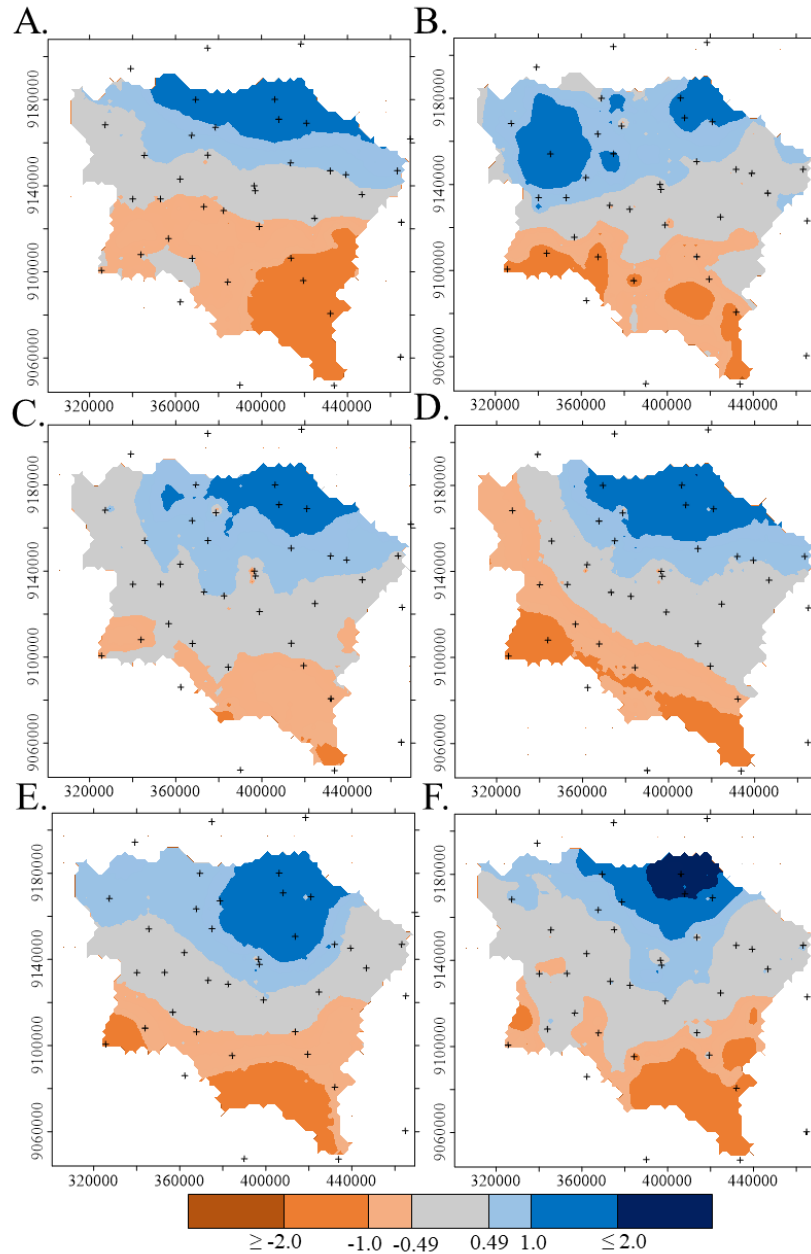


Figura 11. Mapas de Simulação Gaussiana Sequencial (SGS) para o SPI com 1000 realizações em anos extremamente seco (1993) (A), severamente seco (1983) (B), moderadamente seco (2017) (C), normal (2014) (D), moderadamente chuvoso (2004) (E) e extremamente chuvoso (1985) (F)



As diferentes realizações foram produzidas com caminhos aleatórios distintos, que são determinados pela semente do número aleatório, onde cada realização tem a mesma probabilidade de ser produzida. Quando o número de realizações é aumentado os mapas da SGS tendem a ficar estáveis (com baixa melhoria), logo, 100 realizações já pode ser adotado como um critério de parada, reduzindo o esforço computacional, como em Bai & Tahmasebi (2022) e Pereira et al. (2015). Além disso, pelos mapas da SGS, também há semelhanças significativas

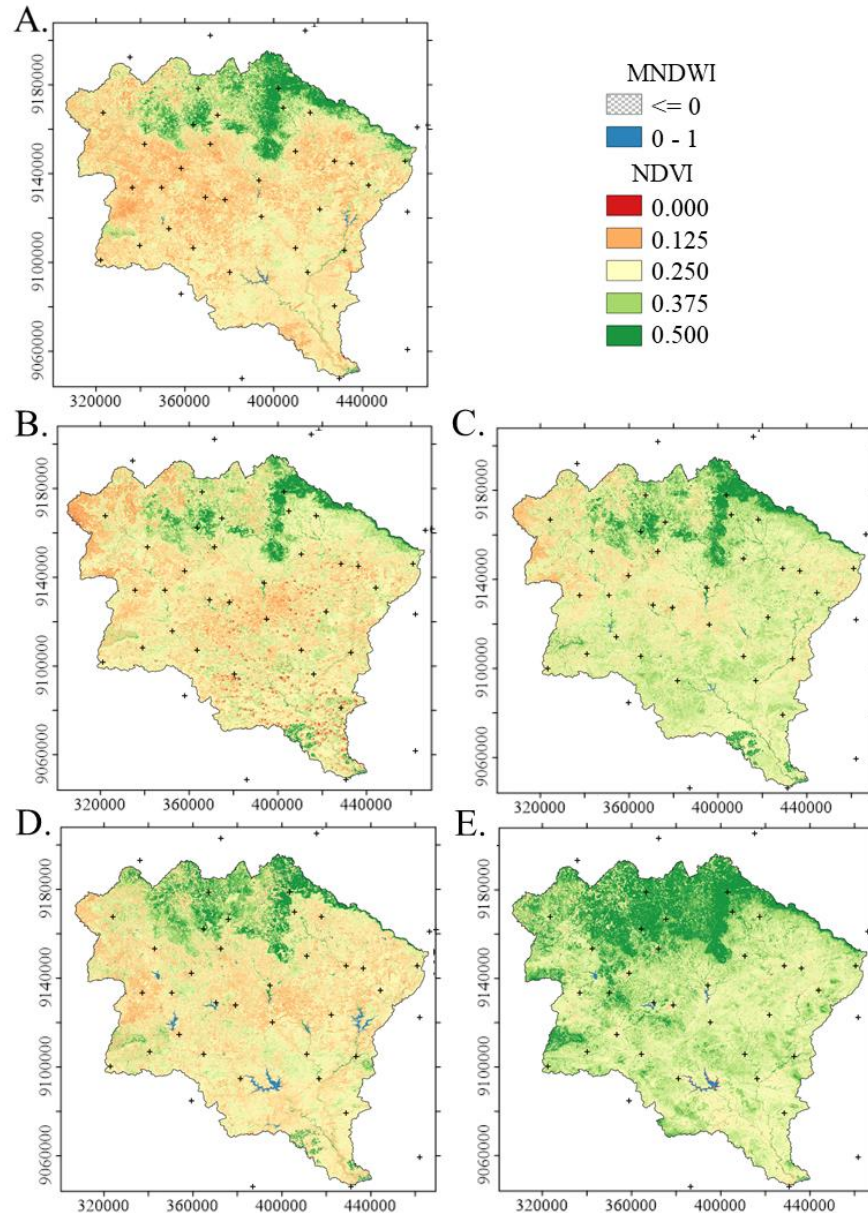
com os mapas de krigagem ordinária (KO). Assim, os mapas da SGS utilizando dados CHIRPS produziram resultados consistentes com baixas incertezas.

Por meio de modelagem espacial via mapas de Krigagem ordinária (KO) e Simulação Gaussiana Sequencial (SGS) foi possível caracterizar a dinâmica espacial das chuvas em diferentes regimes pluviométricos da Bacia do rio Brígida, semiárido do Nordeste do Brasil (NEB). Esses resultados corroboram os de Pereira et al. (2015), ao quantificarem e mapearem a distribuição espacial e a incerteza do teor de cálcio (Ca) no solo em uma área de cana-de-açúcar por meio de técnicas geoestatísticas, principalmente Krigagem ordinária e simulações estocásticas (entre elas a SGS). Os autores constataram que a técnica de Krigagem não reproduziu satisfatoriamente as estatísticas globais dos dados de Ca, enquanto a Simulação Gaussiana Sequencial permitiu uma reprodução adequada do padrão de variabilidade espacial. Além disso, de acordo com Bai & Tahmasebi (2022), assim como outros estimadores, a Krigagem ordinária (método determinístico) causa um efeito de suavização, ou seja, tende a superestimar pequenos valores e subestimar os grandes, limitando sua aplicação à avaliação de incertezas em algumas situações.

3.7. Análise de índices biofísicos

Nos mapas do NDVI e MNDWI para os anos MC e EC (Figuras 12D e 12E) é possível identificar dois reservatórios na região centro-oeste e centro-sul da bacia, que são: o Reservatório de Entremontes (capacidade de 339,33 hm³, construído em 1982) e Reservatório Chapéu (capacidade de 188 hm³, construído em 1936). Esses reservatórios são essenciais para o abastecimento doméstico, atividades agrícolas e dessedentação animal (AGÊNCIA NACIONAL DE ÁGUAS, 2016a, 2016b).

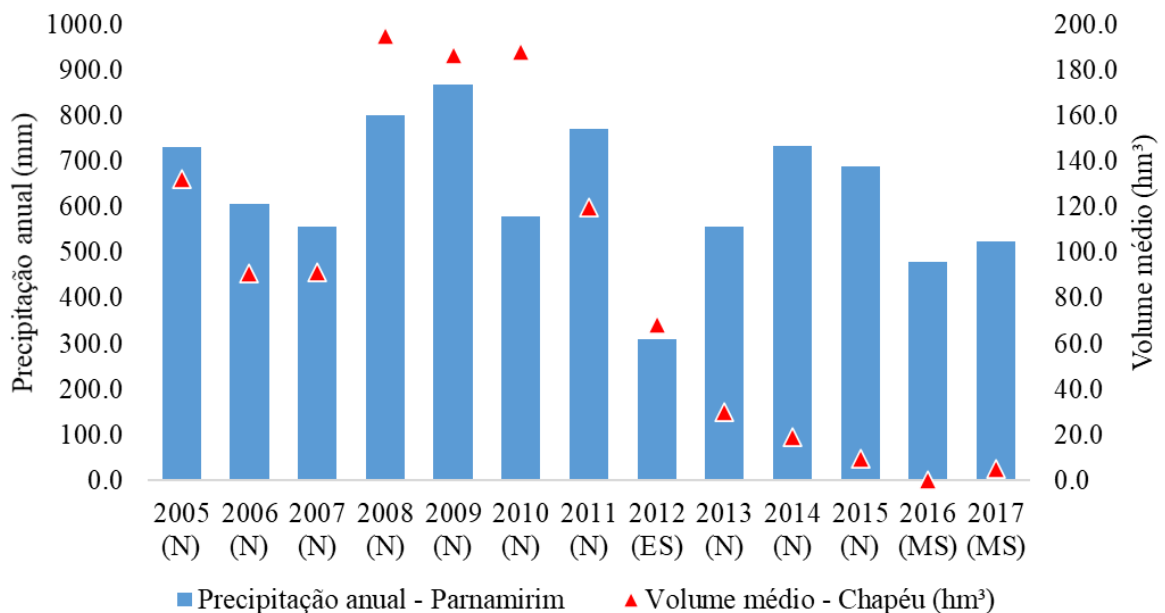
Figura 12. Mapas do Índice de Diferença Normalizada da Água Modificado (MNDWI) em conjunto com o Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI) em anos extremamente seco (1993) (A), moderadamente seco (2017) (B), normal (2014) (C), moderadamente chuvoso (2004) (D) e extremamente chuvoso (1985) (E)



O número de corpos d'água (coloração azulada) nos mapas dos anos ES, MS e N é baixo (Figura 12), pois o armazenamento do reservatório é fortemente dependente do regime de chuvas e também da alocação do uso da água para diferentes usos múltiplos. Deve-se destacar que o regime hidrológico do fluxo fluvial é tipicamente intermitente (temporário) e, portanto, em períodos de seca o fluxo fluvial é interrompido até a estação chuvosa seguinte (ARAÚJO; MAMEDE; LIMA, 2018). Conforme dados observados do volume médio anual

armazenado no reservatório Chapéu e fornecidos pela Agência Pernambucana de Águas e Clima (APAC), Figura 13, de 2013 a 2017, após sete anos N consecutivos e um ano ES, mesmo com alta precipitação anual medida no pluviômetro mais próximo do reservatório (Parnamirim, ID 29), seu volume médio anual armazenado foi muito menor nos últimos anos, correspondendo a 16,1; 10,1; 5,1; 0,1 e 2,6% de sua capacidade, respectivamente. Tal comportamento é fortemente dependente das grandes quantidades de água alocadas para irrigação.

Figura 13. Relação entre a precipitação anual do pluviômetro de Parnamirim (ID 29) e o volume médio anual armazenado do reservatório Chapéu



Em relação à área total da bacia (13495,73 km²), 11,3, 9,0, 13,2, 11,8 e 31,2% estavam cobertos por vegetação de Caatinga arbórea, considerando NDVI maior ou igual a 0,375, para os anos ES (1993), MS (2017), N (2014), MC (2004) e EC (1985), respectivamente. Ressalta-se que ocorreu maiores áreas de cobertura vegetal em 1993 (ES), mesmo sendo um ano extremamente seco, do que em 2017 (MS), indicando um aumento da degradação ambiental que pode estar associada à seca severa e intensa de 2011-2016 no nordeste do Brasil, além desses anos apresentam poucas áreas de corpos d'água (coloração azulada nos mapas), pois essas condições afetam reservatórios, rios e lagos, e consequentemente, a presença de um forte déficit hídrico. Tais resultados corroboram com os estudos de Marengo et al. (2018), que avaliaram os aspectos climatológicos das secas ocorridas no semiárido do Nordeste brasileiro, e também concluíram que as condições do evento *La Niña* em 2013 não foram suficientes para atenuar as condições de seca estabelecidas anos antes, e o *El Niño* em 2015 piorou as condições

de seca nos anos posteriores. Resultados semelhantes também foram obtidos nos estudos de Brito et al. (2017), ao avaliarem quantitativamente os eventos de seca ocorridos no semiárido do NEB entre 1981-2016, e constataram que as secas de 2011 a 2016 foram mais frequentes, severas e afetaram uma área maior com impactos significativos para a população, bem como para as atividades econômicas. Além disso, os resultados também corroboram com Cunha et al. (2017), ao relatar que, diferentemente dos demais eventos de seca ocorridos no NEB, o de 2012-2013 persistiu por 6 anos (até 2017). Uma das observações de que as áreas do ano de 2004 (MC) terem sido menores que as de 2014 (N) pode ser devido às áreas menores correspondentes à agropecuária devido ao abandono de áreas agrícolas de 2000 a 2009 no semiárido de Pernambuco, influenciando na expansão das áreas de solo exposto com vegetação baixa e atrofiada, conforme encontrado por Silva et al. (2020c), estudando as mudanças causadas pelas atividades agropecuárias no município de Capoeiras/PE, semiárido pernambucano, Nordeste do Brasil. Santos et al. (2017b) também observaram redução para a cobertura vegetal na análise temporal e espacial comparando os anos de 1990 e 2009.

Ao norte da bacia, onde está localizada a Chapada do Araripe (altitude mais elevada), evidenciada nos mapas de KO para precipitação, é uma região de maior variabilidade espacial da precipitação, na qual, é verificado pelos mapas de NDVI maior densidade de vegetação, influenciando, assim, na distribuição das chuvas. Galvêncio et al. (2007) em seus estudos na bacia do rio Brígida, também constataram que a distribuição espacial das chuvas é influenciada pela altitude. Pressupõe-se que valores de NDVI entre 0 e 0,250 correspondem a áreas mais suscetíveis à degradação, pois apresentam áreas com solo exposto e vegetação herbácea-graminóide, devido à baixa resiliência da vegetação nativa em períodos mais secos. Resultados semelhantes foram observados por Tomasella et al. (2018), que monitoraram áreas degradadas no Nordeste do Brasil de 2000 a 2016 e constataram que os valores de NDVI variando de 0 a 0,30 estavam principalmente associados a solo exposto e vegetação herbáceo-graminóide e uma densidade muito baixa de subarbustos. Silva et al. (2020c) também encontraram resultados semelhantes ao obter este tipo de vegetação e solo exposto em valores de NDVI entre 0,001 e 0,264.

Os resultados alcançados neste estudo destacam as técnicas potenciais de interpolação espacial e tratamento de dados de precipitação, bem como subsidiam a gestão de políticas públicas para bacias hidrográficas em nível nacional e internacional, possibilitando a caracterização das bacias hidrográficas e possíveis técnicas de manejo e gestão da água.

4. CONCLUSÕES

O desempenho dos dados de precipitação estimados pelo CHIRPS para capturar os padrões de chuva e seca foi adequado. Dentre os semivariogramas estabelecidos e validados, o modelo esférico foi o que melhor se ajustou ao conjunto de dados utilizado. A altitude está diretamente relacionada ao índice pluviométrico na Bacia do Rio Brígida.

A utilização da técnica de Simulação Gaussiana Sequencial (SGS) permitiu comprovar as baixas incertezas dos dados CHIRPS, devido a sua melhor reprodução da variabilidade espacial da precipitação anual e grande similaridade em comparação com a técnica de Krigagem ordinária. Além disso, sugere-se a adoção de 100 realizações como critério de parada, reduzindo o esforço computacional na simulação. A aplicabilidade da SGS torna-se fundamental para o tratamento dos dados pluviométricos.

A determinação da precipitação por meio de dados estimados, o mapeamento da precipitação anual e a utilização do Índice Padronizado de Precipitação (SPI) para monitoramento de secas por interpolação geoestatística mostrou-se uma ferramenta barata e eficaz, fornecendo informações fundamentais para simulações hidrológicas nas regiões semiáridas do Brasil e possibilitando diagnosticar a densidade da rede pluviométrica na bacia e estimar a precipitação, reproduzindo satisfatoriamente o comportamento estatístico do fenômeno.

A dinâmica da cobertura vegetal e das feições hídricas da bacia do rio Brígida foi identificada para diferentes regimes pluviométricos ao longo da série temporal de 55 anos pelo Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI) e Índice da Diferença Normalizada de Água Modificado (MNDWI), que indicam degradação ambiental associada à seca severa de 2012-2013. A análise espaço-temporal dos índices promoveu a identificação das regiões que mais e menos sofrem com a seca intensa, alertando para medidas de controle para monitoramento e redução dos impactos e suscetibilidade à desertificação do solo nas regiões semiáridas do Nordeste brasileiro.

REFERÊNCIAS

AGÊNCIA NACIONAL DE ÁGUAS. **Reservatórios do semiárido brasileiro**: hidrologia, balanço hídrico e operação – Reservatório Chapéu. Recife: APAC, 2016a. Disponível em: http://portal1.snirh.gov.br/arquivos/semiario/204res/SF_Chap%C3%A9u.pdf. Acesso em: 01 fev. 2021.

AGÊNCIA NACIONAL DE ÁGUAS. **Reservatórios do semiárido brasileiro**: hidrologia, balanço hídrico e operação – Reservatório Entremontes. Recife: APAC, 2016b. Disponível em: http://portal1.snirh.gov.br/arquivos/semiariado/204res/SF_Entremontes.pdf. Acesso em: 01 fev. 2021.

AGÊNCIA PERNAMBUCANA DE ÁGUAS E CLIMA. **Coordenadas das estações pluviométricas do Estado de Pernambuco**. Recife: APAC, 2021. Disponível em: <http://old.apac.pe.gov.br/meteorologia/coordenadas/index.html>. Acesso em: 16 jun. 2021.

AGÊNCIA PERNAMBUCANA DE ÁGUAS E CLIMA. **Relatório de situação de recursos hídricos do Estado de Pernambuco 2011/2012**. Recife: APAC, 2013. Disponível em: <https://www.lai.pe.gov.br/apac/wp-content>. Acesso em: 16 jun. 2021.

ALVARES, C. A.; STAPE, J. L.; SENTELHAS, P. C.; GONÇALVES, J. L. Mo.; SPAROVEK, G. Köppen's climate classification map for Brazil. **Meteorologische Zeitschrift**, v. 22, n. 6, p. 711-728, 2013. <https://doi.org/10.1127/0941-2948/2013/0507>.

ARAÚJO, H. L.; MONTENEGRO, A. A. A.; LOPES, I.; CARVALHO, A. A.; SILVA, E. C.; GONÇALVES, G. E. Espacialização da precipitação na Bacia Hidrográfica do Rio Brígida no semiárido de Pernambuco. **Revista Brasileira de Geografia Física**, v. 13, n. 1, p. 391, 2020. <http://dx.doi.org/10.26848/rbgf.v13.1.p391-405>.

ARAÚJO, J.; MAMEDE, G.; LIMA, B. Hydrological Guidelines for Reservoir Operation to Enhance Water Governance: application to the brazilian semiarid region. **Water**, v. 10, n. 11, p. 1628, 2018. <http://dx.doi.org/10.3390/w10111628>.

BAI, T.; TAHMASEBI, P. Sequential Gaussian simulation for geosystems modeling: a machine learning approach. **Geoscience Frontiers**, v. 13, n. 1, p. 1-14, 2022. <http://dx.doi.org/10.1016/j.gsf.2021.101258>.

BECK, H. E.; ZIMMERMANN, N. E.; MCVICAR, T. R.; VERGOPOLAN, N.; BERG, A.; WOOD, E. F. Present and future Köppen-Geiger climate classification maps at 1-km resolution. **Scientific Data**, v. 5, n. 1, p. 1-12, 2018. <http://dx.doi.org/10.1038/sdata.2018.214>.

BRASIL NETO, R. M.; SANTOS, C. A. G.; SILVA, J. F. C. B. C.; SILVA, R. M.; SANTOS, C. A. C.; MISHRA, M. Evaluation of the TRMM product for monitoring drought over Paraíba State, northeastern Brazil: a trend analysis. **Scientific Reports**, v. 11, n. 1, p. 1-18, 2021. <http://dx.doi.org/10.1038/s41598-020-80026-5>.

BRITO, S. S. B.; CUNHA, A. P. M. A.; CUNNINGHAM, C. C.; ALVALÁ, R. C.; MARENGO, J. A.; CARVALHO, M. A. Frequency, duration and severity of drought in the

Semi-arid Northeast Brazil region. **International Journal of Climatology**, v. 38, n. 2, p. 517-529, 2017. <http://dx.doi.org/10.1002/joc.5225>.

CAMBARDELLA, C. A.; MOORMAN, T. B.; NOVAK, J. M.; PARKIN, T. B.; KARLEN, D. L.; TURCO, R. F.; KONOPKA, A. E. Field-Scale Variability of Soil Properties in Central Iowa Soils. **Soil Science Society of America Journal**, v. 58, n. 5, p. 1501-1511, 1994. <http://dx.doi.org/10.2136/sssaj1994.03615995005800050033x>.

CARVALHO, A. A.; MONTENEGRO, A. A. A.; SILVA, H. P.; LOPES, I.; MORAIS, J. E. F.; SILVA, T. G. F. Trends of rainfall and temperature in Northeast Brazil. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v. 24, n. 1, p. 15-23, 2020. <http://dx.doi.org/10.1590/1807-1929/agriambi.v24n1p15-23>.

CRISTIANO, E.; VELDHUIS, M. C. T.; GIESEN, N. Spatial and temporal variability of rainfall and their effects on hydrological response in urban areas – a review. **Hydrology And Earth System Sciences**, v. 21, n. 7, p. 3859-3878, 2017. <http://dx.doi.org/10.5194/hess-21-3859-2017>.

CUNHA, A. P. M. A.; TOMASELLA, J.; RIBEIRO-NETO, G. G.; BROWN, M.; GARCIA, S. R.; BRITO, S. B.; CARVALHO, M. A. Changes in the spatial-temporal patterns of droughts in the Brazilian Northeast. **Atmospheric Science Letters**, v. 19, n. 10, p. 1-8, 2018. <http://dx.doi.org/10.1002/asl.855>.

DEUTSCH, C. V.; JOURNEL, A. G. **GSLIB**: geostatistical software library and user's guide. New York: Oxford University Press, 1998. 369p.

EMPRESA BRASILEIRA DE PESQUISA AGROPECUÁRIA. **ZAPE - Mapa de reconhecimento de baixa e média intensidade de solos do estado de Pernambuco**. 2018. Disponível em: http://geoinfo.cnps.embrapa.br/layers/geonode%3Asolo_pernambuco_wgs84#more. Acesso em: 10 jun. 2021.

GALVÍNCIO, J. D., SÁ, I. I. S., MOURA, M. S. B., RIBEIRO, J. G. Determinação das características físicas, climáticas e da paisagem da bacia hidrográfica do rio Brigida com o auxílio de técnicas de geoprocessamento e sensoriamento remoto. **Revista de Geografia**, v. 24, n. 2, p. 83-96, 2007.

GOLDEN SOFTWARE. **Surfer for Windows Version 9.0**. Colorado: Golden, 2010. 66p.

GOOGLE EARTH ENGINE. **Google Earth Engine**. [S.l.] Disponível em: <https://earthengine.google.com/>. Acesso em: 10 mai. 2021.

- GOOVAERTS, P. Geostatistical modelling of uncertainty in soil science. **Geoderma**, v. 103, n. 1-2, p. 3-26, 2001. [http://dx.doi.org/10.1016/s0016-7061\(01\)00067-2](http://dx.doi.org/10.1016/s0016-7061(01)00067-2).
- GOOVAERTS, P. **Geostatistics for natural resources evaluation**. New York: Oxford University Press, 1997. 483p.
- HENGL, T.; WALSH, M. G.; SANDERMAN, J.; WHEELER, I.; HARRISON, S. P.; PRENTICE, I. C. Global mapping of potential natural vegetation: an assessment of machine learning algorithms for estimating land potential. **Peerj**, v. 6, p. 5457-5467, 22 ago. 2018. <http://dx.doi.org/10.7717/peerj.5457>.
- HOAGLIN, D. C.; MOSTELLER, F.; TUKEY, J. W. **Understanding robust and exploratory data analysis**. New York: Wiley, 1983.
- INSTITUTO DE PESQUISA ECONÔMICA APLICADA. **Transposição do rio São Francisco: análise de oportunidade do projeto**. Rio de Janeiro: IPEA, 2011.
- INSTITUTO NACIONAL DE METEOROLOGIA. **Normais climatológicas**. [S.l.]. Disponível em: <https://clima.inmet.gov.br/GraficosClimatologicos/>. Acesso em: 10 jun. 2021.
- JOURNEL, A. G. **Fundamentals of geostatistics in five lessons**. Washington: American Geophysical Union, 1989. 57p.
- JOURNEL, A. G.; HUIJBREGTS, C. J. **Mining Geostatistics**. Londres: Academic Press, 1978. 600p.
- JULIANI, B.; OKAWA, C. Application of a Standardized Precipitation Index for Meteorological Drought Analysis of the Semi-Arid Climate Influence in Minas Gerais, Brazil. **Hydrology**, v. 4, n. 2, p. 1-21, 2017. <http://dx.doi.org/10.3390/hydrology4020026>.
- KIM, J.; LEE, J.; KIM, D.; KANG, B. The role of rainfall spatial variability in estimating areal reduction factors. **Journal of Hydrology**, v. 568, p. 416-426, 2019. <http://dx.doi.org/10.1016/j.jhydrol.2018.11.014>.
- LANDIM, P. M. B. **GEOEAS: um exemplo de aplicação em análise geoestatística**. São Paulo: UNESP, 2003.
- MARENGO, J. A.; ALVES, L. M.; ALVALA, 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. 21, p. 1973-1985, 2018. <http://dx.doi.org/10.1590/0001-3765201720170206>.
- MARIANO, D. A.; SANTOS, C. A. C.; WARDLOW, B. D.; ANDERSON, M. C.; SCHILTMAYER, A. V.; TADESSE, T.; SVOBODA, M. D. Use of remote sensing indicators to assess effects of drought and human-induced land degradation on ecosystem health in

- Northeastern Brazil. **Remote Sensing of Environment**, v. 213, p. 129-143, 2018. <http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2018.04.048>.
- MCKEE, T. B.; DOESKEN, N. J.; KLEIST, J. The relationship of drought frequency and duration to time scales. Anaheim: American Meteorological Society, 1993. 5p. Disponível em: https://www.droughtmanagement.info/literature/AMS_Relationship_Drought_Frequency_Duration_Time_Scales_1993.pdf. Acesso em: 10 jun. 2021.
- MEDAUAR, C. C.; SILVA, S. A.; CARVALHO, L. C. C.; GALVÃO, Í. M.; MACÊDO, P. V. Spatial-temporal variability of rainfall and mean air temperature for the state of Bahia, Brazil. **Anais da Academia Brasileira de Ciências**, v. 92, n. 1, p. 4-13, 2020. <http://dx.doi.org/10.1590/0001-3765202020181283>.
- MEDEIROS, E. S.; LIMA, R. R.; OLINDA, R. A.; SANTOS, C. A. C. Modeling Spatiotemporal Rainfall Variability in Paraíba, Brazil. **Water**, v. 11, n. 9, p. 1843, 2019. <http://dx.doi.org/10.3390/w11091843>.
- MÉNDEZ-VENEGAS, J.; HERRERA, G. S.; DÍAZ-VIERA, M. A.; VALDÉS-MANZANILLA, A. Geostatistical simulation of spatial variability of convective storms in Mexico City Valley. **Geofísica Internacional**, v. 52, n. 2, p. 111-120, 2013. [http://dx.doi.org/10.1016/s0016-7169\(13\)71466-1](http://dx.doi.org/10.1016/s0016-7169(13)71466-1).
- MONTENEGRO, A.; RAGAB, R. Hydrological response of a Brazilian semi-arid catchment to different land use and climate change scenarios: a modelling study. **Hydrological Processes**, v. 24, n. 19, p. 2705-2723, 2010. <http://dx.doi.org/10.1002/hyp.7825>.
- MUTIGA, J. K.; SU, Z.; WOLDAI, T. Using satellite remote sensing to assess evapotranspiration: case study of the Upper Ewaso Ng'iro North Basin, Kenya. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v. 12, p. 100-108, 2010. <http://dx.doi.org/10.1016/j.jag.2009.09.012>.
- PANDAY, P. K.; COE, M. T.; MACEDO, M. N.; LEFEBVRE, P.; CASTANHO, A. D. A. Deforestation offsets water balance changes due to climate variability in the Xingu River in eastern Amazonia. **Journal of Hydrology**, v. 523, p. 822-829, 2015. <http://dx.doi.org/10.1016/j.jhydrol.2015.02.018>.
- 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. <http://dx.doi.org/10.1016/j.jaridenv.2016.12.009>.
- PEÑA-ANGULO, D.; NADAL-ROMERO, E.; GONZÁLEZ-HIDALGO, J.C.; ALBALADEJO, J.; ANDREU, V.; BAGARELLO, V.; BARHI, H.; BATALLA, R.J.;

- BERNAL, S.; BIENES, R. Spatial variability of the relationships of runoff and sediment yield with weather types throughout the Mediterranean basin. **Journal of Hydrology**, v. 571, p. 390-405, 2019. <http://dx.doi.org/10.1016/j.jhydrol.2019.01.059>.
- PEÑA-ANGULO, D.; NADAL-ROMERO, E.; GONZÁLEZ-HIDALGO, J.C.; ALBALADEJO, J.; ANDREU, V.; BAHRI, H.; BERNAL, S.; BIDDOCCU, M.; BIENES, R.; CAMPO, J. Relationship of Weather Types on the Seasonal and Spatial Variability of Rainfall, Runoff, and Sediment Yield in the Western Mediterranean Basin. **Atmosphere**, v. 11, n. 6, p. 609, 2020. <http://dx.doi.org/10.3390/atmos11060609>.
- PEREIRA, G. T.; TEIXEIRA, D. D. B.; SOUZA, Z. M.; OLIVEIRA, I. R.; MARQUES, J. Stochastic simulations of calcium contents in sugarcane area. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v. 19, n. 8, p. 767-772, 2015. <http://dx.doi.org/10.1590/1807-1929/agriambi.v19n8p767-772>.
- RODRIGUES, D. T.; GONÇALVES, W. A.; SPYRIDES, M. H. C.; SILVA, C. M. S. Spatial and temporal assessment of the extreme and daily precipitation of the Tropical Rainfall Measuring Mission satellite in Northeast Brazil. **International Journal of Remote Sensing**, v. 41, n. 2, p. 549-572, 2019. <http://dx.doi.org/10.1080/01431161.2019.1643940>.
- ROUSE, J. W.; HAAS, R. H.; SCHELL, J. A.; DEERING, D. W.; HARLAN, J. C. **Monitoring the vernal advancement of retrogradation of natural vegetation**. Greenbelt: National Aerospace Spatial Administration, 1973. 371p.
- SANTOS, C. A. G.; BRASIL NETO, R. M.; PASSOS, J. S. A.; SILVA, R. M. Drought assessment using a TRMM-derived standardized precipitation index for the upper São Francisco River basin, Brazil. **Environmental Monitoring and Assessment**, v. 189, n. 6, p. 1-32, 2017a. <http://dx.doi.org/10.1007/s10661-017-5948-9>.
- SANTOS, C. A. G.; SILVA, R. M.; SILVA, A. M.; BRASIL NETO, R. M. Estimation of evapotranspiration for different land covers in a Brazilian semi-arid region: a case study of the brígida river basin, brazil. **Journal of South American Earth Sciences**, v. 74, p. 54-66, 2017b. <http://dx.doi.org/10.1016/j.jsames.2017.01.002>.
- SANTOS, J. F. S.; NAVAL, L. P. Spatial and temporal dynamics of water footprint for soybean production in areas of recent agricultural expansion of the Brazilian savannah (Cerrado). **Journal of Cleaner Production**, v. 251, p. 119482, 2020. <http://dx.doi.org/10.1016/j.jclepro.2019.119482>.
- SILVA, J. L. B.; MOURA, G. B. A.; SILVA, M. V.; LOPES, P. M. O.; GUEDES, R. V. S.; SILVA, Ê. F. F.; ORTIZ, P. F. S.; RODRIGUES, J. A. M. Changes in the water resources, soil

use and spatial dynamics of Caatinga vegetation cover over semiarid region of the Brazilian Northeast. **Remote Sensing Applications: Society and Environment**, v. 20, p. 100372, 2020a. <http://dx.doi.org/10.1016/j.rsase.2020.100372>.

SILVA, M. V.; PANDORFI, H.; JARDIM, A. M. R. F.; OLIVEIRA-JÚNIOR, J. F.; DIVINCULA, J. S.; GIONGO, P. R.; SILVA, T. G. F.; ALMEIDA, G. L. P.; MOURA, G. B. A.; LOPES, P. M. O. Spatial modeling of rainfall patterns and groundwater on the coast of northeastern Brazil. **Urban Climate**, v. 38, p. 100911, 2021a. <http://dx.doi.org/10.1016/j.uclim.2021.100911>.

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

SILVA, R. M.; SANTOS, C. A. G.; SILVA, J. F. C. B. C.; SILVA, A. M.; BRASIL NETO, R. M. Spatial distribution and estimation of rainfall trends and erosivity in the Epitácio Pessoa reservoir catchment, Paraíba, Brazil. **Natural Hazards**, v. 102, n. 3, p. 829-849, 2020b. <http://dx.doi.org/10.1007/s11069-020-03926-9>.

SILVA, T. G. F.; QUEIROZ, M. G.; ZOLNIER, S.; SOUZA, L. S. B.; SOUZA, C. A. A.; MOURA, M. S. B.; ARAÚJO, G. G. L.; STEIDLE NETO, A. J.; SANTOS, T. S.; MELO, A. L. Soil properties and microclimate of two predominant landscapes in the Brazilian semiarid region: comparison between a seasonally dry tropical forest and a deforested area. **Soil and Tillage Research**, v. 207, p. 104852, 2021b. <http://dx.doi.org/10.1016/j.still.2020.104852>.

TOMASELLA, J.; VIEIRA, R. M. S. P.; BARBOSA, A. A.; RODRIGUEZ, D. A.; SANTANA, M. 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. <http://dx.doi.org/10.1016/j.jag.2018.06.012>.

TOTÉ, C.; PATRICIO, D.; BOOGAARD, H.; WIJNGAART, R. D.; TARNAVSKY, E.; FUNK, C. Evaluation of Satellite Rainfall Estimates for Drought and Flood Monitoring in Mozambique. **Remote Sensing**, v. 7, n. 2, p. 1758-1776, 2015. <http://dx.doi.org/10.3390/rs70201758>.

VAUCLIN, M.; VIEIRA, S. R.; VACHAUD, G.; NIELSEN, D. R. The Use of Cokriging with Limited Field Soil Observations. **Soil Science Society of America Journal**, v. 47, n. 2, p. 175-184, 1983. <http://dx.doi.org/10.2136/sssaj1983.036159950004700020001x>.

WANDERLEY, H. S.; AMORIM, R. F. C.; CARVALHO, F. O. Variabilidade espacial e preenchimento de falhas de dados pluviométricos para o estado de Alagoas. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v. 27, n. 3, p. 347-354, 2012. <http://dx.doi.org/10.1590/s0102-77862012000300009>.

WANG, G.; GERTNER, G.; SINGH, V.; SHINKAREVA, S.; PARYSOW, P.; ANDERSON, A. Spatial and temporal prediction and uncertainty of soil loss using the revised universal soil loss equation: a case study of the rainfall–runoff erosivity R factor. **Ecological Modelling**, v. 153, p. 143-155, 2002.

WARRICK, A. W.; NIELSEN, D. R. **Spatial variability of soil physical properties in the field**. In: HILLEL, D., ed. Applications of soil physics. New York: Academic Press, 1980. 350p.

WOLFF, W.; DUARTE, S. N.; FERNANDES, R. D. M. Spatialization of the annual and seasonal average precipitations in the state of Santa Catarina, Brazil. **Journal of South American Earth Sciences**, v. 103, p. 102735, 2020. <http://dx.doi.org/10.1016/j.jsames.2020.102735>.

XU, H. Modification of Normalised Difference Water Index (NDWI) to enhance open water features in remotely sensed imagery. **International Journal of Remote Sensing**, v. 27, n. 14, p. 3025-3033, 2006. <http://dx.doi.org/10.1080/01431160600589179>.

CAPÍTULO IV

CONSIDERAÇÕES FINAIS

CONSIDERAÇÕES FINAIS

Neste estudo foram obtidos resultados importantes para a gestão dos recursos hídricos no semiárido, e para o desenvolvimento de ações que visem promover a segurança hídrica.

Na bacia do rio Terra Nova foi possível verificar os impactos e influência do Projeto de Integração do rio São Francisco (PISF) na região em que está ocorrendo a liberação de suas águas, contribuindo para o aumento de áreas irrigadas. A determinação da evapotranspiração real e a classificação da vegetação a partir de técnicas de sensoriamento remoto na plataforma do *Google Earth Engine* (GEE) é uma ferramenta rápida e eficaz, possibilitando subsidiar o monitoramento e planejamento ambiental, bem como, o gerenciamento de recursos hídricos na região entre diferentes setores da sociedade e de como essas águas oriundas do PISF podem contribuir para a expansão e sustentabilidade agrícola de Pernambuco no futuro; como na bacia do rio Brígida, onde foi projetada importante obra linear de adução de águas do PISF, o Ramal de Entremontes.

Na bacia do rio Brígida verificou-se que a altitude tem grande influência na intensidade de precipitação da região e que na ausência de dados de precipitação medidos é recomendado utilizar dados do *Climate Hazards Group InfraRed Precipitation with Station* (CHIRPS) para capturar os padrões de chuva e seca. Além disso, a utilização da técnica de Simulação Gaussiana Sequencial (SGS) permitiu melhor reprodução da variabilidade espacial da precipitação anual comprovando a baixa incerteza dos dados CHIRPS, fornecendo informações fundamentais para simulações hidrológicas nas regiões semiáridas do Brasil. Sugere-se a adoção de 100 realizações como critério de parada no processamento da Simulação Gaussiana Sequencial (SGS), reduzindo o esforço computacional.

A dinâmica da cobertura vegetal e das feições hídricas da bacia do rio Brígida foi identificada para diferentes regimes pluviométricos pelo Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI) e o Índice da Diferença Normalizada de Água Modificado (MNDWI), que indicam degradação ambiental associada à seca severa de 2012-2013, além de promover a identificação das regiões que mais e menos sofrem com a seca, alertando para medidas de controle para monitoramento e redução dos impactos e suscetibilidade à desertificação do solo nas regiões semiáridas do Nordeste brasileiro.

Alguns aspectos desse estudo podem nortear pesquisas futuras principalmente no tocante ao aumento da quantidade de imagens de satélite e utilização de produtos com melhor resolução espacial, além de validações e calibrações com dados observados e correlações com

a cobertura e uso da terra. Assim como, verificação da aplicabilidade dessa metodologia em outras bacias semiáridas.