

LÍDIA DE OLIVEIRA BAHIA

**APLICAÇÃO DE DADOS DE SENSORIAMENTO REMOTO INTEGRADOS
AO SWAT PARA AVALIAÇÃO DAS DINÂMICAS HIDROLÓGICA E
BIOFÍSICA NA BACIA DO RIO SIRINHAÉM-PE**

RECIFE – PE
AGOSTO – 2024

LÍDIA DE OLIVEIRA BAHIA

**APLICAÇÃO DE DADOS DE SENSORIAMENTO REMOTO INTEGRADOS
AO SWAT PARA AVALIAÇÃO DAS DINÂMICAS HIDROLÓGICA E
BIOFÍSICA NA BACIA DO RIO SIRINHAÉM-PE**

Dissertação de Mestrado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Agrícola da Universidade Federal Rural de Pernambuco, para obtenção do título de Mestre em Engenharia Agrícola. (Área de Concentração: Engenharia de Água e Solo).

Orientador: Prof. Dr. Fabrício Marcos Oliveira
Lopes

RECIFE – PE
AGOSTO – 2024

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação
Sistema Integrado de Bibliotecas da UFRPE
Bibliotecário(a): Ana Catarina Macêdo – CRB-4 1781

B151a Bahia, Lídia de Oliveira.

Aplicação de dados de sensoriamento remoto integrados ao SWAT para avaliação das dinâmicas hidrológica e biofísica na Bacia do Rio Sirinhaém-PE / Lídia de Oliveira Bahia. - Recife, 2024.

101 f.; il.

Orientador(a): Fabrício Marcos Oliveira Lopes.

Dissertação (Mestrado) – Universidade Federal Rural de Pernambuco, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Agrícola, Recife, BR-PE, 2024.

Inclui referências.

1. Sensoriamento remoto . 2. Previsão hidrológica . 3. SAR. 4. Banco de dados geográficos 5. Sirinhaém, Rio (PE) - Mapas por sensoriamento remoto. I. Lopes, Fabrício Marcos Oliveira, orient. II. Título

CDD 630

LÍDIA DE OLIVEIRA BAHIA

**APLICAÇÃO DE DADOS DE SENSORIAMENTO REMOTO INTEGRADOS
AO SWAT PARA AVALIAÇÃO DAS DINÂMICAS HIDROLÓGICA E
BIOFÍSICA NA BACIA DO RIO SIRINHAÉM-PE**

Dissertação defendida e aprovada em 26 de agosto de 2024 pela comissão examinadora:

Orientador/Presidente da comissão:

Prof. Dr. Fabrício Marcos Oliveira Lopes (UFRPE)

Examinador interno:

Prof. Dr. Ênio Farias de França e Silva (UFRPE)

Examinadores externos:

Prof. Dra. Carolyne Wanessa Lins de Andrade Farias (UFPB)

Prof. Dra. Josiclêda Domiciano Galvêncio (UFPE)

*Para Verônica, Sérgio e Laís, que sempre
acreditaram em mim e me apoiaram
durante todos esses anos*

Dedico!

AGRADECIMENTOS

Gostaria de agradecer primeiramente a Deus, pela oportunidade de ter ingressado no programa de Pós-Graduação em Engenharia Agrícola da UFRPE e por esses anos de muito aprendizado.

Aos meus pais, Sérgio e Verônica, e minha irmã Laís, que me incentivaram a participar do processo seletivo da pós-graduação, dando todo o apoio e carinho. Sou grata pela paciência deles, sendo minha base de sustento nos momentos mais difíceis e desafiadores durante esses anos, estando sempre ao meu lado e acreditando no meu potencial. Palavras não são o suficiente para agradecer o quanto eles foram importantes durante essa jornada.

Às minhas amigas de infância Alana, Lyara, Rachel e Yasmin, pelos momentos de descontração e pelo apoio nesse período, que mesmo com os desencontros da vida, estiveram ao meu lado torcendo pelo melhor.

Ao professor Fabrício Lopes pela paciência enorme durante todo o processo da orientação, desde a elaboração do projeto até o trabalho escrito, pelo apoio e incentivo a continuidade da pesquisa, mesmo com percalços que surgiram ao longo desses anos. Graças a ele pude aprender muito e me desenvolver como pesquisadora.

À professora Carlyne, que foi de grande ajuda durante a elaboração e execução da pesquisa. Ao professor Francisco, que deu apoio a iniciativa da participação da seleção de mestrado.

Aos professores da pós-graduação pela dedicação a passar conhecimento de forma exemplar, pela ajuda e paciência pelo qual guiaram meu aprendizado. Aos meus colegas da pós-graduação, por sempre estarem dispostos a ajudar, pelo companheirismo e por compartilharem comigo tantos momentos de aprendizado durante todo o período do curso.

Ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Agrícola, pela oportunidade de realizar a pesquisa. À UFRPE, instituição a qual também me graduei, por tudo o que aprendi ao longo desses anos que, com toda certeza, mudaram a forma de como eu enxergo o mundo.

E, finalmente, mas não menos importante, a Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES), pela concessão da bolsa de estudos, que graças a ela foi possível me dedicar de forma exclusiva a pesquisa.

“Por vezes sentimos que aquilo que fazemos não é senão uma gota de água no mar, mas o mar seria menor se lhe faltasse uma gota.”

Madre Teresa de Calcutá

Bahia, Lídia de Oliveira. **Aplicação de dados de sensoriamento remoto integrados ao SWAT para avaliação das dinâmicas hidrológica e biofísica na Bacia do Rio Sirinhaém - PE.** 2024. 101f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Agrícola) – Universidade Federal Rural de Pernambuco, Recife.

RESUMO

A bacia do Rio Sirinhaém (BHRS), localizada na mata sul de Pernambuco, é uma das principais bacias litorâneas do estado devido à sua contribuição para a produção de cana-de-açúcar. Com as alterações climáticas, a região se torna mais propensa a eventos extremos, pois há uma tendência de ocorrência de dias mais úmidos consecutivos, favorecendo chuvas intensas, o que contribui para a erosão do solo e o aumento do nível da água nos rios. Assim, o presente trabalho teve como objetivo avaliar a dinâmica hidrológica e biofísica da bacia do Rio Sirinhaém usando o SWAT (*Soil and Water Assessment Tool*) e dados dos satélites Sentinel-1 (S1) e Sentinel-2 (S2), além de dados de reanálise do CHIRPS e ERA5-Land. Os dados de reanálise foram validados para a classificação dos anos pelo método dos quantis e utilizados como dados de entrada para o modelo SWAT, enquanto os produtos do S1 e S2 foram utilizados para avaliar os parâmetros biofísicos da bacia (DpRVic para o Sentinel-1 e NDVI, NDWI e IAF para o Sentinel-2). Constatou-se que os dados de reanálise tendem a subestimar os valores observados, mas apresentaram valores satisfatórios de correlação, com r^2 acima de 0,5. Os índices biofísicos mostraram valores baixos, com médias entre 0,2 e 0,5 para o NDVI e NDWI, enquanto o IAF apresentou valores inferiores a 1, o que caracteriza uma região com cobertura predominantemente agrícola. O índice de vegetação SAR, DpRVic, apesar de não mostrar uma correlação forte com os índices biofísicos ópticos, revelou-se promissor quanto ao uso de radar para monitoramento vegetal. A modelagem SWAT apresentou bons valores de correlação para a região, mesmo sem calibração, com r^2 chegando a 0,99 para a sub-bacia 2 e um NS de 0,84, evidenciando a relevância do uso de dados de sensoriamento remoto como alternativa para dados de entrada em modelos hídricos. A morfometria da BHRS mostrou baixa propensão a enchentes; no entanto, apresentou maior sensibilidade à ocorrência de eventos extremos próximos ao litoral, evidenciando a suscetibilidade à erosão e a vulnerabilidade a eventos climáticos extremos.

Palavras-chaves: CHIRPS; ERA5-Land; SAR; índices de cobertura; SWAT

Bahia, Lídia de Oliveira. **Application of remote sensing data integrated with SWAT to assess hydrological and biophysical dynamics in the Sirinhaem River Basin - PE.** 2024. 101f. Dissertation (Master's in Agricultural Engineering) - Federal Rural University of Pernambuco, Recife.

ABSTRACT

The Sirinhaem River Basin (BHRS), located in the south of Pernambuco, is one of the main coastal basins in the state due to its contribution to sugarcane production. With the Climate Changes, the region becomes more prone to extreme events, as there is a tendency for consecutive wetter days, favoring intense rainfall, which contributes to soil erosion and rising water levels in rivers. Thus, this study aimed to evaluate the hydrological and biophysical dynamics of the Sirinhaem River Basin using SWAT (Soil and Water Assessment Tool) and data from the Sentinel-1 (S1) and Sentinel-2 (S2) satellites, in addition to reanalysis data from CHIRPS and ERA5-Land. The reanalysis data were validated for the classification of years using the quantile method and used as input data for the SWAT model, while S1 and S2 products were used to assess the basin's biophysical parameters (DpRVic for Sentinel-1 and NDVI, NDWI, and LAI for Sentinel-2). It was found that reanalysis data tend to underestimate observed values but showed satisfactory correlation values, with r^2 above 0.5. The biophysical indices showed low values, with averages between 0.2 and 0.5 for NDVI and NDWI, while LAI presented values below 1, characterizing a region with predominantly agricultural cover. The SAR vegetation index, DpRVic, despite not showing a strong correlation with the optical biophysical indices, proved promising for the use of radar in vegetation monitoring. The SWAT modeling presented good correlation values for the region, even without calibration, with r^2 reaching 0.99 for sub-basin two and an NS of 0.84, highlighting the relevance of using remote sensing data as an alternative input for hydrological models. The BHRS morphometry showed a low propensity for flooding; however, it exhibited greater sensitivity to the occurrence of extreme events near the coast, highlighting the susceptibility to erosion and vulnerability to extreme climate events.

Keywords: CHIRPS; ERA5-Land; SAR; coverage indices; SWAT

LISTA DE FIGURAS

Figura 1. Mapa de Localização da área de estudo, onde a) América do Sul + Brasil + Pernambuco, b) Pernambuco + Bacia e c) Bacia hidrográfica do Rio Sirinhaém (BHRS) dividida em subbacias	30
Figura 2. Fluxograma das etapas de coleta e processamento dos dados orbitais e de superfície realizadas para a execução da pesquisa.....	33
Figura 3. Mapas de uso e cobertura do solo (esquerda) e tipos de solo (direita) para a BHRS	35
Figura 4. Fluxograma da metodologia dos Quantis para estudos climatológicos.	38
Figura 5. Etapas da modelagem SWAT.....	42
Figura 6. Precipitação mensal acumulada dos dados medidos das estações e média de precipitação para os anos de 2014 a 2022.....	46
Figura 7. Temperatura média mensal das estações automáticas e média entre as estações.	47
Figura 8. Valores médios mensais da precipitação pluvial e temperatura do ar para a área de estudo.	48
Figura 9. Boxplots da precipitação acumulada mensal medida (APAC) e estimada (CHIRPS e ERA5-Land) para os municípios de a) Amaraji, b) Barra de Guabiraba, c) Camocim de São Félix, d) Cortês, e) Gameleira, f) Ribeirão, f) Rio Formoso e g) Sirinhaém entre os anos de 2014 e 2022.....	51
Figura 10. Boxplots das variáveis Meteorológicas medidas (INMET) e estimadas (ERA5-Land): a) precipitação pluvial acumulada mensal (mm), b) temperatura do ar média mensal (°C), c) Velocidade do vento (m/s), d) Umidade relativa do ar (%) para o município de Caruaru-PE entre 2014 e 2022.....	54
Figura 11. Boxplots das variáveis Meteorológicas medidas (INMET) e estimadas (ERA5-Land): a) precipitação pluvial acumulada mensal (mm), b) temperatura do ar média mensal (°C), c) Velocidade do vento (m/s), d) Umidade relativa do ar (%) para o município de Palmares-PE entre 2014 e 2022.	54
Figura 12. Gráficos de dispersão e linhas de tendência da precipitação pluvial acumulada mensal (mm) para os dados de reanálise do ERA5-Land (linha vermelha) e dos dados medidos pela APAC (linha preta) nos municípios de a) Amaraji, b) Barra de Guabiraba, c) Camocim de São Félix, d) Cortês, e) Gameleira, f) Ribeirão, g) Rio formoso e h) Sirinhaém.	58

Figura 13. Gráficos de dispersão e linhas de tendência da precipitação pluvial acumulada mensal (mm) para os dados de reanálise do CHIRPS (linha vermelha) e dos dados medidos pela APAC (linha preta) nos municípios de a) Amaraji, b) Barra de Guabiraba, c) Camocim de São Félix, d) Cortês, e) Gameleira, f) Ribeirão, g) Rio formoso e h) Sirinhaém.	59
Figura 14. Valores estabelecidos para os quantis com dados CHIRPS para bacia do Rio Sirinhaém. Adaptado de MONTEIRO et al. (2012).	61
Figura 15. Distribuição espacial da precipitação pluvial obtidas pelo CHIRPS ao longo da BHRS para os anos de 1993 a 2007.	63
Figura 16. Distribuição espacial da precipitação pluvial obtidas pelo CHIRPS ao longo da BHRS para os anos de 2008 a 2022.	64
Figura 17. Índices biofísicos médios anuais estimados usando imagens ópticas (NDVI, NDWI e IAF) e imagens de radar (DpRV1c) para as sub-bacias 1, 2 e 3.	66
Figura 18. Mapa de uso e cobertura do Mapbiomas para o ano de 2020 com as áreas selecionadas para avaliação da dinâmica dos índices biofísicos dentro das sub-bacias, localizadas nos municípios de Sairé (a), Ribeirão (b e c) e Sirinhaém (d e e).	71
Figura 19. Índices Biofísicos para as áreas da sub-bacia 1 com a cobertura de pastagem e formação florestal no município de Sairé – (a) a (f) – e a zona urbana do município de Ribeirão – (g) a (l).	72
Figura 20. Índices Biofísicos para áreas da sub-bacia 2 com a cobertura cana-de-açúcar no município de Rio Formoso - (a) a (f) - e Sirinhaém - (g) a (l).	73
Figura 21. Índices Biofísicos para áreas da sub-bacia 3 com a cobertura cana-de-açúcar, mosaico de usos, formação florestal e área urbana no município de Sirinhaém - (g) a (l).	75
Figura 22. Correlação de Pearson a 95% de confiabilidade dos índices biofísicos para a sub-bacia 1 com variáveis meteorológicas e bandas do Sentinel-1.	77
Figura 23. Correlação de Pearson a 95% de confiabilidade dos índices biofísicos para a sub-bacia 2 com variáveis meteorológicas e bandas do Sentinel-1.	78
Figura 24. Correlação de Pearson a 95% de confiabilidade dos índices biofísicos para a sub-bacia 3 com variáveis meteorológicas e bandas do Sentinel-1.	79
Figura 25. Mapa de declividade da área BHRS gerado através do QGIS.	80
Figura 26. Vazões simuladas pelo SWAT com dados meteorológicos do ERA5-land para as sub-bacias da BHRS.	85
Figura 27. Gráficos de dispersão das vazões simuladas (sem calibração) e observadas na sub-bacia 1.	86

Figura 28. Vazões simuladas e observadas para a sub-bacia 1	86
Figura 29. Gráfico de dispersão das vazões simuladas (sem calibração) e observadas na sub-bacia 2 para o ano de 2017 a 2022.	87
Figura 30. Simulação SWAT para a Sub-bacia 2 considerando dados apenas do ERA5-Land	87

LISTA DE TABELAS

Tabela 1. Municípios presentes na Bacia Hidrográfica do rio Sirinhaém (BHRS) e dados censitários. Fonte: IBGE	31
Tabela 2. Localização das estações meteorológicas automáticas usadas na pesquisa. ...	34
Tabela 3. Sumário das variáveis e parâmetros do solo utilizados na pesquisa	35
Tabela 4. Descrição dos parâmetros morfométricos para a caracterização da bacia do rio Sirinhaém, PE	41
Tabela 5. Critério de avaliação para o coeficiente de determinação (r^2).....	43
Tabela 6. Critério de avaliação recomendado para modelos hidrológicos, considerando o componente da vazão e escala mensal para os processos de calibração e validação.....	44
Tabela 7. Descrição dos valores presentes nos boxplots para os dados de precipitação mensal medidos da APAC	49
Tabela 8. Descrição dos valores presentes os boxplots para os dados de precipitação mensal do CHIRPS	49
Tabela 9. Descrição dos valores presentes os boxplots para os dados de precipitação mensal do ERA5-Land.....	50
Tabela 10. Descrição dos valores presentes nos boxplots para os dados medidos do INMET das estações Caruaru e Palmares.	53
Tabela 11. Descrição dos valores presentes os boxplots para os dados do ERA5-Land para os municípios de Caruaru e Palmares.	53
Tabela 12. Resumo estatístico dos dados INMET para variáveis meteorológicas	55
Tabela 13. Ângulos de correção da reta para as retas de dispersão dos dados de precipitação de reanálise	57
Tabela 14. Resumo estatístico para os produtos pluviométricos dos satélites em escala mensal	60
Tabela 15. Classificação da precipitação pluvial anual da série histórica do CHIRPS entre 1993 e 2022, de acordo com os valores estabelecidos para cada classe quantílica.	62
Tabela 16. Estatística descritiva dos parâmetros biofísicos sub-bacia 1 para as classes de agricultura estabelecidas pelo Mapbiomas.	68
Tabela 17. Estatística descritiva dos parâmetros biofísicos sub-bacia 2 para as classes de agricultura estabelecidas pelo Mapbiomas.	69
Tabela 18. Estatística descritiva dos parâmetros biofísicos sub-bacia 3 para as classes de agricultura estabelecidas pelo Mapbiomas.	70

Tabela 19. Características Físicas da morfometria da Bacia do Rio Sirinhaém (BHRS) e das sub-bacias geradas pela modelagem SWAT.....	81
Tabela 20. Caraterísticas hipsométricas da morfometria área de estudo.	83
Tabela 21. Características hidrológicas da morfometria da Bacia do Rio Sirinhaém....	84
Tabela 22. análise estatística das vazões simuladas pelo SWAT sem calibração.....	88

LISTA DE SIGLAS E ABREVIATURAS

A	Área
APAC	Agência Pernambucana de Águas e Clima
AZCR	Zona de risco climático agrícola
BHRS	Bacia Hidrográfica do Rio Sirinhaém
BIAS	Erro sistemático
CCs	Culturas de cobertura de inverno
CHIRPS	<i>Climate Hazards Group InfraRed Precipitation with Stations</i>
Cm	Coeficiente de manutenção
CPTEC	Centro de Previsão de Tempo e Estudos Climáticos
CV	Coeficiente de Variação
dB	Decibéis
Dd	Densidade de drenagem
DOLs	Distúrbio Ondulatório Leste
DP	Desvio Padrão
DpRVic	Índice de vegetação de radar de polarização dupla para dados GRD
E	Erro absoluto médio
ECMWF	Centro Europeu de Previsões Meteorológicas a Médio Prazo
ENOS	Oscilação Sul no Oceano Pacífico
Gcp	Gradiente do Canal Principal
GEE	<i>Google Earth Engine</i>
GRD	<i>Ground Range Detected</i>
Hm	Máxima amplitude altimétrica
HRU's	Unidades de Resposta Hidrológica
IAF	Índice de Área Foliar
IC	Índice de Circularidade
INMET	Instituto Nacional de Meteorologia
INPE	Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais
IPCC	Painel Intergovernamental para a Mudança de Clima
Ir	Índice de Rugosidade
IS	Índice de Sinuosidade
IW	<i>Interferometric Wide Swath</i>
Kc	Coeficiente de Compacidade
Kf	Fator de forma

L	Comprimento do Eixo/ Axial
Lm	Comprimento médio dos canais
MDE	Modelo Digital de Elevação
MSI	Imageador multiespectral
NBR	<i>Normalized Burn Ratio</i>
NDVI	<i>Normalized Difference Vegetation Index</i>
NIR	Infravermelho próximo
NS	<i>Nash-Sutcliffe</i>
OMM	Organização Meteorológica Mundial
P	Perímetro
PCH	Pequena central hidrelétrica
r^2	Coefficiente de determinação
Re	Razão de Elongação
RHN	Rede Hidrometeorológica Nacional
RMSE	Erro médio quadrático
Rr	Razão do relevo
S1	Sentinel-1
S2	Sentinel-2
SAR	Radar de abertura sintética
SAVI	Índice de Vegetação Ajustado ao Solo
SUB1	Sub-bacia 1
SUB2	Sub-bacia 2
SUB3	Sub-bacia 3
SWAT	<i>Soil and Water Assessment Tool</i>
Tc	Tempo de Concentração
UCSB	<i>Climate Hazards Group at the University of California, Santa Barbara</i>
UR	Umidade Relativa
USGS	<i>United States Geological Survey</i>
VBSs	Faixas de proteção vegetativa
VSPI	<i>Vegetation Structure Perpendicular Index</i>
ZAPE	Zoneamento Agroecológico do Estado de Pernambuco

SUMÁRIO

RESUMO	VII
ABSTRACT	VIII
1 INTRODUÇÃO	18
2 OBJETIVOS	21
2.1 Geral	21
2.2 Específicos	21
3 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	22
3.1 Sistemas meteorológicos atuantes no litoral pernambucano	22
3.2 Sensoriamento remoto	24
3.2.1 Imagens SAR e Sentinel-1	24
3.2.2 CHIRPS	26
3.2.3 ERA5-Land	27
3.3 Modelo SWAT	28
4 MATERIAL E MÉTODOS	30
4.1 Área de estudo	30
4.2 Metodologia	32
4.2.1 Dados Observados	33
4.2.2 Dados de Solos: classificação, uso e cobertura vegetal	34
4.2.3 Dados Orbitais	36
4.2.3.1 Validação dos dados do CHIRPS e ERA5-Land	37
4.2.4 Classificação climática do intervalo temporal (Técnica dos Quantis)	37
4.2.5 Análise dos Parâmetros Biofísicos	38
4.2.5.1 Índice SAR de Vegetação – DpRVic	38
4.2.5.2 Índices Ópticos	39
4.2.6 Desempenho dos índices biofísicos	40
4.2.7 Modelagem SWAT	41
4.2.7.1 Análise morfométrica	41
4.2.7.2 Análise hidrológica	42
4.2.7.3 Análise estatística do modelo	43
5 RESULTADOS E DISCUSSÕES	45
5.1 Elementos meteorológicos	45
5.1.1 Caracterização das condições meteorológicas das sub-bacias	45
5.1.2 Análise exploratória das variáveis meteorológicas	48

5.1.3	Validação dos dados meteorológicos de reanálise ERA5-Land e CHIRPS	55
5.1.4	Validação do conjunto de dados de precipitação do ERA5-Land e CHIRPS ...	56
5.1.5	Classificação da precipitação pluvial anual.....	61
5.2	Fatores Biofísicos	65
5.3	Modelagem SWAT	80
5.3.1	Morfometria.....	80
5.3.2	Modelagem hidrológica.....	84
6	CONCLUSÕES	89
	RECOMENDAÇÕES	90
	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	91

1 INTRODUÇÃO

A água é um recurso essencial para a manutenção da vida. O Brasil possui uma grande oferta de recursos hídricos; no entanto, sua distribuição é desigual, o que faz com que algumas áreas sofram devido às condições hídricas desfavoráveis, como a escassez na região semiárida do Nordeste (SILVA & OLIVEIRA, 2020). As chuvas intensas típicas do litoral nordestino podem intensificar o processo erosivo do solo, levando a grandes catástrofes, como enchentes e deslizamentos de terra (FERRAZ, 2019). Essa irregularidade no comportamento pluviométrico é uma característica da alta variabilidade interanual presente na região, com anos secos, muito secos e chuvosos, influenciados principalmente pelos sistemas meteorológicos das Ondas de Leste (litoral nordestino) e da Zona de Convergência Intertropical (ZCIT) (semiárido do Nordeste) (LACERDA & LOPES, 2017).

A bacia do rio Sirinhaém está situada na região litorânea do estado de Pernambuco, abrangendo partes das regiões do Agreste Central, Mata Sul e Metropolitana. É uma das principais bacias litorâneas do estado, destacando-se pela produção de cana-de-açúcar, milho, feijão fradinho e mandioca (PERNAMBUCO, 2022). Por estar localizada na região costeira do Nordeste, a bacia é mais suscetível à influência de sistemas climáticos que provocam chuvas intensas, resultando em grandes desastres para a população nos anos de 2000, 2001, 2004, 2010, 2011, 2017 (FERRAZ, 2019) e 2022.

O estudo realizado por Silva et al. (2017) mostrou que a região apresentou uma tendência positiva para eventos de dias extremamente úmidos e consecutivos. Esse aumento da umidade contribui para a intensificação da precipitação, além de amplificar as mudanças climáticas por meio do efeito de "feedback positivo", que é a potencialização das respostas do clima em relação ao aumento da concentração dos gases de efeito estufa (LACERDA & LOPES, 2017). Dessa forma, a realização de estudos que envolvam o monitoramento dos parâmetros biofísicos e hidrológicos é importante para um manejo adequado da região. Estes estudos podem minimizar os efeitos negativos que os eventos extremos trazem para a população e a economia local, bem como para se adaptar à nova realidade climática na região.

O monitoramento dos parâmetros biofísicos NDVI (Índice de Vegetação da Diferença Normalizada), SAVI (Índice de Vegetação Ajustado ao Solo) e IAF (Índice de Área Foliar) por meio de sensoriamento remoto é importante para o acompanhamento das

culturas agrícolas, assim como para a compreensão das dinâmicas que ocorrem dentro da bacia, uma vez que a cobertura vegetal está relacionada aos processos climáticos (SZIGARSKI et al., 2018). No entanto, em áreas onde a pluviosidade é muito elevada, as imagens obtidas por sensores ópticos podem ser prejudicadas pela maior concentração de nuvens, o que dificulta a avaliação desses parâmetros. A avaliação da dinâmica da vegetação na superfície, utilizando imagens obtidas por radar, está se tornando cada vez mais promissora (SZIGARSKI et al., 2018; BHOGAPURAPU et al., 2021; CHHABRA et al., 2022; BHOGAPURAPU et al., 2022), uma vez que não existem limitações relacionadas à presença de luz para a obtenção dos dados, e a presença de nuvens não interferem nas medições dos sensores, dependendo do comprimento de onda emitido por eles (MOTOFUMI et al., 2010).

A modelagem hidrológica tem sido amplamente utilizada no planejamento, manejo e formulação de políticas relacionadas aos recursos hídricos, pois fornece resultados que auxiliam na compreensão dos processos dinâmicos do sistema solo-planta-atmosfera (ANDRADE et al., 2019). A aplicação dessa ferramenta permite a visualização rápida e econômica dos possíveis impactos do uso do solo na qualidade e quantidade das águas superficiais e subterrâneas (SARTORI, 2019). A precisão desse tipo de modelo matemático está diretamente relacionada à análise dos componentes do ciclo hidrológico e dos parâmetros biofísicos que descrevem os processos que ocorrem na bacia, como evapotranspiração, fluxo dos rios e armazenamento de água no solo, entre outros (HERMAN et al., 2018).

O modelo SWAT (*Soil and Water Assessment Tool*) vem se destacando nos últimos anos em estudos sobre o comportamento hídrico no Brasil, sendo um modelo semi-distribuído, de tempo contínuo e código aberto que simula o fluxo de água, o transporte de sedimentos e a qualidade da água (PAZ et al., 2018; ARNOLD et al., 1998). A aplicação do modelo produz resultados consistentes em relação à quantidade e à qualidade dos recursos hídricos, tanto em escala regional (bacias hidrográficas) quanto em escala continental, características úteis para o planejamento sustentável desses recursos hídricos (ABBASPOUR et al., 2015).

O estudo da cobertura vegetal, dos elementos meteorológicos, dos fatores topográficos, dos fatores antropogênicos e do modelo SWAT na bacia hidrográfica do rio Sirinhaém é de importância crucial para o entendimento e a gestão sustentável dos recursos naturais. Ao analisar esses elementos, pesquisadores e gestores podem identificar práticas agrícolas mais eficientes, mitigar impactos ambientais, prever

cenários futuros e garantir a proteção dos ecossistemas terrestres. A integração desses conhecimentos permite o desenvolvimento de estratégias mais adequadas para o uso da terra e dos recursos hídricos, contribuindo assim para a conservação da natureza e a promoção do desenvolvimento sustentável.

2 OBJETIVOS

2.1 Geral

Avaliar o uso de dados de sensoriamento remoto e de superfície (Sentinel-1, Sentinel-2, ERA5-Land e CHIRPS) para analisar as dinâmicas biofísicas e hidrológicas, por meio do modelo SWAT, na Bacia Hidrográfica do rio Sirinhaém.

2.2 Específicos

- Validar, classificar e aplicar os dados do ERA5-Land, CHIRPS no método dos Quantis em escala anual;
- Analisar a Morfometria, Hidrologia e Topografia da área de estudo por meio do modelo *SWAT*;
- Verificar a correlação entre variáveis meteorológicas e índices vegetativos obtidos por sensoriamento remoto;
- Avaliar os índices vegetativos obtidos dos produtos do Sentinel 1 e 2.

3 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

3.1 Sistemas meteorológicos atuantes no litoral pernambucano

A atmosfera tem enfrentado um processo de variabilidade climática nas últimas décadas, caracterizado por uma tendência de aumento das temperaturas (SILVA et al., 2017). Com o agravamento das mudanças climáticas, diversas regiões ao redor do globo tornam-se vulneráveis à ocorrência de desastres, que variam de secas a grandes inundações, causando impactos tanto no âmbito agrícola quanto no socioeconômico e ambiental. Segundo o sexto relatório científico do IPCC (Painel Intergovernamental sobre Mudanças Climáticas; IPCC, 2023), o aquecimento global deverá aumentar a curto prazo (de 2021 a 2040), principalmente devido ao crescimento das emissões de CO². Isto resultará em um aumento na intensidade e frequência de extremos de temperatura e umidade elevadas (alta confiança), assim como em chuvas mais intensas e frequentes em áreas costeiras e em cidades de baixa altitude (confiança média a alta), considerando um acréscimo de 1,5°C na temperatura global. Na América do Sul, essa variação de temperatura eleva o risco para a segurança hídrica local, assim como para a segurança alimentar, além de provocar danos à vida e à infraestrutura devido a inundações, deslizamentos de terra, aumento do nível do mar e tempestades (IPCC, 2023).

Por mais que o Brasil possua uma grande disponibilidade de recursos hídricos, sua distribuição é desigual, sendo a região Nordeste a mais afetada. Com a prevalência do clima semiárido, a região enfrenta desafios significativos devido a condições hídricas desfavoráveis, como altas taxas de evapotranspiração ao longo do ano, baixo índice pluviométrico e solos com reduzida capacidade de retenção de água (SILVA & OLIVEIRA, 2020). Isto se deve aos diversos sistemas atmosféricos associados aos regimes de chuvas que atuam na região Nordeste do Brasil, destacando-se os principais fenômenos: El Niño, La Niña, a Oscilação Sul no Oceano Pacífico (ENOS) e o Padrão de Dipolo no Oceano Atlântico (FERRAZ, 2019).

O El Niño é caracterizado pelo aumento anormal da temperatura das águas superficiais na porção central e leste do Oceano Pacífico, o que causa secas, enchentes e tempestades (MENDONÇA & DANNI-OLIVEIRA, 2007). Por outro lado, o fenômeno La Niña resfria as águas superficiais, resultando em um aumento das chuvas no Nordeste (SOUZA et al., 1997). O Dipolo do Atlântico altera a temperatura do Oceano Atlântico na faixa tropical, e tal mudança reflete na circulação atmosférica do hemisfério sul,

influenciando o desenvolvimento das nuvens e a precipitação sobre a região (ARAGÃO, 1998; SANTOS, 2013). Além disso, sistemas secundários, como as massas de ar tropical do Atlântico, a Zona de Convergência Intertropical, a Frente de Ar Polar do Atlântico, a Zona de Convergência do Atlântico Sul e os vórtices ciclônicos de ar superior, também são encontrados na região, juntamente com as linhas de instabilidade das ondas de leste e as brisas marítimas e terrestres (SANTOS, 2013).

O comportamento climático do litoral pernambucano difere do interior do estado. Ele é caracterizado como clima tropical úmido, com temperaturas elevadas e alta incidência de chuvas. Isto ocorre devido às ondas de leste, que são o principal sistema meteorológico das regiões costeiras. Essas ondas são definidas como aglomerados de nuvens que se deslocam no Atlântico, da costa leste para a oeste, até atingir a costa oriental da região Nordeste, provocando precipitações ao longo do litoral durante os meses de maio a agosto (SANTOS, 2013).

Devido a esse padrão climático no estado, ele se torna mais suscetível aos extremos das mudanças climáticas, com um histórico considerável de chuvas que causaram grandes desastres à população local. Destacam-se os anos de 2000, 2001, 2004, 2010, 2011, 2017 (FERRAZ, 2019) e 2022 como aqueles que tiveram os maiores acumulados de chuva. Em junho de 2010, por exemplo, a bacia do rio Sirinhaém sofreu com fortes enchentes, causando mortes, inundações e destruição em grandes proporções (JÚNIOR et al., 2010). Silva e colaboradores (2017) conduziram uma análise sobre os índices de detecção de mudanças climáticas elaborados pela Organização Meteorológica Mundial (OMM) nas bacias hidrográficas do estado de Pernambuco. Na bacia do rio Sirinhaém, constataram que, mesmo havendo uma tendência de diminuição da precipitação e dos eventos extremos, o estudo apresenta a ocorrência de dias mais úmidos e consecutivos, com aumento da precipitação máxima em um dia e em dias extremamente úmidos. Essa maior concentração de vapor d'água no ar potencializa ainda mais os efeitos das mudanças climáticas, contribuindo para o aumento da intensidade pluviométrica em um curto período (LACERDA & LOPES, 2017). Isso leva ao aumento do escoamento superficial e à erosão do solo, tornando a região ainda mais suscetível aos efeitos das mudanças climáticas.

3.2 Sensoriamento remoto

O sensoriamento remoto é uma técnica de aquisição de dados que resulta da interação das ondas eletromagnéticas com os objetos na superfície terrestre (JOSHI et al., 2016). A radiação que interage com esses objetos é gerada por fontes naturais, como o Sol e a Terra, ou por fontes artificiais, como o radar (ROSA, 2007). Essa radiação é captada por sensores, que podem estar acoplados tanto a aeronaves em altitudes conhecidas quanto a satélites artificiais em órbita da Terra (FITZ, 2008).

Os satélites meteorológicos foram os primeiros a serem lançados e, a partir deles, iniciou-se o avanço no desenvolvimento das técnicas de sensoriamento remoto (MENESES et al., 2012). Desde então, inúmeros outros sistemas de obtenção de dados, sejam passivos ou ativos, orbitais ou suborbitais, foram desenvolvidos para fornecer a enorme quantidade de informações disponíveis atualmente, permitindo um melhor conhecimento do planeta (ROSA, 2007). No Brasil, o sensoriamento remoto ganhou mais destaque com o projeto RadamBrasil, lançado na década de 1960, cujo objetivo era realizar um levantamento dos recursos naturais do país (ROSA, 2007).

As aplicações da Ciência de Sensoriamento Remoto via satélite constituem uma das principais fontes de informação sobre o meio ambiente e os processos naturais que ocorrem na superfície terrestre. A partir dos dados obtidos por esses equipamentos, é possível determinar classes de cobertura e uso do solo, além de avaliar a condição da vegetação em função de fatores naturais e antropogênicos (TOMASZEWSKI et al., 2021). Além dessas aplicações, pode-se realizar o monitoramento dinâmico dos recursos naturais, da precipitação, do clima, do manejo dos recursos hídricos superficiais, bem como do monitoramento de eventos extremos, como enchentes e secas, e de estudos sobre mudanças climáticas (LIU, 2015).

3.2.1 Imagens SAR e Sentinel-1

A utilização de dados de radar de abertura sintética (SAR) oferece uma boa resolução espacial para o objeto de estudo, sendo sua medição dependente das propriedades dielétricas e geométricas da superfície, bem como das configurações do radar, como frequência, ângulo de incidência e polarização (NATIVEL et al., 2022). As imagens SAR, dependendo do comprimento de onda utilizado, não sofrem influência direta da cobertura de nuvens e de outros constituintes atmosféricos. Essa característica

do sensoriamento remoto por radar torna possível a geração de produtos com uma melhor taxa de repetição em comparação com alguns sistemas ópticos, constituindo uma excelente alternativa para o monitoramento e mapeamento de regiões tropicais (ASNER, 2001; HENDERSON & LEWIS, 1998). A possibilidade de realizar estudos em áreas com alta frequência de nuvens favoreceu o uso e a disseminação desse tipo de produto, o que, por sua vez, aumentou o desenvolvimento e a aplicação de metodologias de processamento digital das imagens SAR (JESUS & KUPLICH, 2021).

Com a chegada do Sentinel-1 ao programa Copernicus, houve um crescimento exponencial no uso de dados de SAR para o monitoramento da umidade do solo e das dinâmicas da cobertura vegetal (NATIVEL et al., 2022). Os dados coletados pelos satélites são atualmente disponibilizados gratuitamente pela Agência Espacial Europeia (ESA), facilitando, assim, seu acesso e sua utilização em diversos estudos ambientais. Esse tipo de produto apresenta boa resolução devido a sua capacidade de simular uma antena muito maior comparando com os radares de abertura real, com a capacidade de gerar maior número de pulsos em direção ao objeto, (DINIZ, 2019).

As imagens de radar são geradas através das ondas eletromagnéticas. Essas, por sua vez, são constituídas pelos campos elétrico e magnético, onde esse tipo de onda se propaga na direção perpendicular a esses campos (WOODHOUSE, 2006). A polarização da onda eletromagnética é o nome dado a vibração do campo elétrico, que pode ocorrer na horizontal (H) ou vertical (V), sendo assim encontrada quatro tipos de combinação de polarização (BOERMER et al., 1998; LEWIS et al., 1998; ULABY & ELACHI, 1990): quando a onda é transmitida e recebida na mesma polarização (HH e VV) e quando é transmitida em uma polarização e o sinal retorna em outra (HV e VH). Por se tratar de imagens provenientes de pulsos eletromagnéticos em micro-ondas, os produtos dos radares de abertura sintética apresentam ruído responsável pelo aspecto visual granuloso – *Speckle*, que acaba dificultando o processamento e interpretação das imagens geradas, sendo assim necessário aplicação de filtros especiais para redução do ruído (SABINS, 1996; SANT'ANNA, 1995).

Dentre os trabalhos para o monitoramento da dinâmica da cobertura vegetal, destaca-se o de Chhabra et al. (2022), que desenvolveram um novo índice de vegetação SAR, o R-VSPI, baseado no índice óptico VSPI (*Vegetation Structure Perpendicular Index*), para avaliar a dinâmica da vegetação em relação a queimadas e cicatrizes de queimadas na Austrália. Os resultados mostraram que o VSPI foi capaz de detectar a

perturbação espaço-temporal nas cargas de combustível em relação às queimadas por um período mais longo, em comparação com o NDVI e o NBR.

Szigarski et al. (2018) introduziram melhorias na formulação clássica do RVI (Índice de Vegetação de Radar), adicionando parâmetros para corrigir a influência da rugosidade do solo - RVII - e da umidade do solo - RVIII, utilizando dados da missão NASA SMAP obtidos na banda L. Esses novos modelos foram desenvolvidos com base em várias regiões ao redor do mundo que apresentavam variações na cobertura do solo e nas condições climáticas. Os autores concluíram que as formulações aprimoradas, ao neutralizar a influência da rugosidade do solo, demonstraram um desempenho superior em áreas com vegetação mais densa. No entanto, os modelos tenderam a superestimar os valores em áreas com vegetação esparsa ou sem vegetação, devido à maior penetrabilidade da banda L, o que tornou a correção para a influência do solo insuficiente.

Bhogapurapu et al. (2021) propuseram três novos parâmetros para o monitoramento de culturas utilizando dados dual-pol do Sentinel-1 (GRD SAR) por meio do *Google Earth Engine* (GEE). Os autores destacaram que muitos dados SAR são robustos e que o processamento desses dados para análises se torna mais acessível e otimizado ao utilizar a plataforma GEE. Esses novos parâmetros foram testados nas culturas de trigo e canola, localizadas próximo a Carman, Manitoba (Canadá). Eles foram avaliados em cada estágio de crescimento das culturas e demonstraram ser sensíveis às respostas do radar, apresentando respostas específicas para cada fase de desenvolvimento das plantas. Portanto, esses parâmetros se configuram como uma ferramenta importante para o monitoramento de áreas de produção agrícola por meio de sensoriamento remoto, utilizando imagens SAR GRD do Sentinel-1. Apesar de um comprimento de onda menor, os autores ressaltam que o uso do Sentinel-1 continua viável para esse tipo de estudo.

3.2.2 CHIRPS

O CHIRPS (*Climate Hazards Group InfraRed Precipitation with Stations*) é um conjunto de dados de precipitação quase global, desenvolvido ao longo de mais de 35 anos pelo *United States Geological Survey* (USGS) e pelo *Climate Hazards Group da University of California, Santa Barbara* (UCSB). Seu produto possui uma resolução espacial de aproximadamente 5 km próximo ao equador, cobrindo geograficamente a faixa de 50°S a 50°N, com dados disponíveis desde 1981 até os dias atuais. Os dados são disponibilizados em conjuntos diários, pântadas e mensais (COSTA et al., 2019).

As primeiras pesquisas para a elaboração desse conjunto de dados focaram na combinação de modelos de aprimoramento da precipitação induzida pelo relevo com dados de estações meteorológicas interpolados. Mais recentemente, novos recursos de observações por satélite, como as estimativas de precipitação baseadas em grade da NASA e da NOAA, foram utilizados para criar dados de precipitação em alta resolução em grade (FAO, 2022).

Costa et al. (2019) analisaram os dados mensais de precipitação do CHIRPS com o objetivo de verificar sua similaridade em relação aos dados das estações meteorológicas do Centro de Previsão de Tempo e Estudos Climáticos (CPTEC) do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE) e do Instituto Nacional de Meteorologia (INMET) no período de 1998 a 2010 para o território brasileiro. Embora os dados de reanálise tenham superestimado as medições das estações em 5%, os autores encontraram uma alta congruência entre os dados estimados do CHIRPS e os dados observados, com a região Nordeste apresentando uma boa concordância, refletida em um coeficiente de determinação de 98%.

Por outro lado, Andrade et al. (2022) foram os primeiros a avaliar os produtos de precipitação obtidos por sensoriamento remoto, como CHIRPS, ERA5-Land, TerraClimate, TRMM e IMERG, para a região Nordeste do Brasil. Essa região é vulnerável a mudanças climáticas devido à diversidade de zonas climáticas presentes (tropical, semiárido e subtropical úmido). O CHIRPS destacou-se por apresentar excelentes resultados, com um valor de correlação de Pearson igual a 0,93, mostrando-se, assim, uma boa base de dados para estudos ambientais na ausência de dados medidos.

3.2.3 ERA5-Land

O ERA5-Land é um conjunto de dados climáticos de reanálise produzido pelo *Copernicus Climate Data Store*, a partir dos componentes terrestres dos dados fornecidos pelo ERA5, desenvolvido pelo Centro Europeu de Previsões Meteorológicas a Médio Prazo (ECMWF) (MUÑOZ-SABATER, 2019). Essa reanálise consiste na combinação de dados de modelos com observações de todo o mundo, resultando em um conjunto de dados globalmente completo e consistente para descrever a evolução dos ciclos da água e da energia sobre a Terra ao longo do tempo. Essa base de dados é um excelente suporte para estudos hidrológicos e aplicações relacionadas a recursos hídricos, gestão da terra, e projetos agrícolas e ambientais (MUÑOZ-SABATER et al., 2021).

Diversos trabalhos foram realizados utilizando os dados de reanálise do ERA5-Land. Por exemplo, Matsunaga et al. (2024) delimitaram uma zona de risco climático agrícola (ZRCA) para a cultura do milho no estado da Bahia a partir desses dados, quantificando sua viabilidade. Os autores encontraram uma boa performance estatística na validação dos dados de precipitação, temperatura, umidade relativa e evapotranspiração. Além disso, a modelagem da ZRCA com os dados da reanálise apresentou resultados semelhantes à modelagem utilizando dados observados, demonstrando, assim, o potencial do uso dos dados de reanálise em estudos agrícolas e ambientais.

Araújo et al. (2022) validaram os dados de reanálise da temperatura média do ar do ERA5-Land com base em doze estações meteorológicas automáticas situadas no estado de Pernambuco. Apesar dos dados de sensoriamento remoto terem subestimado a temperatura média em comparação com os dados das estações automáticas, apresentaram um bom desempenho na estimativa desse parâmetro meteorológico, com valores de r^2 variando entre 0,57 e 0,98 como mínimo e máximo para as estações utilizadas.

3.3 Modelo SWAT

Os modelos matemáticos apresentam-se como ferramentas bastante versáteis para o estudo do ciclo hidrológico e a compreensão dos processos dinâmicos do sistema solo-planta-atmosfera, sendo utilizados no planejamento, manejo e na política de recursos hídricos (ANDRADE et al., 2019). Um dos principais modelos desenvolvidos para a análise dos recursos hídricos, e mais utilizado no Brasil, é o *Soil and Water Assessment Tool* – SWAT, um modelo de código aberto, semi-distribuído e de tempo contínuo que permite simular diferentes processos físicos dentro de bacias hidrográficas, estimando o fluxo dos corpos d'água, o movimento de sedimentos, a ciclagem de nutrientes e a qualidade da água (PAZ et al., 2018; ARNOLD et al., 1998; SRINIVASAN & ARNOLD, 1994). O software gera resultados em escalas regionais e globais, atendendo às necessidades para o planejamento sustentável dos recursos hídricos que consideram diversas demandas (ABBASPOUR et al., 2015).

Este modelo é baseado na equação do balanço hídrico (Equação 1) (PEREIRA et al., 2016) para a simulação do ciclo hidrológico e no método da curva-número (Equação 2) para a estimativa do escoamento superficial (MAGALHÃES et al., 2018).

$$SW_t = SW_0 + \sum_{i=1}^n (P_i - Q_{sup_i} - Q_{lat_i} - ET_i - Q_{sub_i}) \quad (1)$$

$$Q_{sup_i} = \frac{(P_i - I_a)^2}{(P_i - I_a + S)} \quad (2)$$

em que: SW_t = Conteúdo final de água no solo (mm); SW_0 = conteúdo inicial de água no solo (mm); P_i = precipitação pluvial (mm); Q_{sup_i} = escoamento superficial (mm); Q_{lat_i} = escoamento lateral (mm); ET_i = evapotranspiração (mm); Q_{sub_i} = escoamento subterrâneo (mm); I_a = abstração inicial que inclui armazenamento superficial, prévia interceptação e infiltração para escoamento (mm); S = parâmetro de retenção.

Para a realização da modelagem, o SWAT considera a bacia dividida em sub-bacias com base na topografia, nos tipos de solo, no uso e na cobertura do solo, mantendo os parâmetros distribuídos espacialmente de acordo com as características homogêneas dentro da área em análise (BALDISSERA, 2005).

Diversos trabalhos foram realizados utilizando a ferramenta do SWAT. Pignalosa et al. (2022), por exemplo, analisou os efeitos das faixas de proteção vegetativa (VBSs) e das culturas de cobertura de inverno (CCs) em uma área de recuperação de terras da bacia hidrográfica do Lago Massaciucoli, na Itália Central. Os autores modelaram a dinâmica da água e do solo em uma escala muito detalhada, utilizando uma nova abordagem que se baseia em dados de entrada de alta resolução para o modelo SWAT. Dhanesh et al. (2020) avaliou o desempenho de três conjuntos de dados de precipitação: CHIRPS, Reanálise do Sistema de Previsão Climática (CFSR) e dados de pluviômetros observados na previsão do fluxo diário e mensal utilizando o SWAT. Senent-Aparicio et al. (2021) fizeram um trabalho na mesma linha, avaliando o potencial do GloFAS, dados do ERA5 e CFSR para calibrar o SWAT em bacias não monitoradas.

4 MATERIAL E MÉTODOS

4.1 Área de estudo

O presente estudo foi realizado na Bacia Hidrográfica do Rio Sirinhaém - BHRS (Figura 1), localizada no litoral Sul de Pernambuco (Zona da Mata), entre as coordenadas 08° 16' 05" a 08° 44' 50" de latitude sul e 35° 01' 00" a 35° 47' 58" de longitude oeste (APAC, 2022).

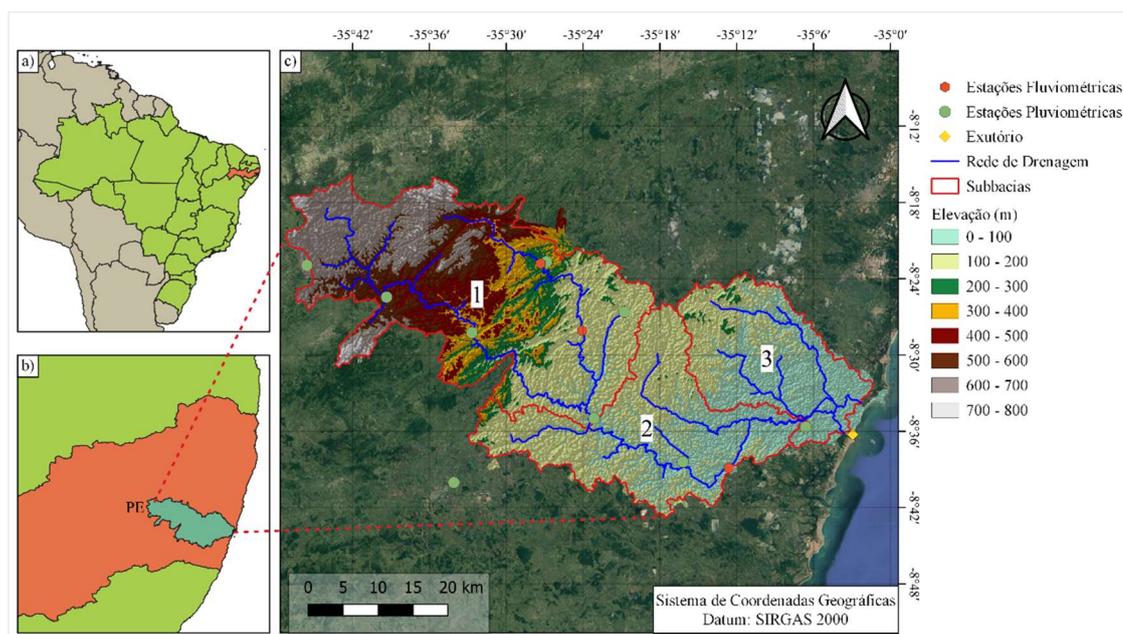


Figura 1. Mapa de Localização da área de estudo, onde a) América do Sul + Brasil + Pernambuco, b) Pernambuco + Bacia e c) Bacia hidrográfica do Rio Sirinhaém (BHRS) dividida em subbacias

A BHRS corresponde à Unidade de Planejamento Hídrico (UP4), de acordo com o Plano Estadual de Recursos Hídricos de Pernambuco de 2022. Ela faz fronteira ao norte com a bacia do rio Ipojuca (UP3) e o grupo de bacias de pequenos rios litorâneos GL3 (UP16), ao sul com a bacia do rio Una (UP5) e o grupo de bacias de pequenos rios litorâneos GL4 (UP17), ao leste com o Oceano Atlântico e os grupos de bacias GL3 e GL4, e a oeste com a Bacia do rio Una. Sua nascente se encontra na cidade de Camocim de São Félix (EMBRAPA, 2022), possuindo uma área de drenagem de 2.069,60 km², abrangendo 19 municípios (Tabela 1). O rio Sirinhaém é o principal curso d'água da bacia, com extensão de aproximadamente 158 km. Seus principais afluentes são os riachos Sangue, Seco, Camaragibe, Tapiruçu, Sibiró, Tanque de Piabas, Várzea Alegre, Córrego Sabiá e o rio Cuiambuca (APAC, 2022). Para o presente estudo, a BHRS foi

dividida em três sub-bacias: a sub-bacia 1, localizada mais a oeste, em direção ao Agreste pernambucano; a sub-bacia 2, na região central da BHRS; e a sub-bacia 3, localizada no litoral.

Tabela 1. Municípios presentes na Bacia Hidrográfica do rio Sirinhaém (BHRS) e dados censitários. Fonte: IBGE

Municípios presentes na BHRS	Sub-bacias	Área (km ²)	Censo (2022)	PIB (2021)	Principais culturas
Água Preta	1	28,920	26,461	6.950,90	Mandioca
	2	30,432			
Amaraji	1	178,157	18,205	12.850,59	Abacaxi, banana, goiaba, limão, mandioca, milho
Barra de Guabiraba	1	107,848	12,263	10.042,58	Banana, batata doce, mandioca
Bonito	1	94,788	37,474	14.155,54	Banana, cana-de-açúcar, mandioca
Camocim de São Félix	1	39,326	17,419	9.518,74	Feijão, goiaba, tomate
Cortês	1	101,316	10,198	9.686,87	Banana, batata doce, cana-de-açúcar, mandioca
Escada	1	16,692	59,891	18.743,36	Banana, cana-de-açúcar, mandioca
	2	25,373			
	3	36,630			
Gameleira	1	52,930	18,214	8.685,09	Limão, mandioca
	2	163,877			
Gravatá	1	78,116	86,516	15.938,31	Banana, cana-de-açúcar, mandioca
Ipojuca	3	164,367	98,932	150.647,79	Banana, cana-de-açúcar, mandioca
Joaquim Nabuco	1	35,508	13,269	11.332,60	Banana, cana-de-açúcar, mandioca
	2	13,112			
Primavera	1	18,858	13,838	19.151,45	Banana, cana-de-açúcar, mandioca
Ribeirão	1	189,276	33,507	12.055,44	Abacaxi, cana-de-açúcar, limão, mandioca
	2	100,456			
Rio Formoso	2	96,588	20,009	16.015,49	Borracha, coco
Sairé	1	116,538	10,887	18.356,80	Feijão, goiaba, laranja, maracujá
Sirinhaém	2	126,898	37,596	15.423,10	Borracha, cana-de-açúcar
	3	191,211			

Os climas predominantes da região são: A (Tropical com estação seca) no interior da bacia e Am (Tropical úmido) na faixa litorânea, segundo a classificação de Köppen (1936). A precipitação local apresenta irregularidades, com totais anuais que variam, em média, de 550 mm no interior da bacia a 2300 mm no litoral (ITEP, 2011). Devido a essa distribuição pluviométrica, a região mais a oeste é caracterizada por uma mínima segurança hídrica, enquanto, à medida que se avança em direção ao litoral, a faixa de segurança hídrica se torna máxima (PERNAMBUCO, 2020a).

Em relação aos tipos de solo encontrados na região, existem Argissolos, Latossolos, solos aluviais, areias quartzosas marinhas, solos indiscriminados de mangue e Neossolos Regolíticos na faixa costeira (PERNAMBUCO, 2022). No que diz respeito ao uso e ocupação do solo, a região se divide em três grandes classes principais: pastagem, mosaico de agricultura e formação florestal. A vegetação é composta majoritariamente pelo cultivo de cana-de-açúcar, seguido pela mata atlântica e solo exposto (PERNAMBUCO, 2020b; PERNAMBUCO, 1998).

4.2 Metodologia

A Figura 2 pode-se observar as principais etapas de coleta e processamento dos dados orbitais e de superfície realizadas para a execução da pesquisa. Os dados de reanálise (CHIRPS e ERA5-Land) e dos satélites Sentinel 1 e 2 foram obtidos por meio do ambiente computacional *Google Earth Engine* (GEE) – uma plataforma desenvolvida pelo Google que permite o acesso a produtos derivados do sensoriamento remoto e a realização de análises geoespaciais online, sendo o *Code Editor* uma das formas de interação com o programa, através da linguagem Javascript (<https://earthengine.google.com/>). Após o tratamento, os dados foram transferidos para o ambiente QGIS (Quantum GIS, versão 3.18.3) para a análise dos índices biofísicos (imagens dos satélites Sentinel 1 e 2) e para a modelagem hidrológica (com CHIRPS e ERA5-Land como dados de entrada meteorológicos do modelo SWAT).

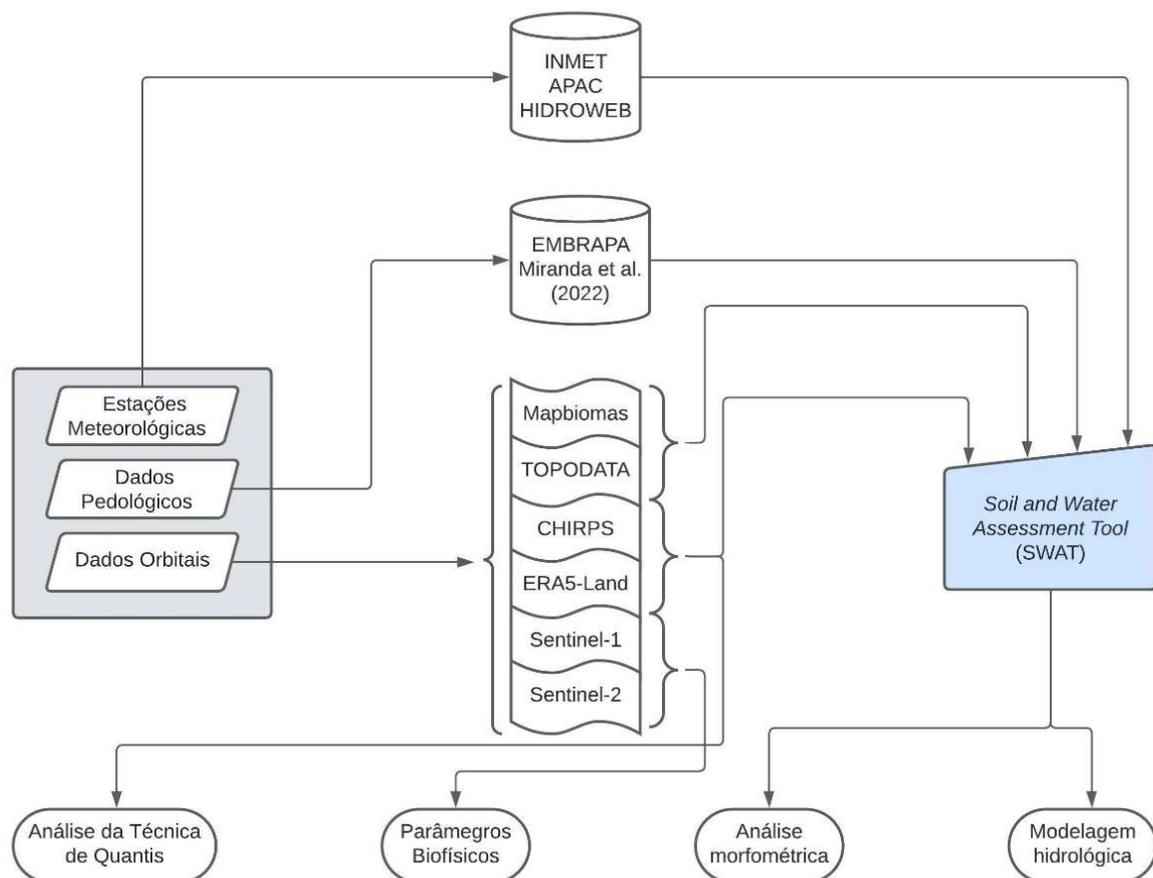


Figura 2. Fluxograma das etapas de coleta e processamento dos dados orbitais e de superfície realizadas para a execução da pesquisa

4.2.1 Dados Observados

Os dados diários de precipitação pluvial (mm) foram obtidos dos pluviômetros monitorados pela Agência Pernambucana de Águas e Clima (APAC, <https://www.apac.pe.gov.br/>) para o período de 2013 a 2022, já que, durante esse intervalo, as séries históricas apresentaram menos falhas. Foram utilizados um total de oito pluviômetros que estão situados no interior da bacia.

Os dados de temperatura do ar (°C), umidade relativa do ar (%), velocidade do vento (m/s) e insolação solar (h) foram obtidos a partir das estações meteorológicas automáticas do Instituto Nacional de Meteorologia (INMET, <https://portal.inmet.gov.br/>). Como não havia estações dentro da área de estudo, foram utilizadas as estações de Palmares e Caruaru.

Os dados de vazão de água (m³/s) foram obtidos do banco de dados do portal HidroWeb (<https://www.snirh.gov.br/hidroweb/serieshistoricas>). Essa ferramenta

oferece acesso a um banco de dados que contém todas as informações coletadas pela Rede Hidrometeorológica Nacional (RHN).

Os dados coletados das estações meteorológicas automáticas (Figura 1 e Tabela 2) foram utilizados tanto para validar as variáveis meteorológicas obtidas por meio de sensoriamento remoto quanto como dados de entrada para o modelo SWAT.

Tabela 2. Localização das estações meteorológicas automáticas usadas na pesquisa.

Município	Órgão Responsável	Tipo de estação	Latitude (°)	Longitude (°)	Elevação (m)
Amaraji	APAC	Pluviométrica	-8,378	-35,448	289
	ANA	Fluviométrica	-8,380	-35,455	-
Barra de Guabiraba	APAC	Pluviométrica	-8,418	-35,664	483
Camocim de São Felix	APAC	Pluviométrica	-8,382	-35,759	691
Caruaru	INMET	Meteorológica	-8,365	-36,028	852
Cortes	APAC	Pluviométrica	-8,470	-35,544	358
Garanhuns	INMET	Meteorológica	-8,911	-36,493	828
Gameleira	APAC	Pluviométrica	-8,587	-35,386	89
Palmares	INMET	Meteorológica	-8,667	-35,568	164
Ribeirão	APAC	Pluviométrica	-8,507	-35,385	105
	ANA	Fluviométrica	-8,468	-35,401	-
Rio formoso	APAC	Pluviométrica	-8,640	-35,270	67
	Brennand	Fluviométrica	-8,648	-35,210	45
Sirinhaém	APAC	Pluviométrica	-8,592	-35,116	50

4.2.2 Dados de Solos: classificação, uso e cobertura vegetal

Os dados de solo foram utilizados como parte dos dados de entrada para o modelo matemático *Soil and Water Assessment Tool* – SWAT. O mapa de solo utilizado no presente trabalho (Figura 3) foi produzido a partir do Zoneamento Agroecológico do Estado de Pernambuco (ZAPE), um estudo realizado pela Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária (Embrapa - <https://www.embrapa.br/busca-de-solucoes-tecnologicas/-/produto-servico/4697/zoneamento-agroecologico-do-estado-de-pernambuco-zape>).

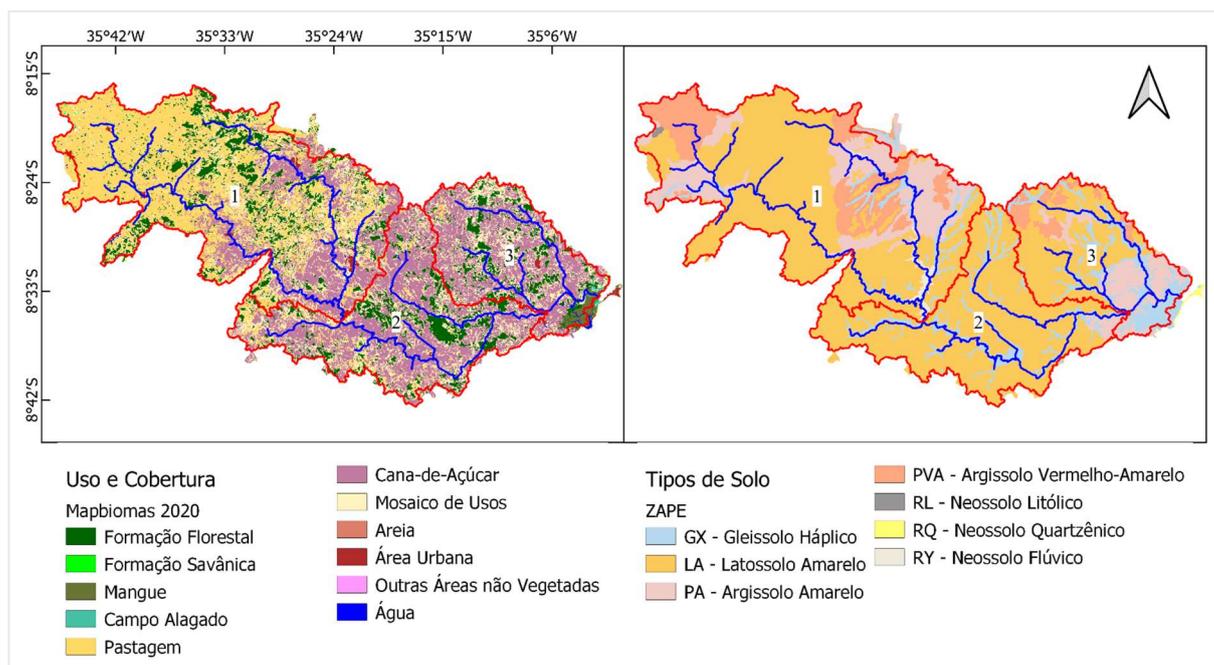


Figura 3. Mapas de uso e cobertura do solo (esquerda) e tipos de solo (direita) para a BHRS

Na Tabela 3 pode-se verificar um resumo dos parâmetros e variáveis pedológicas utilizados na pesquisa, cujos dados são provenientes do levantamento pedológico realizado por Miranda et al. (2022). Quanto ao mapa de uso e cobertura (Figura 3), foram utilizados os dados obtidos da coleção 7 do projeto MapBiomas para o ano de 2020.

Tabela 3. Sumário das variáveis e parâmetros do solo utilizados na pesquisa

Variável	Descrição	Unidade
CS	Teor de areia grossa	%
FS	Teor de areia fina	%
SOL_CBN	Teor de carbono orgânico	%
SOL_CLAY	Teor de argila	%
SOL_ROCK	Teor de fragmentos de rocha	%
SOL_SAND	Teor de areia	%
SOL_SILT	Teor de silte	%
SOL_Z	Profundidade da camada do solo	mm
USLE_K	Equação USLE fator de erodibilidade do solo (K)	adimensional

4.2.3 Dados Orbitais

O Copernicus Sentinel-1 (S1) é equipado com instrumentos de radar de abertura sintética (SAR) na banda C (5,4 GHz e intervalo de comprimento de onda de 3,8 a 7,5 cm), fornecendo dados em polarização simples ou dupla, com resolução espacial de 10 m e temporal de 12 dias (ESA, 2024). O presente estudo utilizou dados de polarização dupla, sendo eles a vertical-vertical (VV) e vertical-horizontal (VH), no modo *Interferometric Wide Swath* (IW). A série temporal contínua foi obtida por meio do *Google Earth Engine*, cuja coleção de imagens inclui cenas de SAR em *Ground Range Detected* (GRD). Essas imagens já foram pré-processadas pela ferramenta Sentinel-1 Toolbox da ESA, que executa a calibração e ortorretificação do produto, gerando o coeficiente de retroespalhamento (σ°) em escala de decibéis (dB).

A missão Copernicus Sentinel-2 (S2) tem proporcionado um banco de dados de alta resolução, com uma capacidade de revisita global de 5 dias. O imageador multiespectral (MSI) a bordo do S2 adquire medições em 13 bandas espectrais, incluindo o visível e o infravermelho próximo (NIR), com resolução espacial de 10 metros. Este estudo utilizou as imagens do nível 1C, que são ortorretificadas e projetadas por mapas que contêm dados de refletância do topo da atmosfera, também com resolução espacial de 10 metros, no mesmo período em que foram obtidas as imagens do Sentinel-1. Os valores de refletância da superfície foram extraídos nos canais do verde, vermelho e infravermelho próximo (bandas 2, 3 e 4) para cada cena que atendia aos critérios de porcentagem de nuvens (< 10%). Tanto as imagens do Sentinel-1 quanto as do Sentinel-2 foram adquiridas durante o período mais seco da região - de outubro a dezembro - nos anos de 2016, 2017 e 2019, uma vez que apresentaram o menor índice de cobertura de nuvens para as imagens dos sensores ópticos do S2.

Os produtos de reanálise dos satélites ERA5-Land e CHIRPS foram obtidos tanto em escala diária como mensal, para um período de 30 anos (1993-2022). Para o CHIRPS, foram considerados os valores acumulados de precipitação, enquanto para o ERA5-Land foram coletados dados de precipitação pluvial (mm), temperatura (máxima e mínima, °C), velocidade do vento (média, m/s), radiação solar (MJ/m²) e umidade relativa do ar (%).

O Modelo Digital de Elevação (MDE), necessário como um dos dados de entrada para a modelagem no SWAT, foi obtido através do projeto TOPODATA do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE, <http://www.dsr.inpe.br/topodata/>), que fornece dados com resolução espacial de 30 m.

4.2.3.1 Validação dos dados do CHIRPS e ERA5-Land

A validação dos dados de reanálise (ERA5-Land e CHIRPS) foi realizada por meio da comparação com os dados das estações meteorológicas automáticas, utilizando estatística descritiva. Este processo foi executado nos ambientes RStudio (versão 4.2.2) e Excel. A metodologia utilizada seguiu a abordagem descrita no trabalho de Costa et al. (2019), incluindo o cálculo do coeficiente de determinação (r^2 , Equação 3), do erro sistemático (BIAS, Equação 4), do erro médio quadrático (RMSE, Equação 5) e do erro absoluto médio (E, Equação 6) na escala mensal.

$$r^2 = \frac{\sum(\hat{y}_i - \bar{y})^2}{\sum(y_i - \bar{y})^2} \quad (3)$$

$$BIAS = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (s - o) \quad (4)$$

$$RMSE = \left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (s - o)^2 \right]^{1/2} \quad (5)$$

$$E = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^n |s - o| \quad (6)$$

em que: \hat{y} = valor estimado; y_i = valor observado; \bar{y} = média das observações, levando a soma total dos quadrados; s = valores dos dados de reanálise; o = dados observados das estações meteorológicas.

4.2.4 Classificação climática do intervalo temporal (Técnica dos Quantis)

Para a análise do comportamento da precipitação, foi aplicada a técnica dos quantis, seguindo a metodologia apresentada no trabalho de Monteiro et al. (2012), que empregou essa técnica para caracterizar os períodos secos e chuvosos no baixo curso do Apodi-Mossoró/RN. Os dados de precipitação acumulada utilizados foram obtidos por meio de sensoriamento remoto, previamente validados, para o período de 1993 a 2022. Esses dados foram agrupados em uma única tabela, com o total anual ordenado de forma crescente, a fim de facilitar a aplicação da técnica.

Em seguida, realizou-se a divisão em cinco classes: Muito Seco, Seco, Normal, Chuvoso e Muito Chuvoso, correspondentes, respectivamente, aos quantis $Q(0,15)$, $Q(0,35)$, $Q(0,50)$, $Q(0,65)$ e $Q(0,85)$. O procedimento de classificação pela metodologia dos quantis é ilustrado na Figura 4.

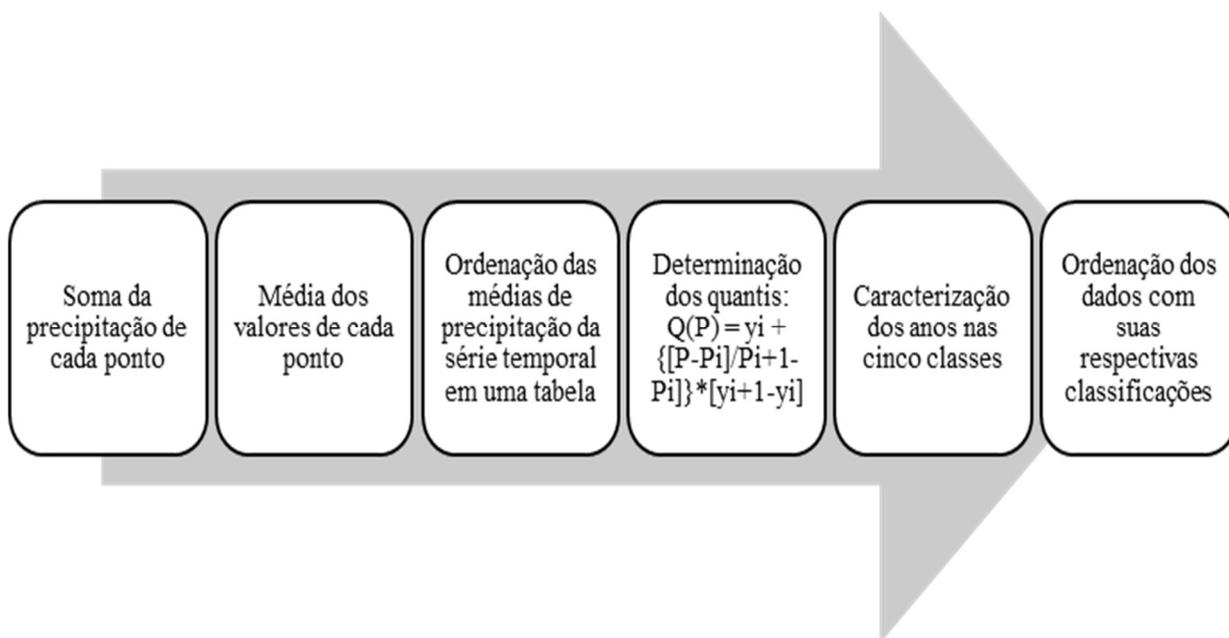


Figura 4. Fluxograma da metodologia dos Quantis para estudos climatológicos.

4.2.5 Análise dos Parâmetros Biofísicos

4.2.5.1 Índice SAR de Vegetação – DpRVic

Para a análise do comportamento da vegetação por meio de imagens de radar do Sentinel-1, foi escolhido o DpRVic, um índice de vegetação de radar de polarização dupla para dados GRD (*Ground Range Detected*). Este índice, proposto por Bhogapurapu et al. (2022) (equação 8), varia de 0 a 1 e baseia-se na quantificação da impureza do componente co-polar da onda dispersa. Seu objetivo é monitorar a condição das culturas em escala global, sendo aplicável a vários tipos de cultivo. Valores próximos de zero indicam o espelhamento da onda em um alvo puro ou pontual, característico de superfícies sem cobertura e "lisas". Por outro lado, valores próximos de 1 indicam um espalhamento da onda completamente aleatório, comportamento este encontrado em alvos naturais com vegetação totalmente desenvolvida.

$$DpRVI_c = \frac{q(q+3)}{(q+1)^2} \quad (8)$$

$$q = \frac{\sigma^{vh}}{\sigma^{vv}} \quad (9)$$

Em que q é a razão entre as polarizações vertical-horizontal (VH) e vertical-vertical (VV) em escala linear.

4.2.5.2 Índices Ópticos

Para o estudo do comportamento da mudança de cobertura de vegetação, foram analisados os parâmetros biofísicos: *Normalized Difference Vegetation Index* (NDVI, Equação 10), *Normalized Difference Water Index* (NDWI, equação 11), *Soil Effect Adjusted Vegetation Index* (SAVI, Equação 12) e o Índice de Área Foliar (IAF, Equação 13).

O NDVI explora as propriedades espectrais das plantas em relação à absorção de comprimentos de onda do espectro visível, auxiliando no estudo do estado da vegetação em resposta a mudanças na quantidade de biomassa verde, no conteúdo de clorofila e no estresse causado pela escassez hídrica (ROUSE et al., 1973). Seu valor varia de -1 a 1, sendo mais comuns os valores abaixo de 0, que indicam a presença de água ou nuvens.

$$NDVI = \frac{NIR-R}{NIR+R} \quad (10)$$

em que: NIR representa a refletância na faixa do infravermelho próximo e R a refletância na faixa do vermelho.

O NDWI, proposto por McFeeters (1996), é responsável pela identificação e medição de águas superficiais, permitindo maximizar a refletância típica da água utilizando o comprimento de onda verde, reduzir a baixa refletância dos corpos hídricos no infravermelho próximo e destacar o contraste entre a água e a cobertura vegetal, sendo o infravermelho próximo o responsável por essa resposta espectral. Seu valor varia de -1 a 1, onde $NDWI \geq 0$ indica que a cobertura é água.

$$NDWI = \frac{G-NIR}{G+NIR} \quad (11)$$

em que: NIR representa a refletância na faixa do infravermelho próximo e G a refletância na faixa do verde.

O SAVI, que é um índice que trabalha com a atenuação dos efeitos do solo (HUETE, 1988), é obtido pela Equação 12:

$$SAVI = \frac{(1+L)(NIR-R)}{(L+NIR)} \quad (12)$$

em que L é o fator de ajuste do solo, cujo valor atribuído foi de 0,5 (HUETE & WARRICK, 1990; ACCIOLY et al., 2002; BOEGH et al., 2002).

O Índice de Área Foliar (IAF) é um indicador de biomassa por pixel da imagem, definido pela razão da área foliar de toda a vegetação por unidade de área utilizada por essa vegetação. Seu valor é obtido através da expressão a seguir proposta por Allen et al. (2002) (Equação 13):

$$IAF = -\frac{\ln\left(\frac{0,69-SA}{0,59}\right)}{0,91} \quad (13)$$

4.2.6 Desempenho dos índices biofísicos

A estatística descritiva foi utilizada para avaliar o comportamento dos índices biofísicos ópticos e de radar na área de estudo. Foram analisados a média, os valores máximos e mínimos, o desvio padrão e o coeficiente de variação. Além disso, foi realizada a correlação entre os índices biofísicos e os dados de reanálise, bem como as respostas das polarizações emitidas pelo Sentinel-1 (VV, VH e VV-VH). Os dados para a correlação foram obtidos por meio de 1000 pontos distribuídos aleatoriamente em cada sub-bacia, coletando informações dos mapas gerados dos índices biofísicos e dos parâmetros meteorológicos.

4.2.7 Modelagem SWAT

4.2.7.1 Análise Morfométrica

Para o estudo, foram considerados os parâmetros descritos na Tabela 4, utilizando os produtos gerados pela modelagem do QSWAT. As ferramentas "Statistic Raster", "Hypsometry" (QGIS) e "Profile Tools" (QSWAT) foram empregadas como suporte no cálculo dos parâmetros.

Tabela 4. Descrição dos parâmetros morfométricos para a caracterização da bacia do rio Sirinhaém, PE

Parâmetro	Descrição	Equação e Unidade	Fonte
PARÂMETROS FÍSICOS			
Área (A)	-	km ²	-
Perímetro (P)	-	km	-
Comprimento do Eixo/ Axial (L)	Distância da nascente da bacia até o exutório	km	-
Fator de forma (Kf)	Razão entre a área da bacia e o comprimento axial da bacia	$Kf = A/L^2$ [km km ⁻¹]	HORTON (1945)
Índice de Circularidade (IC)	Relação entre a área e o perímetro da bacia	$IC = 12,57 * A/P^2$	MILLER (1953)
Coefficiente de Compacidade (Kc)	Relação do perímetro com a área da bacia	$Kc = 0,28(P/\sqrt{A})$ [km km ⁻¹]	LIMA (1969)
Razão de Elongação (Re)	Relação entre área da bacia e comprimento axial	$Re = 1,128(A^{0,5}/L)$	SCHUMM (1963)
PARÂMETROS HIPSOMÉTRICOS			
Altitude média	-	m	-
Máxima amplitude altimétrica (Hm)	Diferença altimétrica entre a altitude da desembocadura e a altitude do ponto mais alto situado em qualquer lugar da divisória topográfica	m	-
Declividade média (%)	-	-	-
Índice de Rugosidade (Ir)	Razão entre a variação da elevação (ΔH) (km) e da Densidade de drenagem (Dd)	$Ir = \Delta H * Dd$	CHRISTO-FOLETTI (1969)
Razão do relevo (Rr)	Razão entre a variação da elevação (ΔH) e o comprimento axial (L)	$Rr = \Delta H/L$	CHRISTO-FOLETTI (1969)

PARÂMETROS HIDROLÓGICOS			
Índice de Sinuosidade (IS)	Razão entre o comprimento do Canal principal (R) e o perímetro do talvegue (Lrp)	$IS = 100(R - Lrp)/R$ [%]	SCHUMM (1963)
Tempo de Concentração (Tc)	Tempo necessário para uma gota de chuva da região mais remota da bacia chegar ao exutório, em que: Δh= diferença de altitude ao longo do rio principal	$Tc = 57[(L^2/\Delta h) * 0,385]$ [min]	COLLIS-CHONN & TASSI (2008)
Coefficiente de manutenção (Cm)	Área mínima necessária para manter a manutenção de 1m de um canal	$Cm = (1/Dd) * 1000$ [m ² /m]	CHRISTO-FOLETTI (1981)

4.2.7.2 Análise hidrológica

O processo de modelagem hidrológica foi realizado no ambiente do QGIS (v. 3.18.3), utilizando o SWAT com o plugin QSWAT (versão 1.5). O processamento do SWAT é dividido em três etapas: delimitação da bacia e suas respectivas sub-bacias; criação de unidades de resposta hidrológica (HRUs) – áreas caracterizadas pela combinação dos mesmos dados de uso e cobertura, tipo de solo e declividade; e carregamento dos dados meteorológicos para a execução do modelo.

Neste estudo, a Bacia Hidrográfica do Rio Sirinhaém foi dividida em três grandes sub-bacias seguindo características da elevação da região na interpretação dos dados. Além disso, foi utilizado o software Excel da Microsoft para a tabulação dos dados e análises estatísticas.

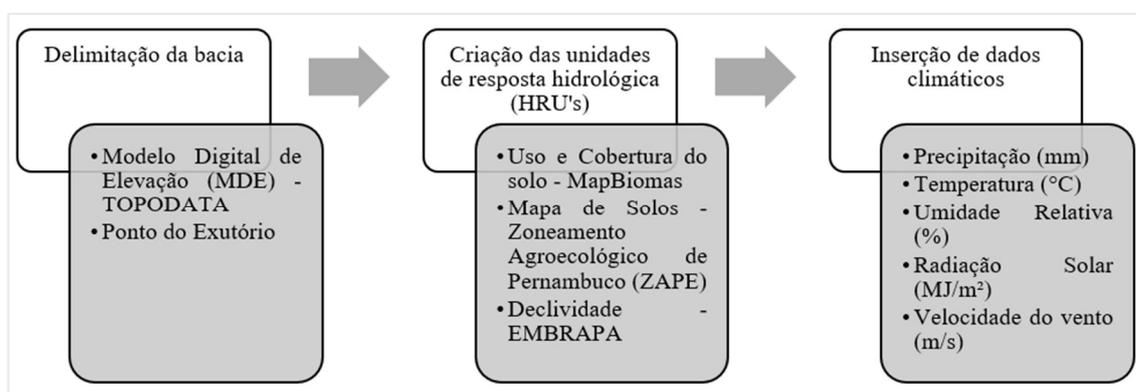


Figura 5. Etapas da modelagem SWAT

4.2.7.3 Análise estatística do modelo

Para avaliar a precisão dos modelos, foram considerados diversos elementos da estatística descritiva, incluindo o coeficiente de determinação, o erro sistemático e o erro quadrático médio (Equações 3, 4 e 5, respectivamente). Os valores encontrados para o coeficiente foram avaliados seguindo a classificação de Hinkle et al. (1988) (Tabela 5).

Tabela 5. Critério de avaliação para o coeficiente de determinação (r^2)

Intervalo de correlação	Classificação
$0,9 < r^2 \leq 1$	Correlação muito forte
$0,7 < r^2 \leq 0,9$	Correlação forte
$0,5 < r^2 \leq 0,7$	Correlação média
$0,3 < r^2 \leq 0,5$	Correlação fraca
$0,0 < r^2 \leq 0,3$	Correlação nula

Além disso, o desempenho do modelo foi avaliado por meio do coeficiente de Nash-Sutcliffe (NS) (Equação 14), proposto por Nash e Sutcliffe (1970), seguindo os critérios de avaliação elaborados por Moriasi et al. (2015) (Tabela 6), os quais se aplicam a modelos hidrológicos que consideram o componente de escoamento superficial e a escala temporal mensal.

$$NS = \frac{\sum_{i=1}^n (O_i - P_i)^2}{\sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O})^2} \quad (14)$$

em que: O_i = valor da vazão observada no intervalo de tempo i ; P_i = valor da vazão predita no intervalo de tempo i ; n = número de registros; \bar{O} = Vazão média da série analisada.

Tabela 6. Critério de avaliação recomendado para modelos hidrológicos, considerando o componente da vazão e escala mensal para os processos de calibração e validação

Parâmetro estatístico	Componente	Muito bom	Bom	Satisfatório	Insatisfatório
R ²	Vazão (Mensal)	> 0,85	0,80 ≤ R ² ≤ 0,85	0,70 ≤ R ² ≤ 0,80	≤ 0,70
	Geral	> 0,80	0,70 ≤ R ² ≤ 0,80	0,50 ≤ R ² ≤ 0,70	≤ 0,50
NS	Vazão (Mensal)	> 0,85	0,70 ≤ NS ≤ 0,85	0,55 ≤ NS ≤ 0,70	≤ 0,55
	Geral	> 0,8	0,60 ≤ NS ≤ 0,80	0,50 ≤ NS ≤ 0,60	≤ 0,50
PBIAS (%)	Vazão (Mensal)	≤ ±3	±3 ≤ PBIAS ≤ ±10	±10 ≤ PBIAS ≤ ±15	≥ ±15
	Geral	≤ ±5	±5 ≤ PBIAS ≤ ±10	±10 ≤ PBIAS ≤ ±25	≥ ±25

5 RESULTADOS E DISCUSSÕES

5.1 Elementos meteorológicos

5.1.1 Caracterização das condições meteorológicas das sub-bacias

A Figura 6 mostra o comportamento da precipitação observada ao longo da área de estudo e a média das estações. É possível notar que as estações localizadas nos municípios de Barra de Guabiraba, Camocim de São Félix e Cortês (Figuras 6b, 6c e 6d) apresentaram valores abaixo da média de precipitação. Essas estações estão situadas na sub-bacia 1, juntamente com a estação de Amaraji (Figura 6a), que exibiu um comportamento pluviométrico acima da média das estações. As estações de Gameleira, Ribeirão e Rio Formoso (Figuras 6e, 6f e 6g) pertencem à sub-bacia 2. Todas elas demonstraram um comportamento pluviométrico mais elevado em comparação com os valores médios. A estação de Sirinhaém (Figura 6h) está na sub-bacia 3, e tanto ela quanto a estação de Rio Formoso apresentaram picos de precipitação significativos, superiores a 800 mm em maio de 2017. As sub-bacias 2 e 3 são as mais próximas do litoral, onde a incidência de chuvas é maior, o que explica os valores mais elevados nos gráficos.

De modo geral, é possível notar que os picos pluviométricos das estações ocorrem entre os meses de abril e agosto, sendo que o ano de 2017 apresentou os maiores valores de precipitação nesse intervalo de tempo. Essas fortes chuvas, que também afetaram o estado de Alagoas, foram consequências de um longo período de escassez que a região vinha enfrentando devido a alterações nos padrões de chuva e nas temperaturas globais (LACERDA & LOPES, 2017).

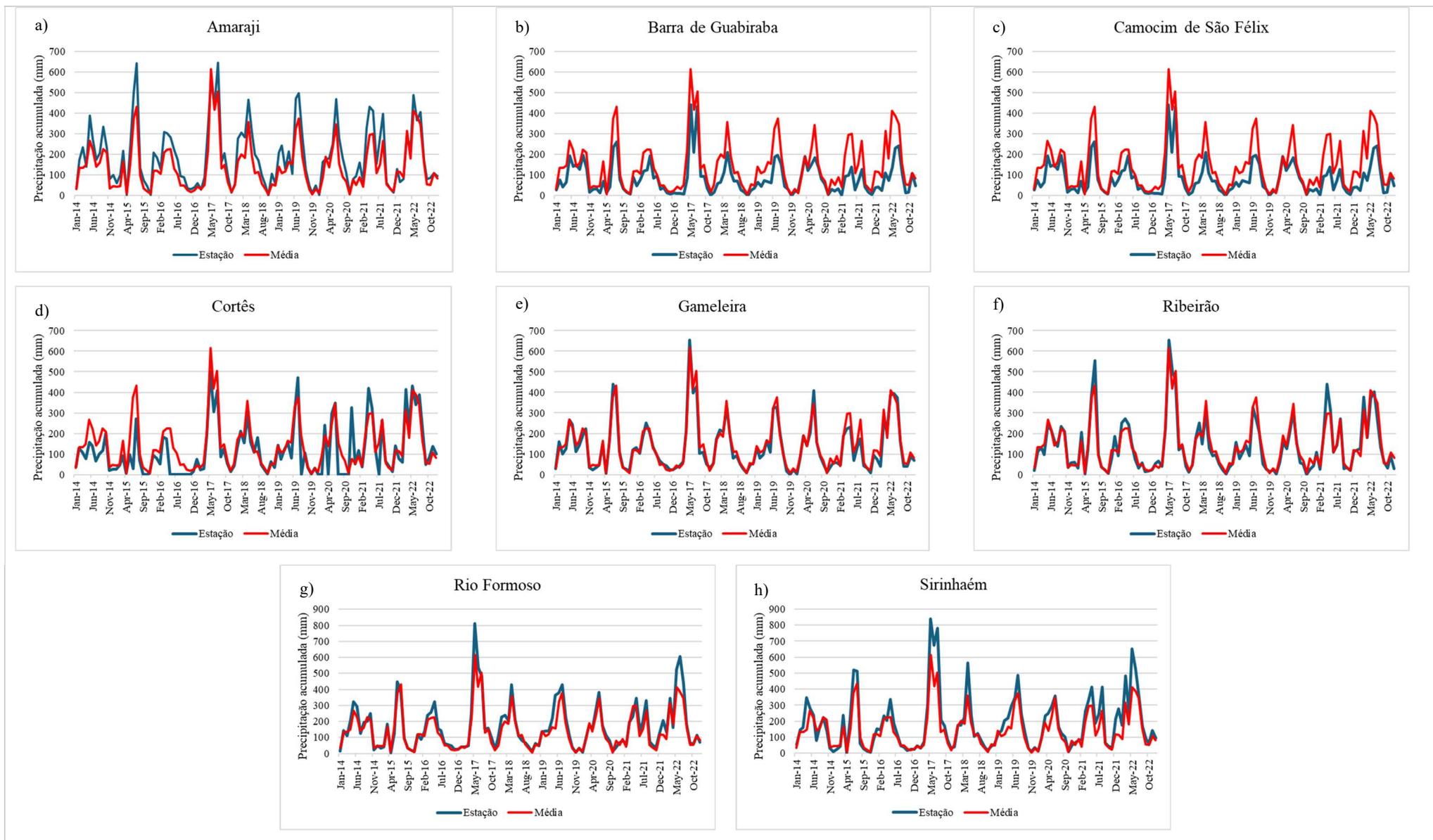


Figura 6. Precipitação mensal acumulada dos dados medidos das estações e média de precipitação para os anos de 2014 a 2022

Em relação à temperatura (Figura 7), observou-se um padrão consistente ao longo dos anos, com temperaturas mais altas entre outubro e março e valores mais baixos entre maio e setembro. A estação de Caruaru, localizada na região agreste, apresentou os menores valores em relação à média, com temperaturas variando entre 21 e 25°C. Em contraste, Palmares, situada na mata sul, registrou valores mais altos, variando entre 22 e 27°C. Devido à sua altitude de 545 metros acima do nível do mar, Caruaru apresentou temperaturas mais baixas, com uma redução significativa entre os anos de 2018 e 2020, quando os valores variaram entre 19 e 23°C. Ao analisar os valores médios de temperatura e precipitação considerados para a bacia hidrográfica de referência (BHRS) (Figura 8), é possível perceber que os picos de precipitação coincidem com os menores valores de temperatura da série histórica, caracterizando um inverno chuvoso, propiciado pelas Ondas de Leste. Segundo Santos (2013), estas são responsáveis pelas chuvas que ocorrem no litoral entre os meses de maio e agosto.

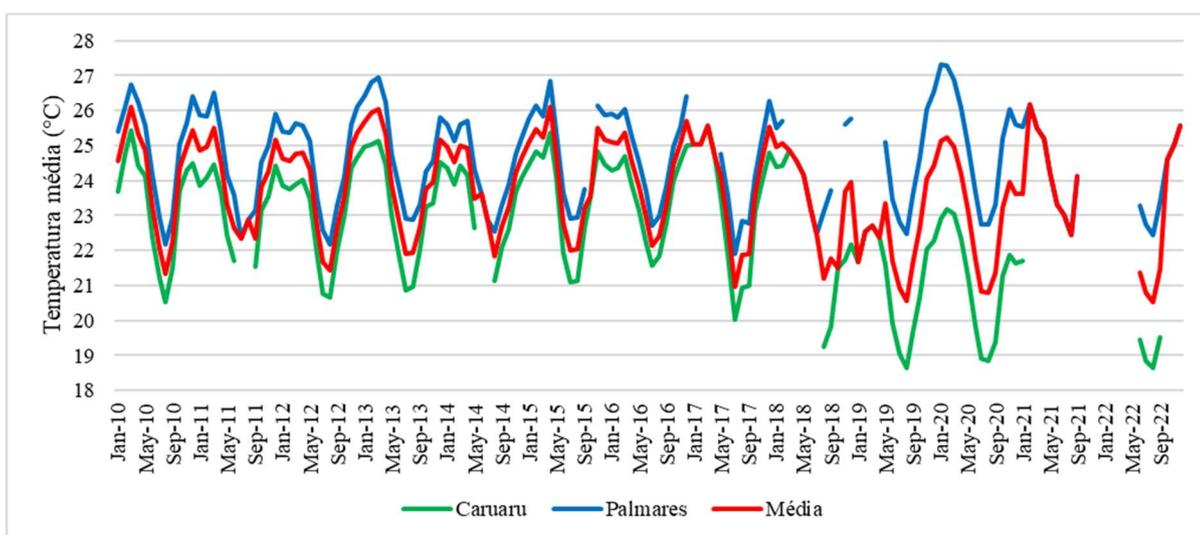


Figura 7. Temperatura média mensal das estações automáticas e média entre as estações.

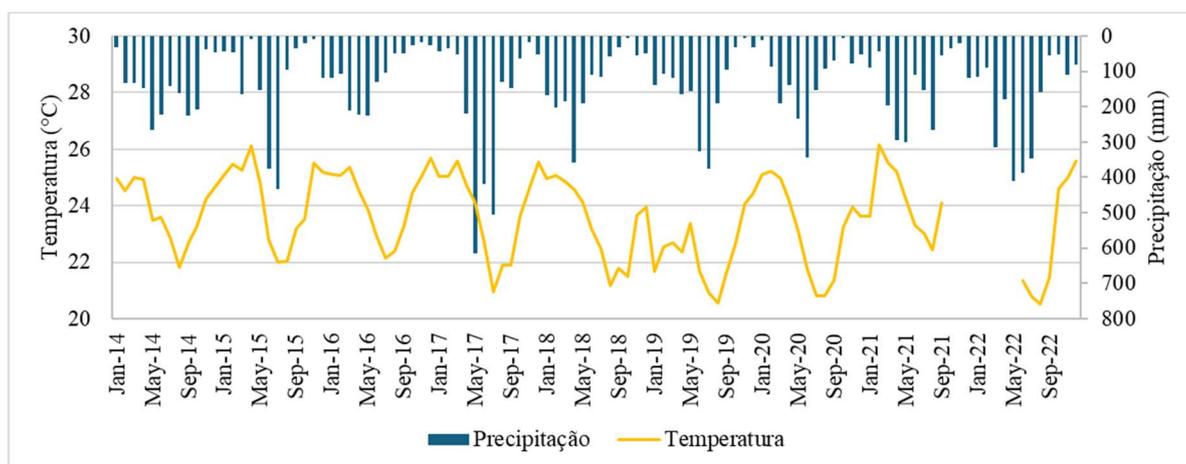


Figura 8. Valores médios mensais da precipitação pluvial e temperatura do ar para a área de estudo.

5.1.2 Análise exploratória das variáveis meteorológicas

Na Figura 9 estão apresentados os boxplots dos dados medidos de precipitação acumulada mensal (APAC) e dos dados estimados (CHIRPS e ERA5-Land). É possível inferir que o conjunto de dados da APAC apresentou a maior variabilidade, evidenciada pelo elevado valor de sua amplitude interquartil (IQR) para os pluviômetros (Tabela 6). Para os dados de precipitação de reanálise, os dados do CHIRPS (Tabela 7) exibiram um comportamento semelhante ao dos dados observados, com um IQR acima de 100 – com exceção da estação de Camocim de São Félix. Em contrapartida, os valores do ERA5-Land demonstraram menor variabilidade, apresentando um IQR inferior a 100 (Tabela 8).

Nogueira (2007) considera que um conjunto de dados é homogêneo quando seu coeficiente de variação (CV) é inferior a 35%, heterogêneo quando o CV está entre 35% e 65%, e muito heterogêneo quando os valores superam 65%. Nos dados de precipitação, tanto os observados quanto os de reanálise, os valores de CV foram significativamente superiores a 35%, indicando uma alta variabilidade. Além do CV, os dados também apresentaram valores elevados para o desvio padrão (DP), o que justifica a presença de outliers nos boxplots e reforça a aleatoriedade observada nos dados.

Tabela 7. Descrição dos valores presentes nos boxplots para os dados de precipitação mensal medidos da APAC

Estação	Mínimo	1º quartil	Média	Mediana	3º quartil	Máximo	DP	CV	Amplitude interquartil (IQR)
Amaraji	1	80,62	167,5	167,5	283,4	645	150,39	0,7666467	202,78
Barra de Guabiraba	0	50,27	117	117	181,68	445	101,26	0,7666979	131,41
Camocim de São Félix	0	17,65	80,73	58,8	123,25	441,7	80,76	1,000414	105,6
Cortês	0	25,93	123,49	85,95	177,6	597,4	128,59	1,041305	151,67
Gameleira	0,9	44,77	133,86	94,9	188,1	654,9	124,95	0,9334079	143,33
Ribeirão	0	41,88	143,28	98,5	202	891,5	146,85	1,024873	160,12
Rio Formoso	2	49,45	158,46	115,9	211,28	811,8	145,97	0,9211782	161,83
Sirinhaém	0	58,1	189,7	143,5	243,6	840,1	175,05	0,9225708	185,5

Tabela 8. Descrição dos valores presentes os boxplots para os dados de precipitação mensal do CHIRPS

Estação	Mínimo	1º quartil	Média	Mediana	3º Quartil	Máximo	DP	CV	Amplitude interquartil (IQR)
Amaraji	0	39,38	73,41	73,41	149,08	390,79	79,63	0,801974	109,7
Barra de Guabiraba	0	38,28	72,89	72,89	139,85	346,2	70,33	0,773054	101,57
Camocim de São Félix	0	27,95	76,94	65,31	113,71	341,2	58,96	0,7663451	85,76
Cortês	0	38,25	104,94	70,91	147,75	541,21	94,46	0,9001159	109,5
Gameleira	12,29	43,88	122,25	86,72	168,16	590,79	106,05	0,8675378	124,28
Ribeirão	9,684	41,902	104,073	76,457	149,894	482,516	87,55	0,8411933	107,992
Rio Formoso	15,15	50,7	140,59	97,24	192,54	628,24	123,82	0,8807003	141,84
Sirinhaém	18,73	60,4	168,37	120,79	168,37	698,25	141,65	0,841317	107,97

Tabela 9. Descrição dos valores presentes os boxplots para os dados de precipitação mensal do ERA5-Land

Estação	Mínimo	1º quartil	Média	Mediana	3º Quartil	Máximo	DP	CV	Amplitude interquartil (IQR)
Amaraji	24	55,25	78	78	101	246	45,07	0,5157301	45,75
Barra de Guabiraba	20	49,25	65	65	93,5	201	38,38	0,5015731	44,25
Camocim de São Félix	17	43,5	72,1	60	90,5	269	40,31	0,5590798	47
Cortês	20	50,75	80,26	72	91	244	43,7	0,5445212	40,25
Gameleira	18	47,75	81,18	72	95,25	273	47,65	0,587006	47,5
Ribeirão	24	54,75	89,58	77	105,25	283	50	0,5582112	50,5
Rio Formoso	18	47	84,17	74,5	99	292	51,06	0,6066314	52
Sirinhaém	20	50	93,34	81	114	303	58,73	0,6292135	64

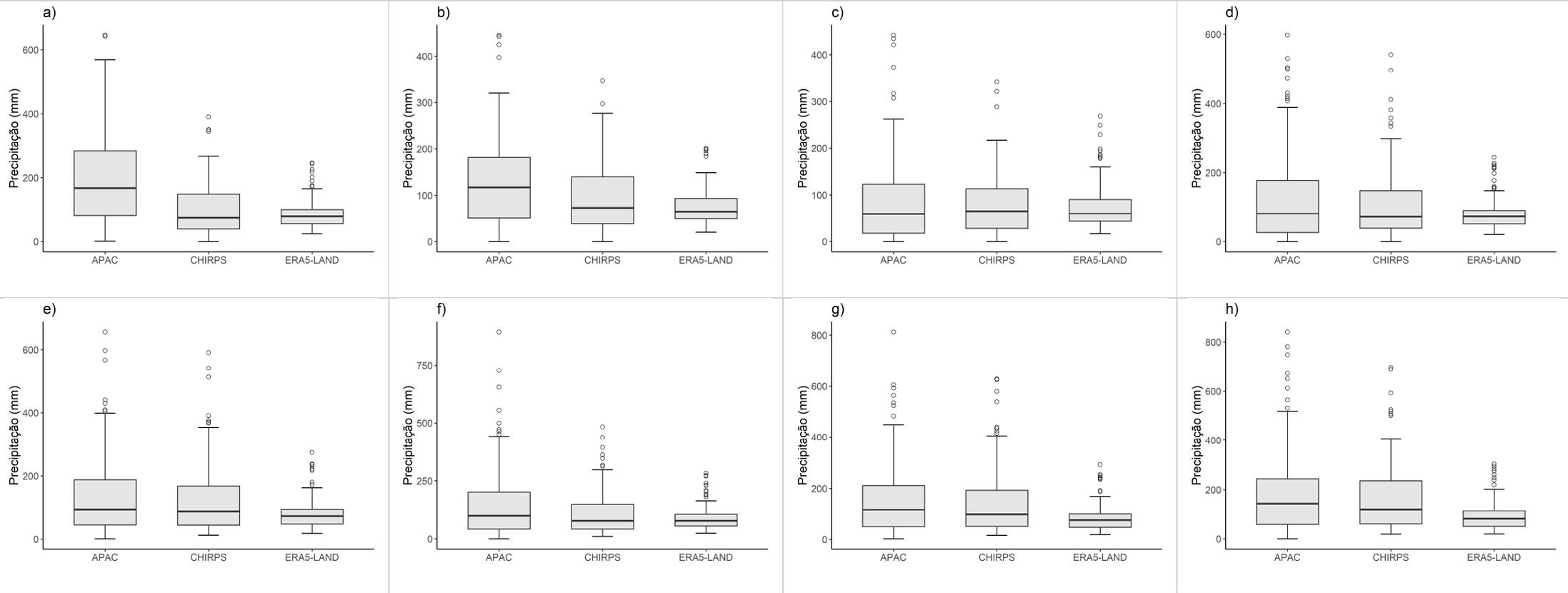


Figura 9. Boxplots da precipitação acumulada mensal medida (APAC) e estimada (CHIRPS e ERA5-Land) para os municípios de a) Amaraji, b) Barra de Guabiraba, c) Camocim de São Félix, d) Cortês, e) Gameleira, f) Ribeirão, f) Rio Formoso e g) Sirinhaém entre os anos de 2014 e 2022.

Nas Figuras 10 e 11 estão ilustrados os boxplots das variáveis meteorológicas medidas (INMET) e estimadas (ERA5-Land). Observa-se que o conjunto de dados do ERA5-Land apresentou menor variabilidade para a precipitação (Tabela 10), com o valor do IQR inferior aos valores encontrados para o conjunto de dados do INMET (Tabela 9). Contudo, assim como os dados observados da APAC, tanto o conjunto de dados do INMET quanto o do ERA5-Land apresentaram altos valores de desvio padrão, coeficiente de variação e amplitude interquartil. Os outros parâmetros tiveram seus valores de desvio padrão, coeficiente de variação e IQR mais baixos, com coeficiente de variação inferior a 35%, o que indica um comportamento mais homogêneo dos dados (NOGUEIRA, 2007). Isso se reflete nos boxplots, que apresentam poucos ou nenhum valor considerado outlier. Portanto, isso demonstra que o comportamento das chuvas possui alta variabilidade, enquanto os outros parâmetros meteorológicos apresentam uma certa estabilidade em suas oscilações.

Tabela 10. Descrição dos valores presentes nos boxplots para os dados medidos do INMET das estações Caruaru e Palmares.

Estação	Variável	Mínimo	1° quartil	Média	Mediana	3° Quartil	Máximo	DP	CV	Amplitude interquartil (IQR)
Caruaru	Precipitação	0	3,4	46,07	24,2	60,4	367,6	62,89	1,365086	57
	Temperatura	18,63	21,55	22,72	23	24,34	25,57	1,79	0,0789382	2,79
	Veloc. Vento	2,061	2,809	3,06	3,047	3,353	4,282	0,41	0,1329963	0,544
	UR	63,78	70,67	76,64	76,34	82,49	92,1	7,29	0,0950627	11,82
Palmares	Precipitação	0	25,4	96,58	73,8	127,8	556	100,36	1,039161	102,4
	Temperatura	21,91	23,32	24,61	24,77	25,7	27,32	1,38	0,0559178	2,38
	Veloc. Vento	1,612	1,953	2,09	2,079	2,212	2,623	0,19	0,0916331	0,259
	UR	75,16	80,99	83,74	83,52	86,89	90,71	3,73	0,0445426	5,9

Tabela 11. Descrição dos valores presentes os boxplots para os dados do ERA5-Land para os municípios de Caruaru e Palmares.

Estação	Variável	Mínimo	1° quartil	Média	Mediana	3° Quartil	Máximo	DP	CV	Amplitude interquartil (IQR)
Caruaru	Precipitação	10	29	49,9	39	59	181	32,11	0,6434474	30
	Temperatura	19,96	21,72	22,9	23,34	24,02	25,2	1,38	0,06046517	2,3
	Veloc. Vento	1,309	2,303	2,49	2,543	2,734	3,361	0,36	0,1444072	0,431
	UR	72,4	78,29	81,71	81,59	85,11	90,1	4,2	0,05141268	6,82
Palmares	Precipitação	19	46,5	80,22	70	93,5	273	46,47	0,5792741	47
	Temperatura	21,45	22,76	24,03	24,25	25,23	26,67	1,35	0,05627138	2,47
	Veloc. Vento	0,969	1,636	1,79	1,802	1,981	2,635	0,27	0,1527171	0,345
	UR	65,6	76,45	80,22	80,21	83,94	91,05	5,34	0,066566941	7,49

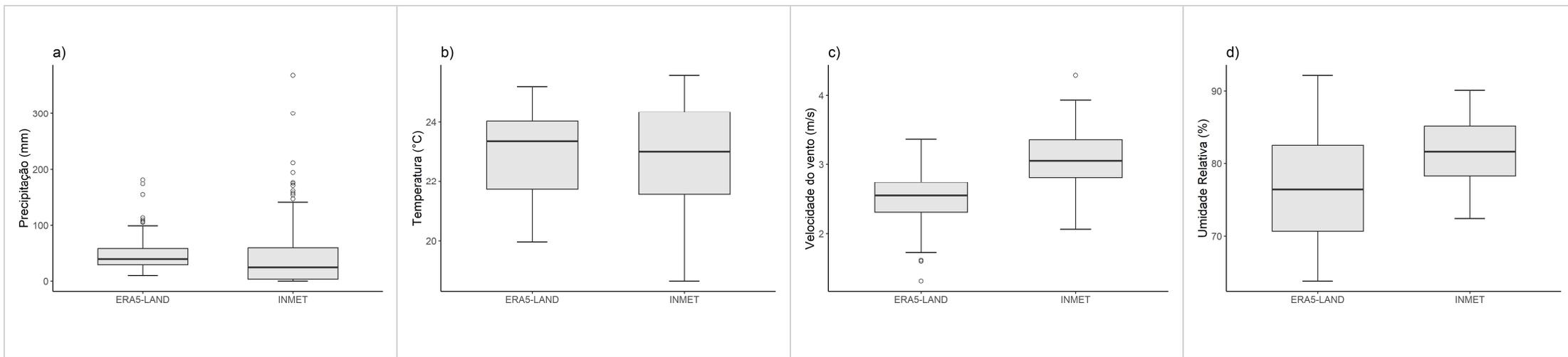


Figura 10. Boxplots das variáveis Meteorológicas medidas (INMET) e estimadas (ERA5-Land): a) precipitação pluvial acumulada mensal (mm), b) temperatura do ar média mensal (°C), c) Velocidade do vento (m/s), d) Umidade relativa do ar (%) para o município de Caruaru-PE entre 2014 e 2022.

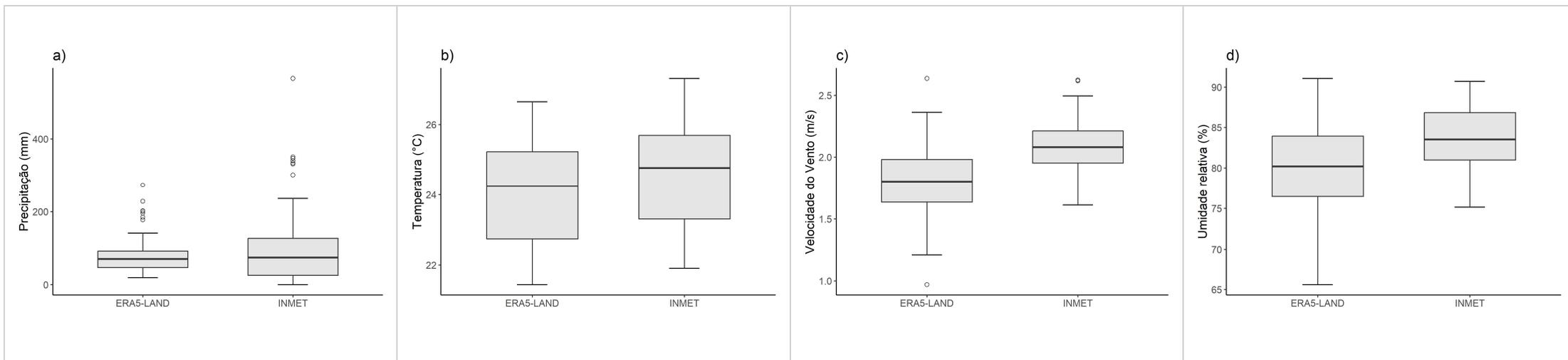


Figura 11. Boxplots das variáveis Meteorológicas medidas (INMET) e estimadas (ERA5-Land): a) precipitação pluvial acumulada mensal (mm), b) temperatura do ar média mensal (°C), c) Velocidade do vento (m/s), d) Umidade relativa do ar (%) para o município de Palmares-PE entre 2014 e 2022.

5.1.3 Validação dos dados meteorológicos de reanálise ERA5-Land e CHIRPS

A validação dos dados das estações meteorológicas automáticas do INMET (Tabela 11) foi realizada para os produtos do CHIRPS e do ERA5-Land, a fim de garantir a qualidade desses dados para a modelagem hidrológica na interface do SWAT. Como não havia estações meteorológicas do INMET dentro da área de estudo, foram utilizados os dados das estações automáticas de Caruaru (-8,365°, -36,028°) e Palmares (-8,667°, -35,568°). Além disso, os dados de insolação da estação de Garanhuns (-8,911°, -36,493°) foram empregados para a obtenção da radiação solar incidente. Esses municípios foram escolhidos devido à sua proximidade com a bacia do rio Sirinhaém.

Tabela 12. Resumo estatístico dos dados INMET para variáveis meteorológicas

Município	Variável	Satélite	r ²	BIAS	RMSE	E
Caruaru	Precipitação	CHIRPS	0,52516	22,6184	53,3293	37,0664
		ERA5-LAND	0,43581	3,83009	48,1077	30,8779
	UR	ERA5-LAND	0,57308	5,04991	7,69706	6,51537
	Vel. Vento	ERA5-LAND	0,44627	-0,5699	0,65069	0,57843
	Temperatura	ERA5-LAND	0,60528	0,17818	1,13658	0,88325
Palmares	Precipitação	CHIRPS	0,23116	19,3111	110,081	64,1301
		ERA5-LAND	0,41881	-16,358	80,0032	55,1899
	UR	ERA5-LAND	0,67044	3,37902	5,26054	4,34735
	Vel. Vento	ERA5-LAND	0,62962	-0,3007	0,34401	0,30119
	Temperatura	ERA5-LAND	0,97789	-0,5763	0,61132	0,57626
Garanhuns	Rad. Solar	ERA5-LAND	0,36477	3,97778	5,76899	4,73882

O conjunto de dados de reanálise do CHIRPS e do ERA5-Land, quando comparados com os dados observados de precipitação das estações do INMET, apresentou valores elevados de BIAS, RMSE e E (veja a tabela acima). Os dados do CHIRPS mostraram um coeficiente de determinação satisfatório ($r^2 = 0,53$) para a estação de Caruaru, enquanto na estação de Palmares apresentaram um desempenho insatisfatório ($r^2 = 0,23$). Por outro lado, os dados do ERA5-Land apresentaram desempenho mediano,

com r^2 de 0,44 para Caruaru e 0,42 para Palmares; no entanto, os valores de BIAS, RMSE e E foram menores em comparação aos dados do CHIRPS.

No que diz respeito às demais variáveis meteorológicas, a temperatura apresentou o melhor desempenho em ambos os municípios, com r^2 acima de 0,5 (0,61 para Caruaru e 0,98 para Palmares), além de baixos valores de BIAS, RMSE e E. A radiação solar, por sua vez, teve um coeficiente de determinação mais baixo ($r^2 = 0,36$), assim como os outros parâmetros estatísticos. Matsunaga et al. (2024) encontraram uma boa performance estatística, com o valor do coeficiente de Pearson (r) acima de 0,5 para os dados de precipitação pluvial, temperatura do ar, velocidade do vento e umidade relativa do ar, além de baixos valores de RMSE (mínimo de 0,46 e máximo de 9,51 mm), exceto para a precipitação, que apresentou valores mínimos e máximos de RMSE de 9,63 e 35,25 mm, respectivamente. Araújo et al. (2022) validaram os dados de temperatura do ar, encontrando valores do coeficiente de determinação para essa variável meteorológica variando entre 0,57 e 0,98.

5.1.4 Validação do conjunto de dados de precipitação do ERA5-Land e CHIRPS

A variável meteorológica considerada para a validação com os dados da APAC foi a precipitação pluvial. Os gráficos de dispersão (Figura 12 e Figura 13) foram gerados a partir dos pluviômetros encontrados nos municípios presentes na BHRS e do conjunto de dados de reanálise do CHIRPS e ERA5-Land. A partir desses gráficos é possível notar que ambos os conjuntos de dados de reanálise apresentaram a linha de tendência abaixo da reta normal dos dados observados. Isso indica que os dados de sensoriamento remoto tendem a subestimar os valores dos dados reais, fato esse reforçado pelo valor negativo do BIAS para todos os municípios (Tabela 14). Apesar disso, o conjunto de dados do CHIRPS foi o que mais se aproximou da normal dos dados observados. Isso pode ser observado também através dos ângulos de correção da reta (Tabela 13), onde demonstra a distância desse a linha de tendência em relação a reta 1/1 dos dados observados, sendo os menores valores encontrados para os dados de reanálise do CHIRPS.

Tabela 13. Ângulos de correção da reta para as retas de dispersão dos dados de precipitação de reanálise

Município	CHIRPS		ERA5-LAND	
	ângulo da reta	ângulo de correção	ângulo da reta	ângulo de correção
Amaraji	23.205	21.795	13.561	31.439
Barra de Guabiraba	25.159	19.841	14.864	30.136
Camocim de São Félix	29.301	15.699	19.733	25.267
Cortês	30.672	14.328	15.024	29.976
Gameleira	36.848	8.152	18.128	26.872
Ribeirão	27.870	17.130	15.855	29.145
Rio Formoso	36.219	8.781	17.187	27.813
Sirinhaém	34.980	10.020	16.736	28.264

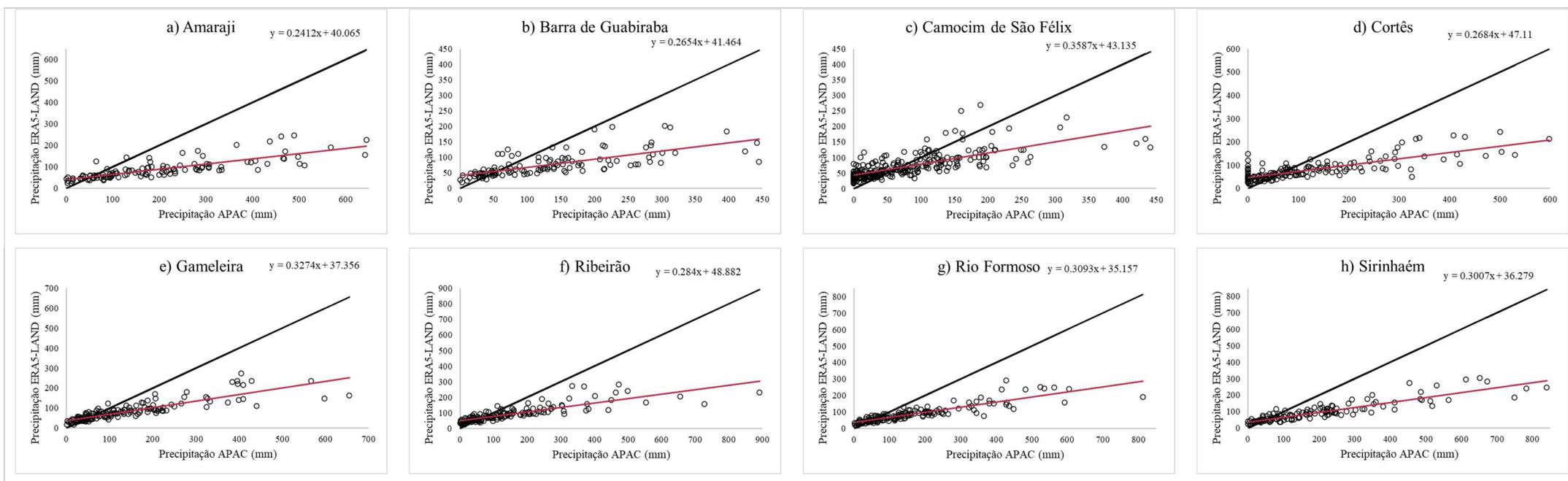


Figura 12. Gráficos de dispersão e linhas de tendência da precipitação pluvial acumulada mensal (mm) para os dados de reanálise do ERA5-Land (linha vermelha) e dos dados medidos pela APAC (linha preta) nos municípios de a) Amaraji, b) Barra de Guabiraba, c) Camocim de São Félix, d) Cortês, e) Gameleira, f) Ribeirão, g) Rio formoso e h) Sirinhaém

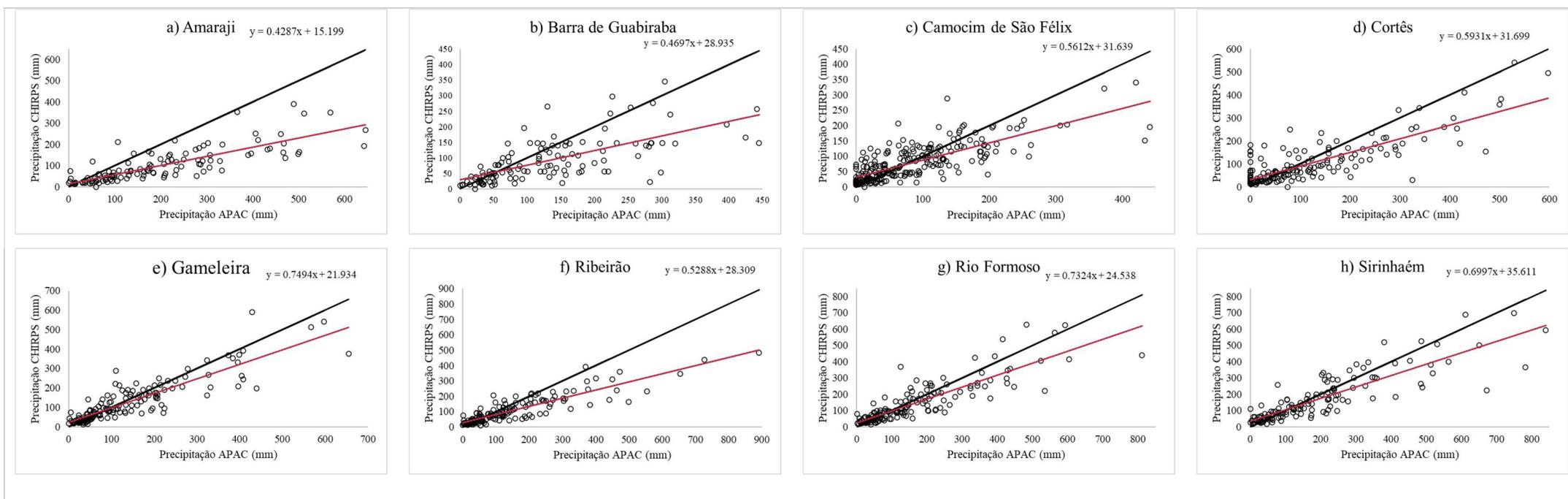


Figura 13. Gráficos de dispersão e linhas de tendência da precipitação pluvial acumulada mensal (mm) para os dados de reanálise do CHIRPS (linha vermelha) e dos dados medidos pela APAC (linha preta) nos municípios de a) Amaraji, b) Barra de Guabiraba, c) Camocim de São Félix, d) Cortês, e) Gameleira, f) Ribeirão, g) Rio formoso e h) Sirinhaém.

Tabela 14. Resumo estatístico para os produtos pluviométricos dos satélites em escala mensal

Estação	Satélite	r^2	BIAS	RMSE	E
Amaraji	ERA5-Land	0,6480	-108,7788	159,5387	115,9042
	CHIRPS	0,6555	-96,8751	137,3710	102,6160
Barra de Guabiraba	ERA5-Land	0,4904	-55,5559	96,5248	66,7322
	CHIRPS	0,4574	-41,0991	84,9038	57,6672
Camocim de São Félix	ERA5-Land	0,5167	-8,6335	59,3984	40,9952
	CHIRPS	0,5908	-3,7893	51,7931	35,3326
Cortês	ERA5-Land	0,6238	-43,2365	106,6640	70,9519
	CHIRPS	0,6519	-18,5539	78,4280	55,2675
Gameleira	ERA5-Land	0,7368	-52,6827	101,9177	62,8353
	CHIRPS	0,7795	-11,6142	59,7803	37,3759
Ribeirão	ERA5-Land	0,6957	-53,7045	120,9262	71,1840
	CHIRPS	0,7867	-39,2081	88,9906	53,8396
Rio Formoso	ERA5-Land	0,7819	-74,2872	127,2104	81,8872
	CHIRPS	0,7455	-17,8683	75,5826	49,3554
Sirinhaém	ERA5-Land	0,8034	-96,3993	157,6001	105,4674
	CHIRPS	0,7476	-21,3674	90,6968	56,8763

Para todas as estações, os produtos dos satélites CHIRPS e ERA5-Land apresentaram coeficientes de determinação satisfatórios (acima de 0,5), com exceção da estação de Barra de Guabiraba, onde os valores de r^2 dos produtos ERA5-Land e CHIRPS foram de 0,49 e 0,45, respectivamente. Embora apresentem desempenhos de r^2 considerados adequados, os dados de reanálise mostraram valores de erro (E) elevados, além de BIAS negativo para todas as estações. Isso reforça a tendência dos dados de reanálise em subestimar os valores reais obtidos pelos pluviômetros, sendo os dados do ERA5-Land menos precisos.

Costa et al. (2019) demonstraram que os dados de precipitação pluvial do produto CHIRPS apresentaram um excelente coeficiente de determinação (0,97) para todo o território nacional. Contudo, nas estações chuvosas do Centro-Oeste e do Norte, foram observados os menores valores de r^2 (0,78 e 0,77, respectivamente). Isso justifica os resultados mais baixos encontrados para a BHRS, uma vez que ela está localizada em uma região com maior incidência de chuvas.

O estudo de Andrade et al. (2022) também avaliou os produtos de precipitação obtidos do CHIRPS, do ERA5-Land, do TerraClimate, do TRMM e do IMERG no Nordeste brasileiro. Embora todos os produtos tenham subestimado os valores observados na região costeira, os conjuntos de dados de reanálise do CHIRPS, IMERG e

TRMM apresentaram os melhores resultados, com coeficientes de correlação acima de 0,9, enquanto o ERA5-Land obteve um valor de 0,89 para o mesmo parâmetro estatístico.

5.1.5 Classificação da precipitação pluvial anual

Para a classificação da precipitação pluvial anual em secos, normais e chuvosos pela Técnica Estatística dos Quantis, seguindo a metodologia de Monteiro et al. (2012), foram utilizados os dados do CHIRPS, devido ao seu desempenho satisfatório nas análises estatísticas e à sua validação utilizando uma série temporal histórica sem falhas. O acumulado anual dos últimos 30 anos (1993 – 2022) foi classificado em ordem crescente. Assim, foram obtidos valores estimados (em mm) para os quantis Q(0,15), Q(0,35), Q(0,50), Q(0,65) e Q(0,85), conforme mostrado na Figura 14, na qual os valores de Q(0,15) e Q(0,85) representam os extremos da classificação (muito seco e muito chuvoso).

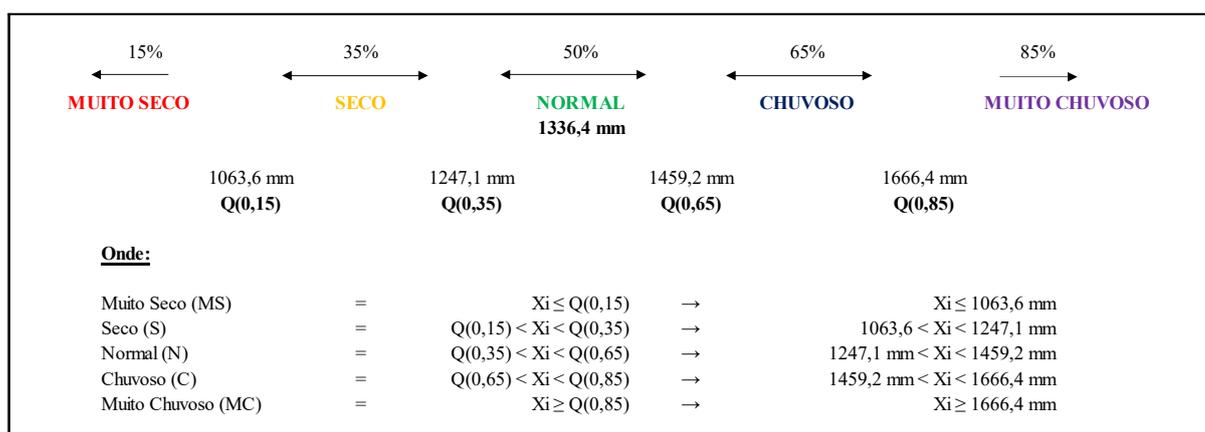


Figura 14. Valores estabelecidos para os quantis com dados CHIRPS para bacia do Rio Sirinhaém. Adaptado de MONTEIRO et al. (2012).

De acordo com a Figura 14, a região apresenta alta pluviosidade, com um valor mediano de precipitação anual acumulada de aproximadamente 1336,4 mm para toda a bacia. Isso se deve aos sistemas meteorológicos que atuam na região litorânea do estado, como as Ondas de Leste e o Dipolo Atlântico (ARAGÃO, 1998; SANTOS, 2013). Como a bacia está inserida em uma área caracterizada por alto índice pluviométrico, foram considerados os valores abaixo de 1063,6 mm como muito secos e os acima de 1666,4 mm como muito chuvosos, mesmo com os valores acumulados superiores a 1000 mm. O comportamento pluviométrico da série temporal em estudo pode ser visualizado na Tabela 14, e sua distribuição espacial, nas Figuras 15 e 16.

Tabela 15. Classificação da precipitação pluvial anual da série histórica do CHIRPS entre 1993 e 2022, de acordo com os valores estabelecidos para cada classe quantílica.

ANOS	Média Anual (mm)	CLASSE
1993	821,324	MUITO SECO
1994	1608,293	CHUVOSO
1995	1345,081	NORMAL
1996	1378,434	NORMAL
1997	1605,331	CHUVOSO
1998	824,228	MUITO SECO
1999	1011,514	MUITO SECO
2000	2123,024	MUITO CHUVOSO
2001	1291,516	NORMAL
2002	1652,762	CHUVOSO
2003	1261,119	NORMAL
2004	1747,965	MUITO CHUVOSO
2005	1584,571	CHUVOSO
2006	1233,098	SECO
2007	1373,404	NORMAL
2008	1297,33	NORMAL
2009	1477,31	CHUVOSO
2010	1462,366	CHUVOSO
2011	1855,194	MUITO CHUVOSO
2012	888,513	MUITO SECO
2013	1680,1	MUITO CHUVOSO
2014	1336,381	NORMAL
2015	1174,037	SECO
2016	1183,943	SECO
2017	1456,046	NORMAL
2018	1115,589	SECO
2019	1228,231	SECO
2020	1223,762	SECO
2021	1279,048	NORMAL
2022	1885,539	MUITO CHUVOSO

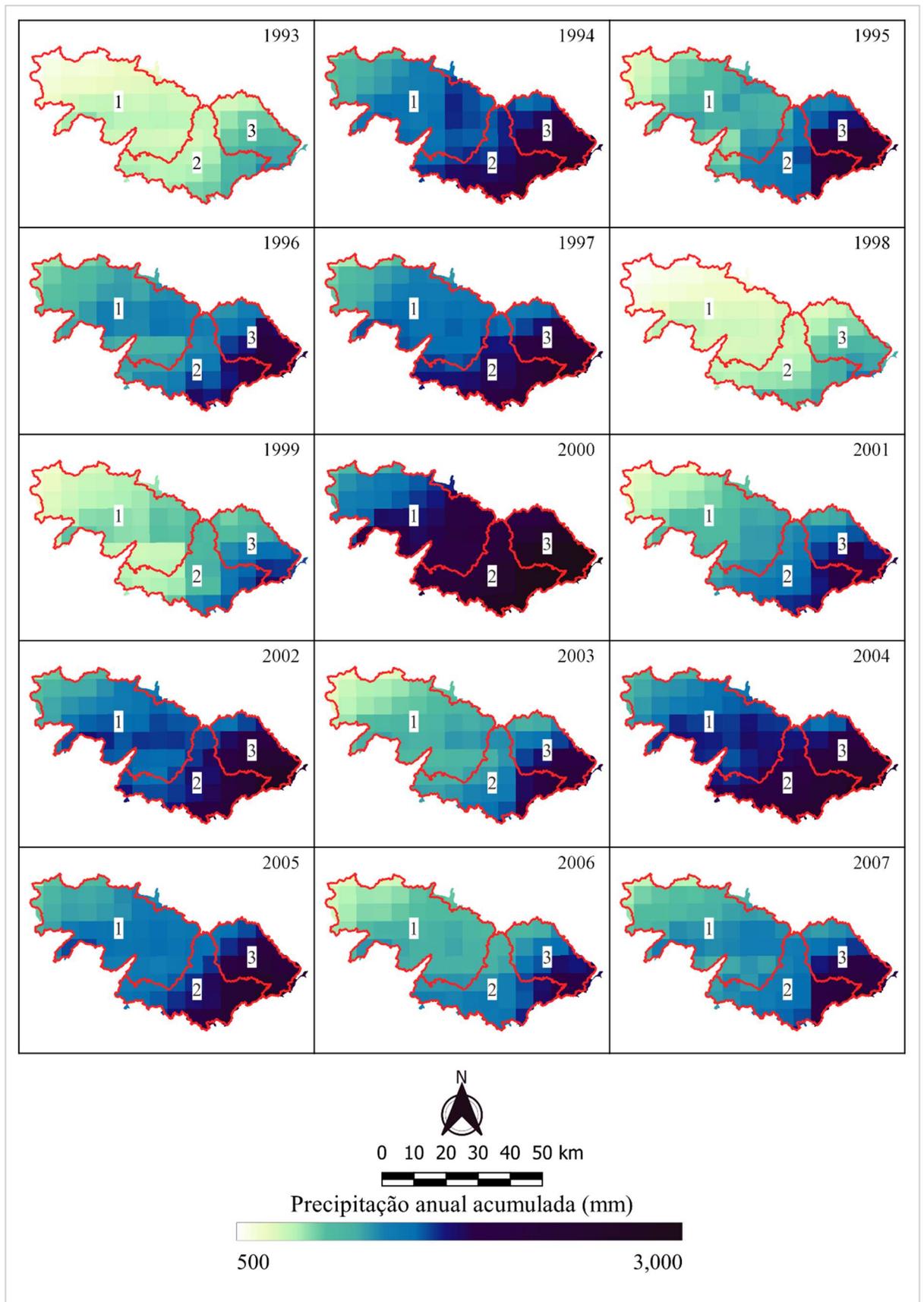


Figura 15. Distribuição espacial da precipitação pluvial obtidas pelo CHIRPS ao longo da BHRS para os anos de 1993 a 2007.

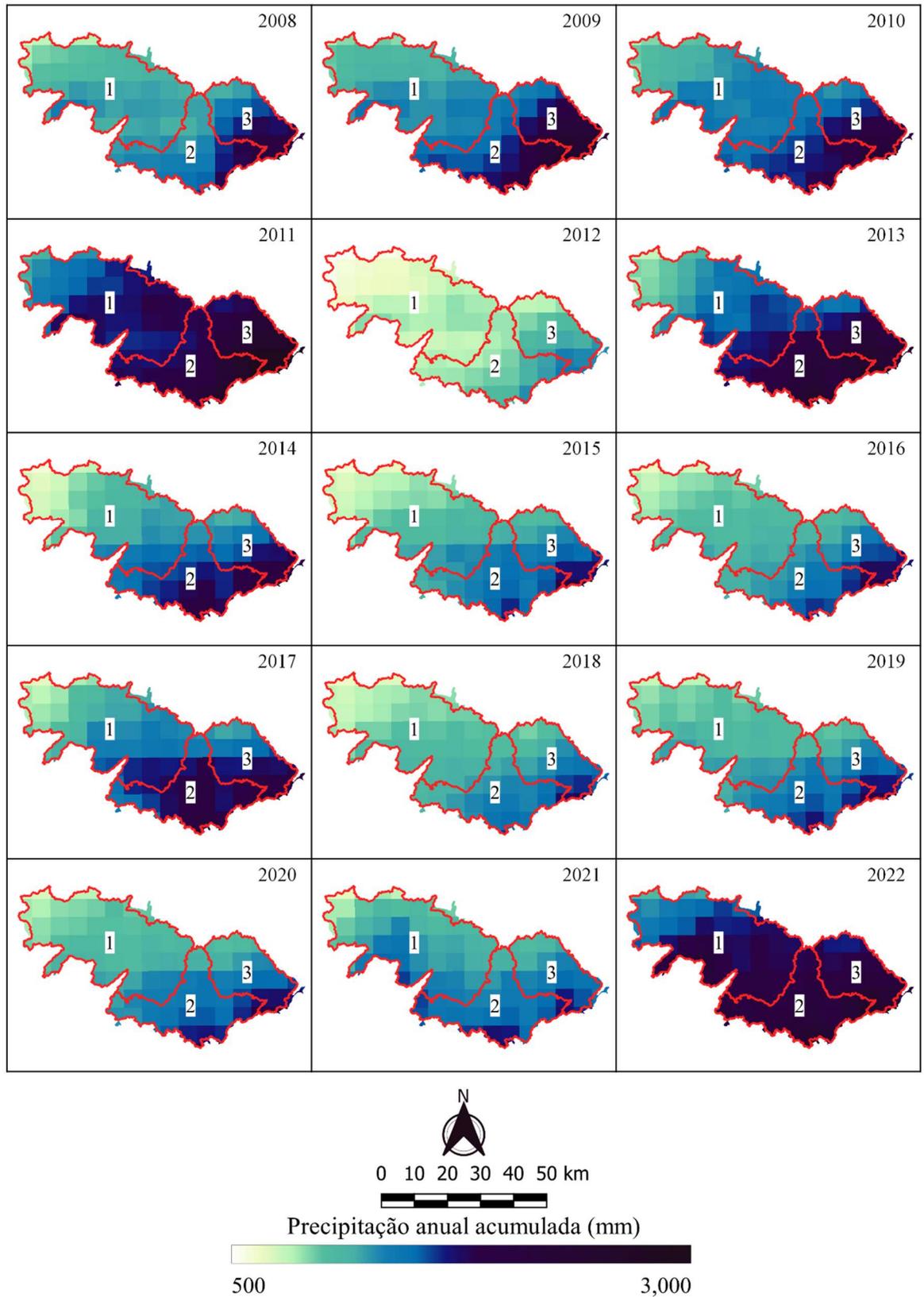


Figura 16. Distribuição espacial da precipitação pluvial obtidas pelo CHIRPS ao longo da BHRS para os anos de 2008 a 2022.

Apesar de apresentar características de clima tropical, a distribuição das chuvas na Bacia Hidrográfica do Rio Sirinhaém (BHRS) não é homogênea. Pelas figuras 15 e 16, é possível verificar uma maior concentração de chuvas mais próxima do litoral ao longo da série histórica analisada, mesmo em anos considerados mais secos, como 1993, 1998, 1999 e 2012. Nessa região, encontram-se as sub-bacias 2 e 3 da área de estudo, enquanto, mais a oeste, dentro da BHRS, onde se localiza a sub-bacia 1, observa-se uma redução da concentração de precipitação, que abrange uma parte do agreste pernambucano. Sendo uma região de transição morfoclimática entre o litoral e o sertão, o agreste apresenta um histórico de chuvas intensas nas áreas de divisa com a zona da mata, com máximas de 104 mm e 98 mm para os meses de junho e julho, respectivamente (RODRIGUES et al., 2017).

5.2 Fatores Biofísicos

Levando em consideração a classificação dos anos secos, normais e chuvosos realizada anteriormente, a disponibilidade dos dados dos satélites Sentinel-1 e Sentinel-2 e a qualidade de seus produtos, foram escolhidos os anos de 2016 (seco), 2017 (normal) e 2019 (seco) para avaliar a dinâmica dos parâmetros meteorológicos e biofísicos na bacia. A Figura 17 demonstra o comportamento dos índices biofísicos analisados ao longo do período de estudo, sendo que o NDVI, o NDWI e o IAF foram estimados a partir de dados do Sentinel-2, enquanto o DpRVic foi calculado a partir dos produtos do Sentinel-1. É possível notar que, apesar de as imagens obtidas pelo sensor óptico do Sentinel-2 corresponderem ao período mais seco da região, conforme a classificação realizada previamente, elas ainda apresentam a presença de nuvens. Apenas no ano de 2019 foi constatada uma imagem com menor incidência de nuvens.

Observa-se que os anos de 2016 e 2017 apresentaram valores dos índices ópticos mais próximos de zero, devido à interferência das nuvens, enquanto o índice SAR de vegetação — o DpRVic — exibiu valores mais próximos de 1, o que, teoricamente, indica maior cobertura vegetal na região. Contudo, embora os sensores de radar tenham a capacidade de gerar imagens em todas as condições climáticas, independentemente de ser dia ou noite, eles ainda sofrem a influência do teor de umidade presente no solo (CHHABRA et al., 2022) e, dependendo do comprimento de onda, podem não conseguir penetrar nuvens mais densas, o que pode gerar interferências. A imagem SAR do ano de

2019 foi a que apresentou um comportamento um pouco mais coerente em relação às imagens ópticas, mostrando, assim, valores mais baixos para o índice vegetativo de radar.

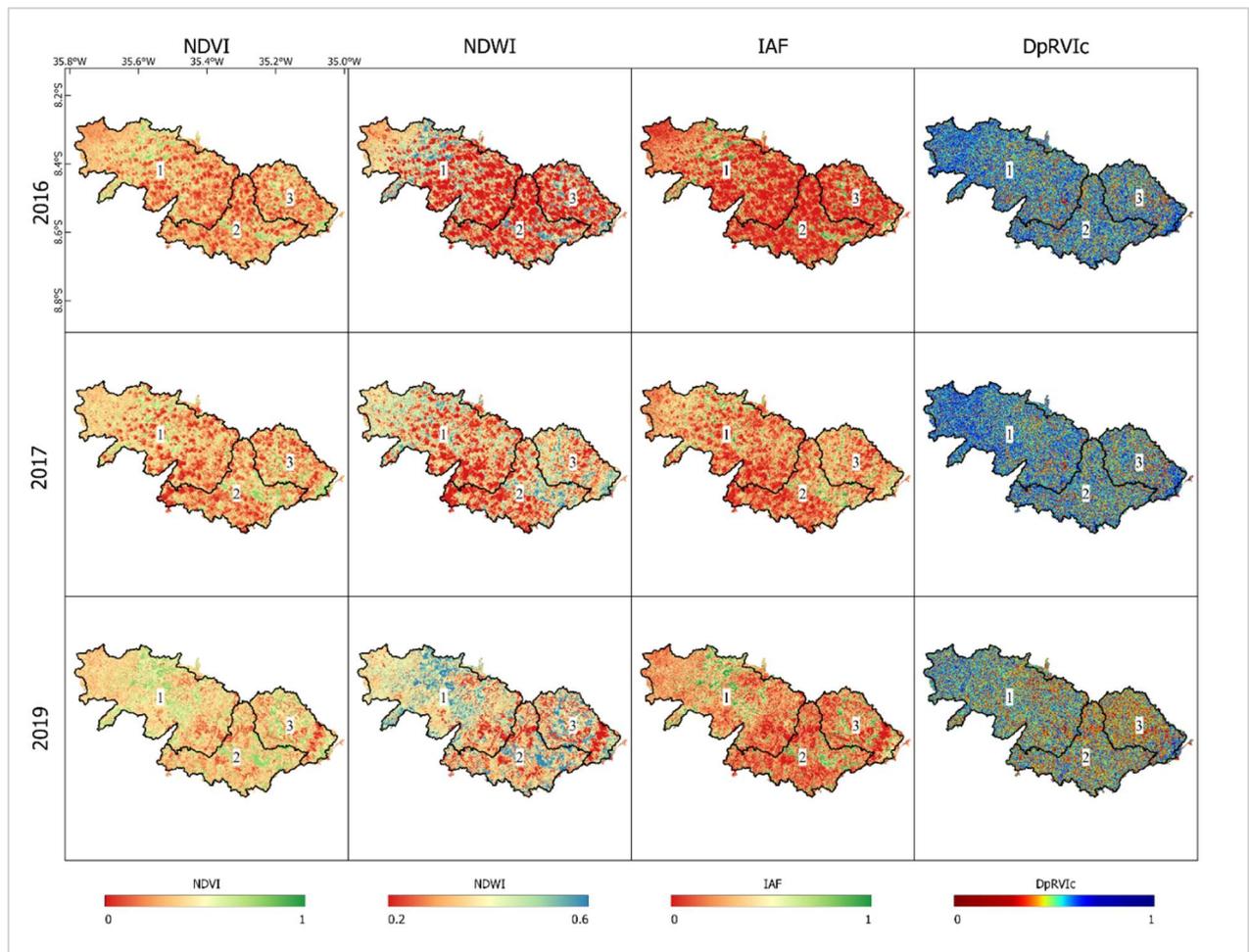


Figura 17. Índices biofísicos médios anuais estimados usando imagens ópticas (NDVI, NDWI e IAF) e imagens de radar (DpRVic) para as sub-bacias 1, 2 e 3.

No que diz respeito à análise estatística das variáveis biofísicas na região (Tabelas 15, 16 e 17), os valores médios dos parâmetros ópticos (NDVI, NDWI e IAF) apresentaram crescimento ao longo dos anos para todas as sub-bacias. Por outro lado, houve uma redução nos valores médios do DpRVic, sendo 2019 o ano que apresentou os menores valores para esse parâmetro. Os valores de NDWI seguiram o mesmo padrão que os do NDVI, enquanto o IAF não apresentou valores tão altos. As imagens foram coletadas durante o período mais seco da região (novembro a dezembro), período em que também é feita a colheita da cana-de-açúcar por meio de queima, o que justifica os valores reduzidos das médias do NDVI, NDWI e IAF de forma geral. Em relação ao comportamento do índice SAR de vegetação, este apresentou mínimos e máximos

condizentes com os dos parâmetros biofísicos ópticos, com valores próximos a 0,1 nos mínimos e próximos a 1 nos máximos.

Das três coberturas analisadas, a cana-de-açúcar foi a que apresentou os menores valores médios em relação aos índices biofísicos analisados para todas as sub-bacias, o que reforça a questão do período de colheita da cana-de-açúcar. Quanto aos outros tipos de cobertura, o mosaico de usos foi o que demonstrou as maiores médias para os índices analisados, visto que, por se tratar de uma região onde há rotação de culturas, o período de colheita pode não coincidir com o da cana-de-açúcar, fator a ser considerado em relação aos resultados encontrados.

Tabela 16. Estatística descritiva dos parâmetros biofísicos sub-bacia 1 para as classes de agricultura estabelecidas pelo Mapbiomas.

Culturas	Estatística Descritiva	NDVI			NDWI			IAF			DpRVic		
		2016	2017	2019	2016	2017	2019	2016	2017	2019	2016	2017	2019
Cana-de-Açúcar	Média	0,221	0,323	0,325	0,222	0,278	0,315	0,087	0,172	0,152	0,513	0,512	0,484
	Máximo	0,656	0,636	0,602	0,533	0,519	0,505	0,667	0,697	0,591	0,832	0,979	0,902
	Mínimo	0,009	0,043	0,062	-0,041	-0,112	-0,054	0,000	0,000	0,000	0,227	0,194	0,119
	Desv. Padrão	0,131	0,118	0,128	0,115	0,100	0,089	0,129	0,145	0,126	0,117	0,135	0,130
	Coef. Variação	0,594	0,366	0,394	0,517	0,360	0,283	1,491	0,844	0,825	0,229	0,263	0,269
Mosaico de usos	Média	0,298	0,390	0,469	0,269	0,323	0,406	0,169	0,265	0,336	0,564	0,558	0,501
	Máximo	0,691	0,757	0,775	0,578	0,606	0,632	0,907	1,038	1,147	0,970	0,869	0,776
	Mínimo	-0,025	0,039	-0,014	-0,166	-0,161	-0,196	0,000	0,000	0,000	0,208	0,277	0,176
	Desv. Padrão	0,183	0,157	0,152	0,154	0,129	0,116	0,206	0,219	0,237	0,125	0,116	0,117
	Coef. Variação	0,615	0,402	0,325	0,573	0,400	0,285	1,216	0,827	0,705	0,222	0,208	0,234
Pastagem	Média	0,316	0,390	0,412	0,318	0,355	0,398	0,194	0,289	0,290	0,550	0,559	0,505
	Máximo	0,745	0,754	0,824	0,642	0,630	0,687	1,620	1,222	1,952	0,900	0,861	0,870
	Mínimo	-0,002	0,004	0,033	-0,005	-0,073	-0,096	0,000	0,000	0,000	0,179	0,158	0,055
	Desv. Padrão	0,144	0,137	0,129	0,118	0,111	0,080	0,198	0,212	0,195	0,127	0,123	0,131
	Coef. Variação	0,456	0,352	0,313	0,370	0,313	0,200	1,023	0,734	0,675	0,230	0,220	0,259

Tabela 17. Estatística descritiva dos parâmetros biofísicos sub-bacia 2 para as classes de agricultura estabelecidas pelo Mapbiomas.

Culturas	Estatística Descritiva	NDVI			NDWI			IAF			DpRVlc		
		2016	2017	2019	2016	2017	2019	2016	2017	2019	2016	2017	2019
Cana-de-Açúcar	Média	0,212	0,328	0,294	0,218	0,285	0,298	0,076	0,177	0,121	0,510	0,504	0,462
	Máximo	0,778	0,764	0,751	0,635	0,608	0,592	1,518	1,061	0,955	0,875	0,835	0,794
	Mínimo	-0,031	0,040	0,032	-0,057	-0,006	0,052	0,000	0,000	0,000	0,150	0,137	0,162
	Desv. Padrão	0,126	0,129	0,128	0,107	0,108	0,088	0,132	0,167	0,127	0,127	0,122	0,125
	Coef. Variação	0,594	0,394	0,436	0,491	0,379	0,294	1,738	0,947	1,055	0,250	0,242	0,270
Mosaico de usos	Média	0,327	0,409	0,421	0,296	0,340	0,381	0,218	0,297	0,280	0,562	0,533	0,495
	Máximo	0,775	0,770	0,773	0,638	0,632	0,627	1,301	1,214	1,121	0,946	0,865	0,811
	Mínimo	0,036	-0,086	0,072	-0,132	-0,113	-0,046	0,000	0,000	0,000	0,201	0,241	0,091
	Desv. Padrão	0,191	0,182	0,164	0,149	0,144	0,111	0,271	0,259	0,235	0,135	0,128	0,122
	Coef. Variação	0,584	0,445	0,389	0,502	0,424	0,291	1,244	0,871	0,842	0,240	0,240	0,246
Pastagem	Média	0,287	0,317	0,355	0,287	0,273	0,356	0,146	0,185	0,201	0,553	0,551	0,486
	Máximo	0,596	0,657	0,639	0,497	0,542	0,525	0,658	0,817	0,717	0,844	0,893	0,728
	Mínimo	0,043	0,048	0,075	0,070	0,071	0,158	0,000	0,000	0,000	0,263	0,276	0,217
	Desv. Padrão	0,130	0,143	0,124	0,107	0,113	0,077	0,136	0,178	0,153	0,129	0,135	0,115
	Coef. Variação	0,453	0,452	0,349	0,372	0,415	0,215	0,927	0,967	0,762	0,234	0,245	0,237

Tabela 18. Estatística descritiva dos parâmetros biofísicos sub-bacia 3 para as classes de agricultura estabelecidas pelo Mapbiomas.

Culturas	Estatística Descritiva	NDVI			NDWI			IAF			DpRVic		
		2016	2017	2019	2016	2017	2019	2016	2017	2019	2016	2017	2019
Cana-de-Açúcar	Média	0,231	0,388	0,314	0,233	0,332	0,309	0,106	0,248	0,166	0,493	0,487	0,433
	Máximo	0,751	0,711	0,739	0,607	0,598	0,606	1,035	1,098	1,000	0,866	0,880	0,800
	Mínimo	-0,106	0,053	0,019	-0,102	0,005	-0,048	0,000	0,000	0,000	0,117	0,170	0,112
	Desv. Padrão	0,138	0,122	0,151	0,114	0,096	0,106	0,152	0,165	0,159	0,129	0,122	0,122
	Coef. Variação	0,598	0,314	0,481	0,491	0,288	0,343	1,425	0,664	0,957	0,262	0,251	0,281
Mosaico de usos	Média	0,330	0,452	0,447	0,295	0,379	0,400	0,230	0,350	0,332	0,526	0,539	0,496
	Máximo	0,800	0,788	0,799	0,649	0,664	0,644	1,529	1,391	1,410	0,912	0,955	0,935
	Mínimo	0,015	0,038	0,039	-0,016	0,068	-0,041	0,000	0,000	0,000	0,191	0,219	0,118
	Desv. Padrão	0,194	0,150	0,174	0,154	0,116	0,117	0,294	0,240	0,263	0,133	0,129	0,128
	Coef. Variação	0,589	0,333	0,390	0,522	0,306	0,293	1,281	0,686	0,792	0,253	0,240	0,257

É possível observar uma maior presença de áreas de pastagem na sub-bacia 1, enquanto nas sub-bacias 2 e 3 há uma predominância da agricultura de cana-de-açúcar (Figura 18). Essa cultivar possui uma alta taxa fotossintética, sendo adaptada à intensa luminosidade e a altas temperaturas, necessitando de grandes quantidades de água para atender às suas demandas hídricas (MARAFON, 2012). A região próxima ao litoral da bacia do rio Sirinhaém se revela um local bastante favorável para a produção de cana-de-açúcar, devido à boa fertilidade do solo, altas taxas pluviométricas e clima quente durante todo o ano. Isso faz com que essa cultivar responda por 28,2% da produção do estado de Pernambuco (MOURA, 2020).

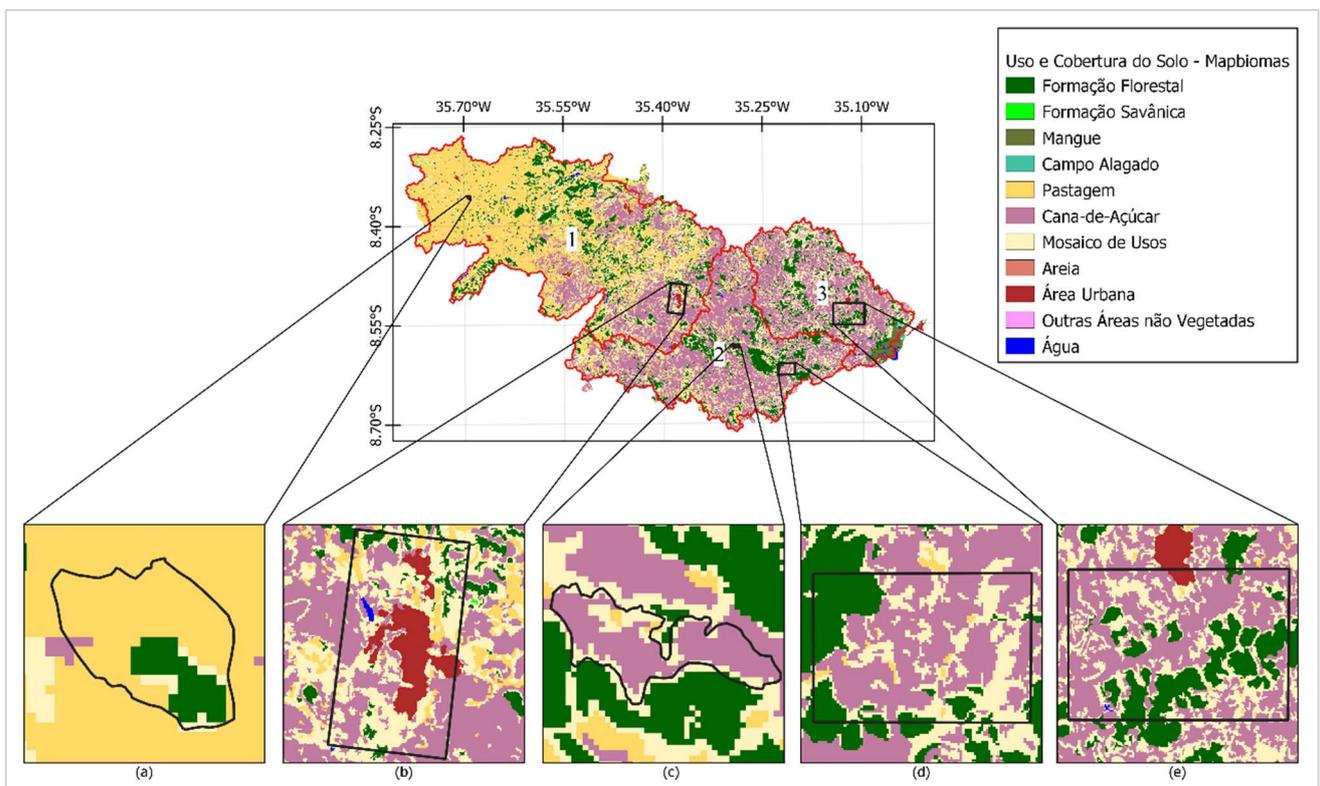


Figura 18. Mapa de uso e cobertura do Mapbiomas para o ano de 2020 com as áreas selecionadas para avaliação da dinâmica dos índices biofísicos dentro das sub-bacias, localizadas nos municípios de Sairé (a), Ribeirão (b e c) e Sirinhaém (d e e).

Na Figura 19, é possível comparar o comportamento do índice óptico NDVI com o índice de radar DpRVic para as áreas destacadas na sub-bacia 1. Para a área selecionada dentro do município de Sairé, o NDVI apresentou um aumento em seus valores ao longo do tempo. Em contrapartida, o comportamento do DpRVic na região revelou-se mais heterogêneo, não seguindo um padrão claro em relação à delimitação da área cultivada. Na zona urbana de Ribeirão (Figura 19g-f), os valores de NDVI se mantiveram

relativamente constantes, apesar da presença de nuvens em algumas imagens (Figura 19g-i). Ao contrário do que ocorreu na região agrícola de Sairé, o DpRVic na cidade apresentou um desempenho similar ao longo dos anos, com baixos valores desse índice, indicando áreas descampadas.

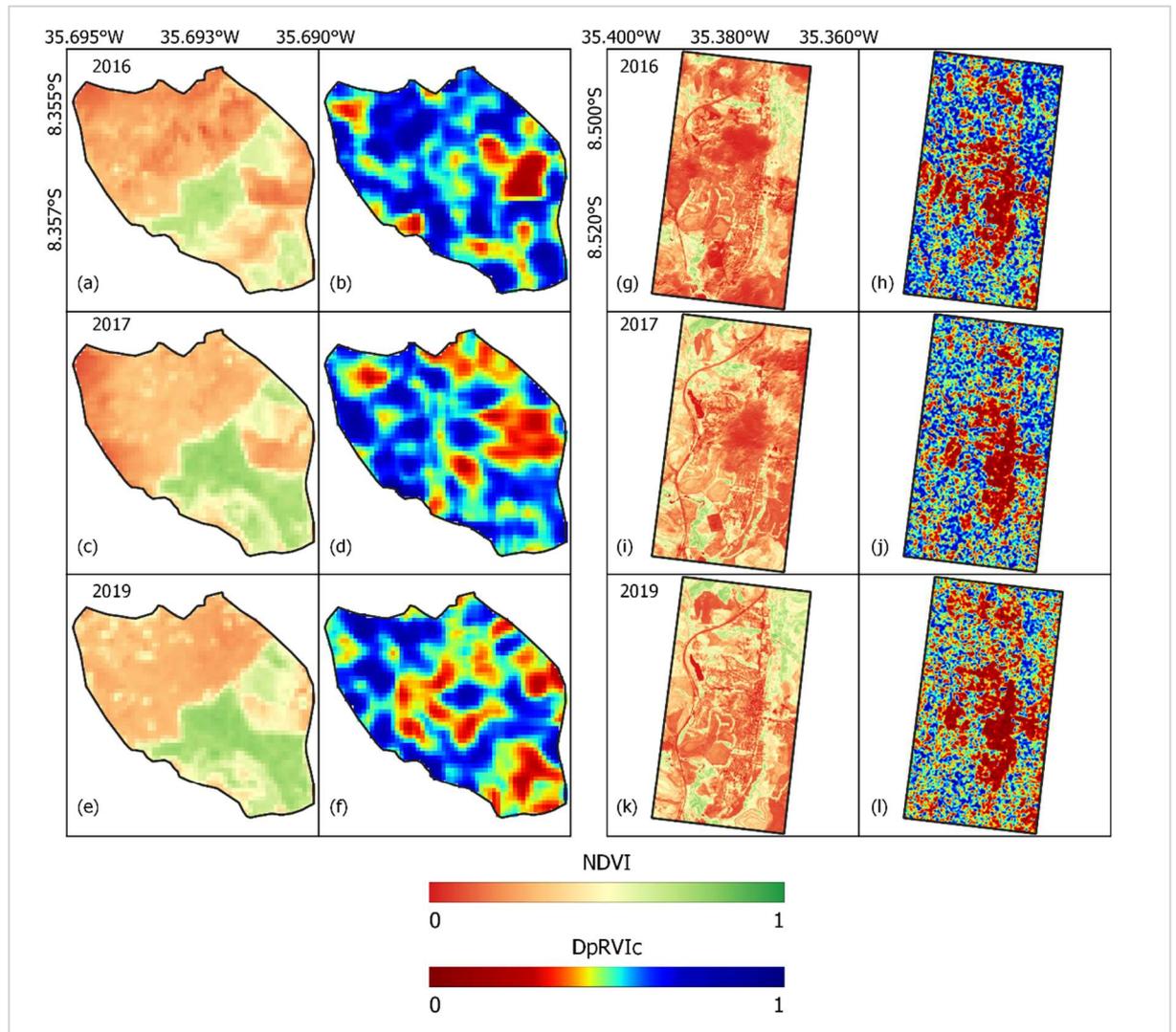


Figura 19. Índices Biofísicos para as áreas da sub-bacia 1 com a cobertura de pastagem e formação florestal no município de Sairé – (a) a (f) – e a zona urbana do município de Ribeirão – (g) a (l).

A Figura 20 mostra as regiões de produção de cana-de-açúcar para os municípios de Rio Formoso e Sirinhaém, segundo a classificação do Mapbiomas. É compreensível que os valores de NDVI estejam mais baixos para as referidas imagens devido ao período de colheita da cana na região de estudo, que ocorre entre os meses de setembro a fevereiro (GOUVEIA et al., 2022). As áreas mais verdes (Figura 20g, 20i e 20k) são as de cobertura de mata atlântica, cuja tonalidade tem se tornado mais clara ao longo dos anos analisados.

Quanto ao comportamento do DpRVic para a região, ele apresentou mais semelhança ao NDVI apenas para o ano de 2019, na região de Rio Formoso (Figura 20e e Figura 20f), onde os valores mais próximos a zero de NDVI coincidiram com os valores próximos a zero de DpRVic. Para Sirinhaém (Figura 20g a i), a distribuição do DpRVic foi mais heterogênea, não coincidindo realmente alguma área delimitada das áreas cultivadas. Apesar da “aleatoriedade”, o índice apresentou menores valores para o ano de 2019 (Figura 20i), com a maior presença de valores próximos a zero.

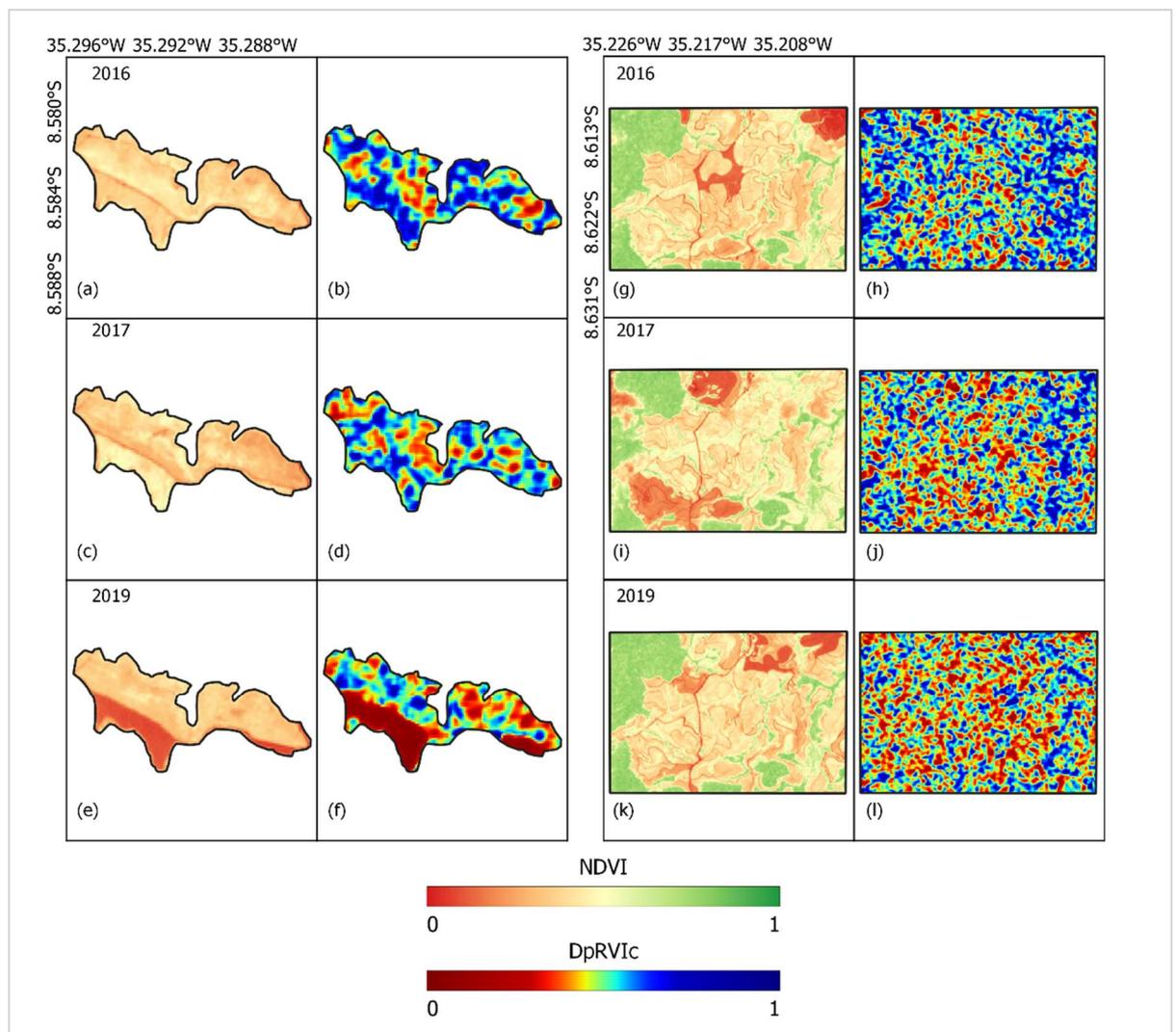


Figura 20. Índices Biofísicos para áreas da sub-bacia 2 com a cobertura cana-de-açúcar no município de Rio Formoso - (a) a (f) - e Sirinhaém - (g) a (l).

A Figura 21, localizada no município de Sirinhaém, apresenta quatro tipos de coberturas de acordo com a classificação do Mapbiomas: mosaico de usos, cana-de-açúcar, cobertura florestal e uma parte de zona urbana, situada mais ao norte. Mais uma vez, o mapa do DpRVic revelou semelhança na resposta espectral ao NDVI,

especialmente para o ano de 2019 (Figura 21 – (e) e (f)). Isso demonstra a consistência da resposta espectral do DpRVic em relação ao NDVI ao longo do tempo, o que é crucial para o monitoramento de mudanças na vegetação. Essa semelhança pode indicar a estabilidade das condições ambientais e da vegetação na região, ou evidenciar que o índice DpRVic é robusto e confiável para essas análises. Assim, é fundamental continuar monitorando essas respostas ao longo do tempo para identificar tendências e padrões mais precisos.

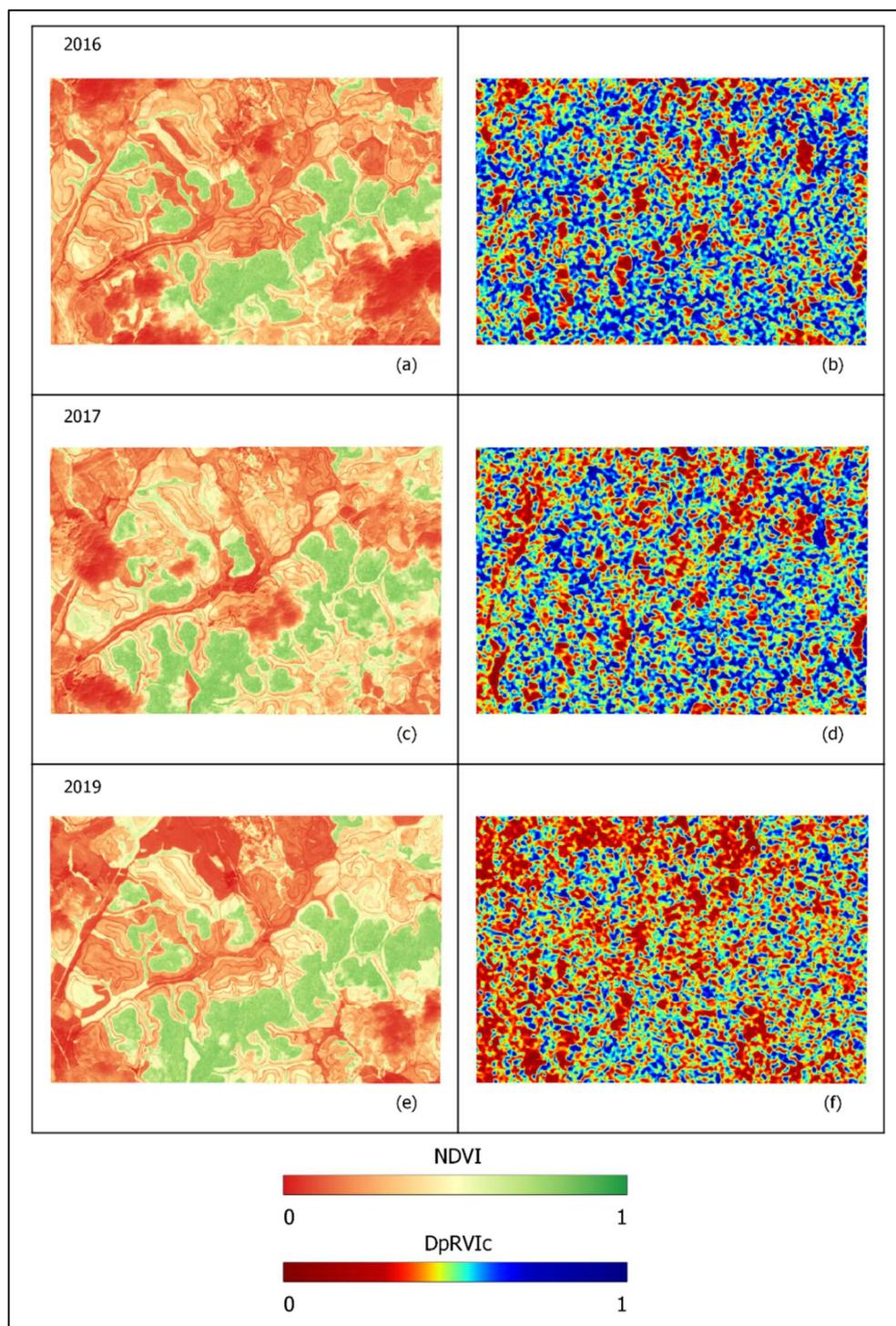


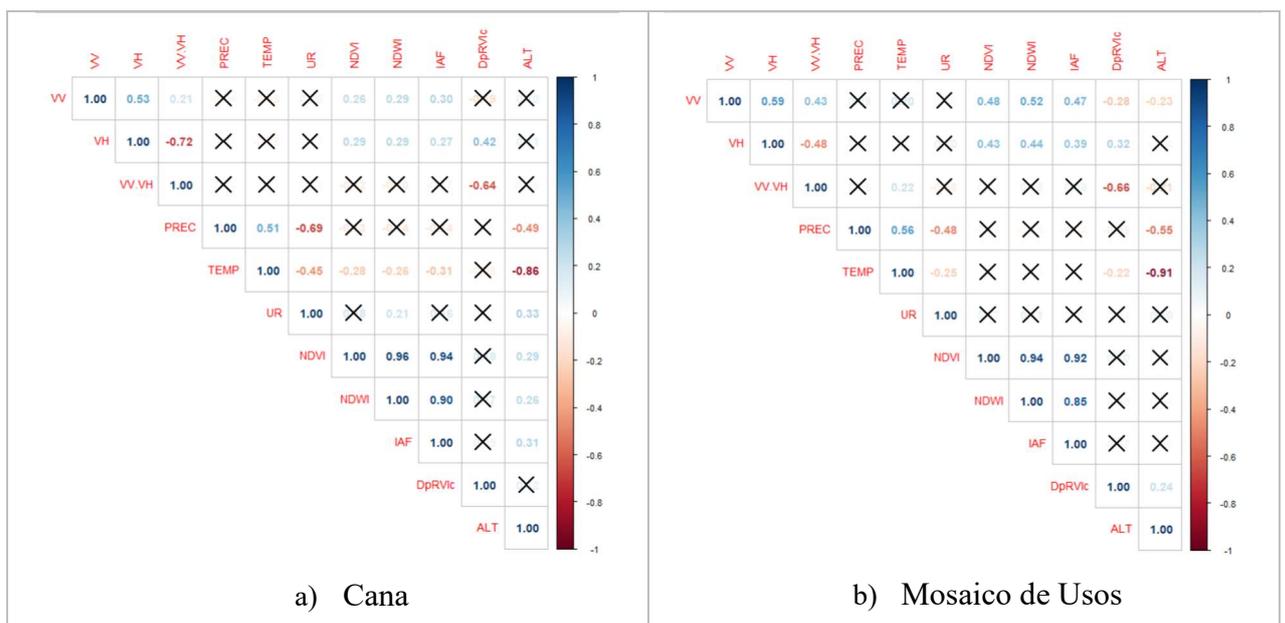
Figura 21. Índices Biofísicos para áreas da sub-bacia 3 com a cobertura cana-de-açúcar, mosaico de usos, formação florestal e área urbana no município de Sirinhaém - (g) a (l).

A análise de correlação dos dados foi realizada para o ano de 2019, devido à baixa cobertura de nuvens nas imagens do Sentinel-2, o que resultou em pouca interferência nos resultados. Observa-se que, para os três tipos de cobertura analisados na sub-bacia 1 (Figura 22), não foi encontrada correlação significativa entre os índices de vegetação de sensor óptico (NDVI, NDWI e IAF) e o índice do SAR (DpRVic). No entanto, a falta de

correlação significativa entre os índices de vegetação de sensor óptico e o do SAR não necessariamente indica uma relação inexistente entre essas variáveis, mas sim que a relação pode ser mais complexa e não linear. Além disso, a cobertura de nuvens nas imagens do Sentinel-2 pode ter influenciado os resultados, uma vez que a presença de nuvens pode afetar a precisão dos índices de vegetação.

Em relação à interação dos tipos de cobertura com as bandas do Sentinel-1, o mosaico de usos (Figura 22b) apresentou o maior valor de correlação em comparação com os outros tipos de uso, com valores variando de 0,39 a 0,52 para os índices biofísicos ópticos em relação às polarizações $\sigma^{\circ}vh$ e $\sigma^{\circ}vh$. Contudo, esses valores ainda são considerados baixos, sendo que a única correlação acima de 0,50 encontrada foi para o NDWI e a polarização $\sigma^{\circ}vv$. Isso indica um potencial relacionamento entre a umidade do solo e a resposta do radar SAR, uma vez que o NDWI está relacionado à umidade dos alvos e a polarização $\sigma^{\circ}vv$ é mais sensível ao teor de umidade do solo. Segundo KIM et al. (2021), as imagens SAR são frequentemente utilizadas para a classificação de corpos hídricos, uma vez que a polarização $\sigma^{\circ}vv$ é a mais precisa para esse tipo de estudo.

Quanto aos outros parâmetros analisados, a temperatura e a altitude apresentaram uma forte correlação negativa para os três tipos de cobertura. Os índices biofísicos ópticos também se correlacionaram entre si, com valores acima de 0,80. Isso indica que, enquanto a altitude interfere na variação da temperatura da região de forma inversamente proporcional, os índices biofísicos apresentam um comportamento diretamente proporcional.



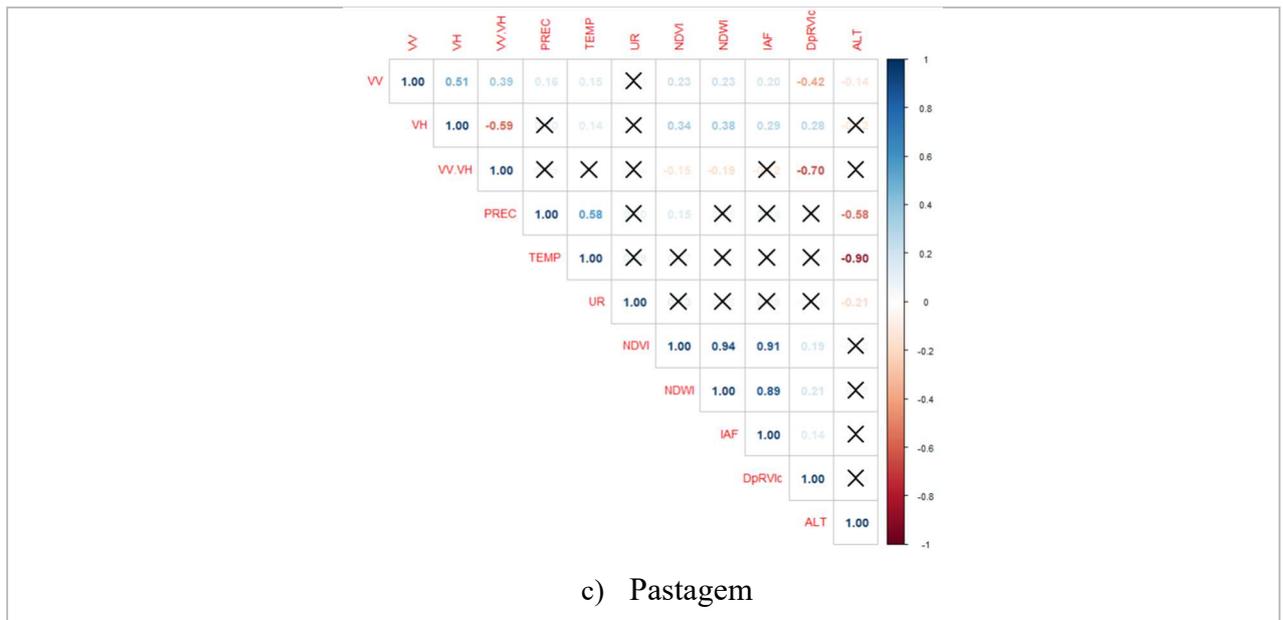


Figura 22. Correlação de Pearson a 95% de confiabilidade dos índices biofísicos para a sub-bacia 1 com variáveis meteorológicas e bandas do Sentinel-1.

Na sub-bacia 2 (Figura 23), onde o tipo de cobertura do solo predominante é a cultura de cana-de-açúcar, o DpRVlc apresentou correlações significativas com os índices de vegetação óptica, embora estas tenham sido fracas, sendo o valor mais alto de 0,28 para o NDWI da cana-de-açúcar. Isso pode ocorrer devido às características específicas da cana-de-açúcar e ao seu ciclo de cultivo, que podem influenciar a resposta do radar ao solo. Além disso, a menor variação nas medições de σ^{vv} e σ^{vh} em relação aos índices vegetativos pode indicar uma menor sensibilidade do radar à vegetação na sub-bacia 2. Os valores de σ^{vv} e σ^{vh} para os índices vegetativos foram menores em comparação com a sub-bacia 1, e para a cobertura de pastagem não foi observado nenhum valor de correlação significativo. A ausência de correlação significativa para a cobertura de pastagem pode ser atribuída às suas características fenológicas, visto que os produtos de sistemas baseados em SAR são influenciados pela estrutura do dossel e pela umidade presente, afetando a retrodifusão das ondas eletromagnéticas em cada estágio fenológico (BHOGAPURAPU et al., 2021).

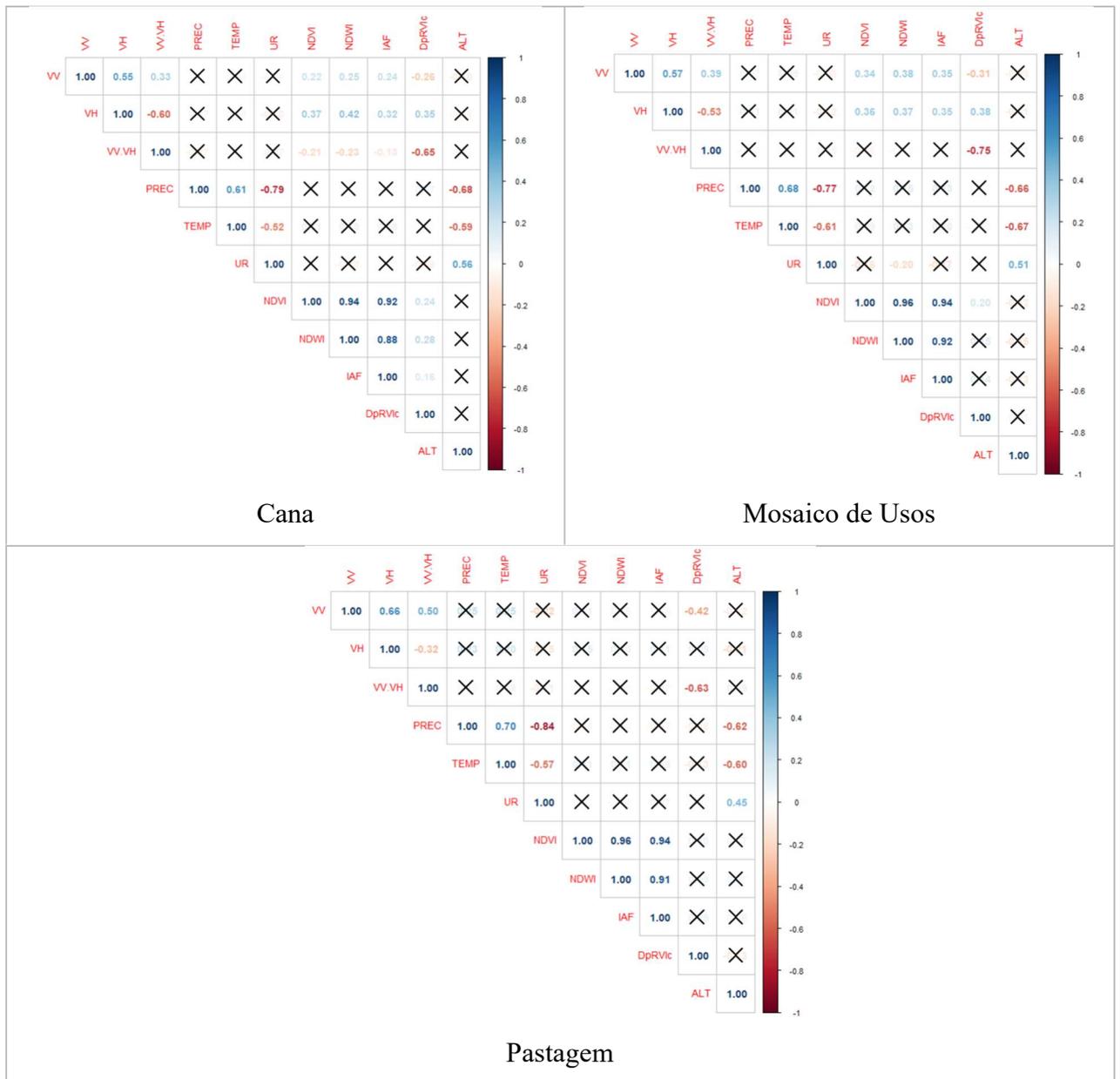


Figura 23. Correlação de Pearson a 95% de confiabilidade dos índices biofísicos para a sub-bacia 2 com variáveis meteorológicas e bandas do Sentinel-1.

A correlação entre os índices ópticos e SAR na sub-bacia 3 (Figura 24) é semelhante ao observado na sub-bacia 1, apresentando uma interação pouco relevante entre eles e baixa correlação entre os índices de NDVI, NDWI e IAF com as bandas σ^{vv} e σ^{vh} do Sentinel-1. Embora os valores sejam considerados baixos, resultando em uma fraca correlação entre as bandas e os índices biofísicos, o mosaico de usos mostrou os maiores valores em comparação à cana-de-açúcar.

Em relação aos outros parâmetros presentes na análise de correlação, destacam-se a precipitação, a temperatura e a umidade relativa (UR). A precipitação apresentou uma forte correlação com a temperatura, com valores superiores a 0,8. Além disso, houve uma

correlação negativa entre a temperatura e a umidade relativa, com um valor de -0,97 para as coberturas analisadas. Como já foi mencionado anteriormente, a região onde a sub-bacia 3 está localizada é mais baixa e próxima ao litoral, características que contribuem para uma maior concentração de chuvas e temperaturas mais elevadas. Isso justifica os valores encontrados para esses parâmetros e pode ter influenciado os resultados do DpRVic.

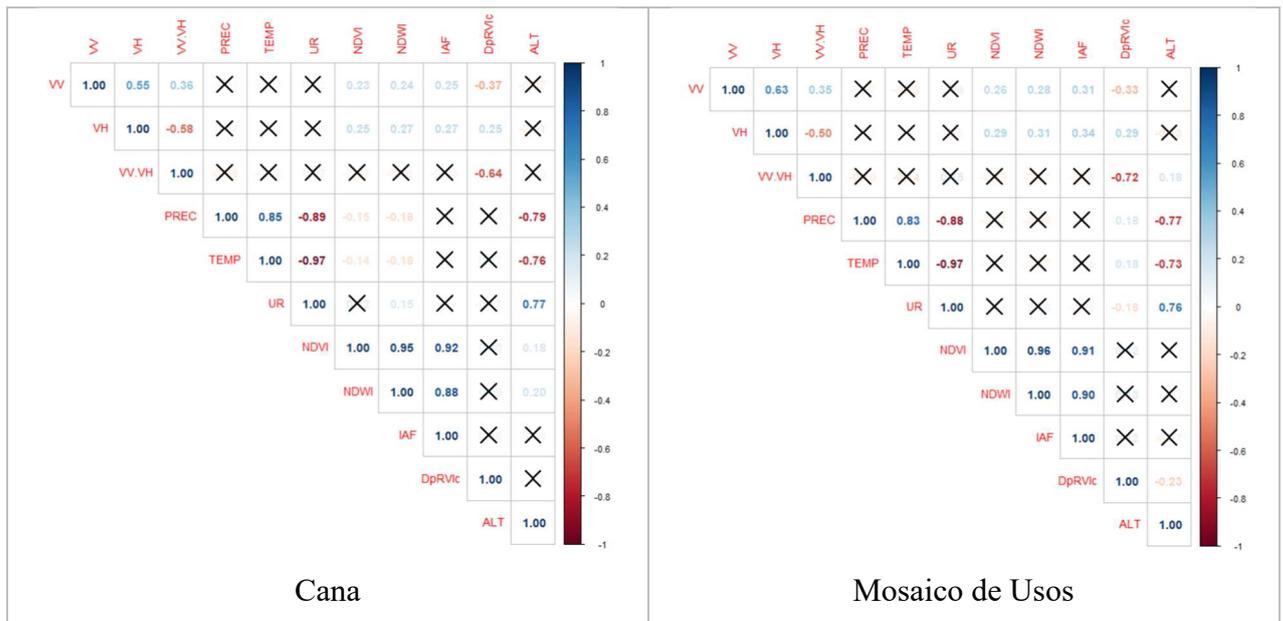


Figura 24. Correlação de Pearson a 95% de confiabilidade dos índices biofísicos para a sub-bacia 3 com variáveis meteorológicas e bandas do Sentinel-1

De forma geral, a resposta granular das imagens do índice vegetativo SAR, bem como a baixa correlação entre os valores dos índices de vegetação ópticos e o DpRVic, pode ser atribuída à influência do solo nas respostas das polarizações σ^{vv} e σ^{vh} . O tipo de cobertura e a rugosidade da superfície são fatores determinantes no momento da aquisição dos dados via radar (SZIGARSKI et al., 2018).

O estudo de Szigarski et al. (2018) avaliou o desempenho do índice vegetativo de imagens SAR, o RVI melhorado, que inclui correções para atenuar a influência da rugosidade do solo e da umidade nos resultados. Os autores constataram que, em áreas conhecidas por apresentarem pouca ou nenhuma vegetação, o valor do RVI sem as correções pode ser tão alto quanto 0,7, devido à polarização cruzada induzida pela rugosidade do solo, e não pela polarização cruzada da vegetação. As características do solo predominam na resposta de retrodifusão do sinal do radar, com um impacto significativo da rugosidade do solo, enquanto as variações no teor de água da vegetação

provocam atenuação do sinal SAR dentro da célula de resolução (BHOGAPURAPU et al., 2021).

Esses estudos destacam a complexidade da interpretação de imagens SAR para o monitoramento da vegetação e a importância de considerar não apenas as características da cobertura vegetal, mas também as condições do solo. A utilização de índices de vegetação corrigidos para levar em conta as influências do solo e da umidade do solo pode melhorar a precisão das análises e garantir resultados mais confiáveis no monitoramento da vegetação por meio de imagens SAR.

5.3 Modelagem SWAT

5.3.1 Morfometria

A partir da primeira etapa do modelo SWAT, foi possível realizar a avaliação morfométrica da bacia. Além dos mapas produzidos que caracterizam a região — como declividade, tipos de solo e uso e cobertura da terra — com o auxílio do QGIS (Figura 25), também foram calculados os valores dos parâmetros físicos, hipsométricos e hidrológicos da área de estudo. É possível notar, por meio do mapa de declividade (Figura 25), que a BHRS apresenta, majoritariamente, relevo ondulado, sendo mais plano na região litorânea, onde se localiza a sub-bacia 3.

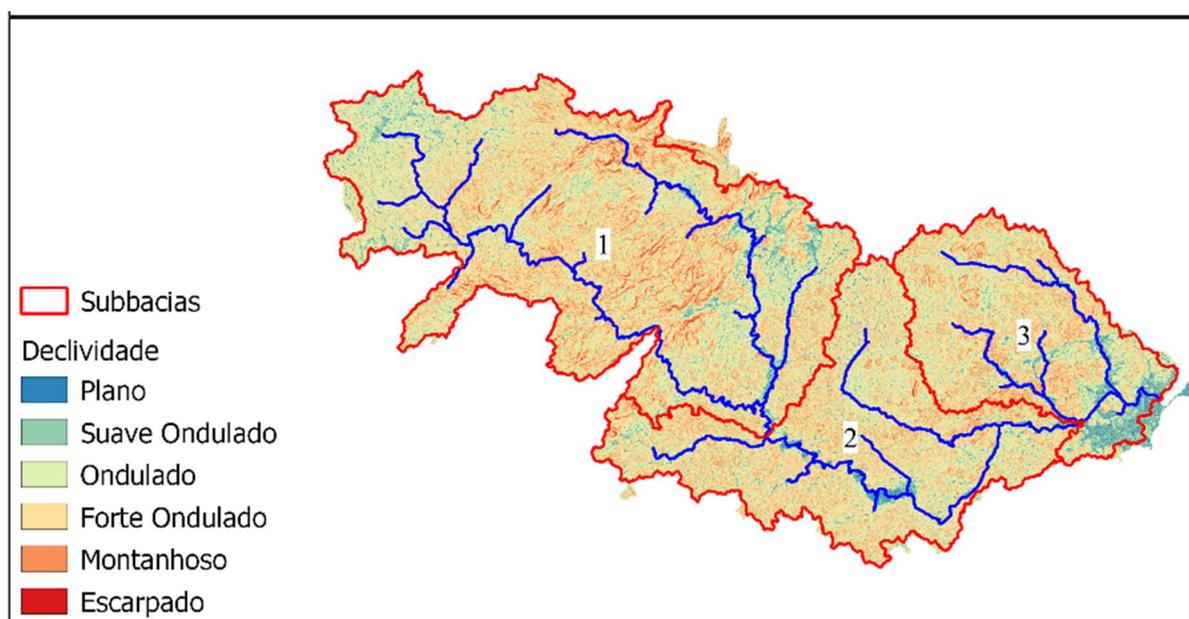


Figura 25. Mapa de declividade da área BHRS gerado através do QGIS.

A Tabela 18 apresenta os parâmetros físicos da bacia e das sub-bacias geradas pelo modelo. No total, a bacia possui uma área de drenagem de aproximadamente 2.018 km², um perímetro de cerca de 480 km e um comprimento axial de 155 km.

De acordo com o critério de avaliação proposto por Silva e Mello (2008), o fator de forma (Kf) para a BHRS indica que a região possui baixa circularidade e, conseqüentemente, uma baixa probabilidade de inundação em eventos normais. O valor do coeficiente de compacidade (Kc), superior a 1,5, indica que a bacia apresenta pouca suscetibilidade a inundações em condições de precipitação pluvial média, exceto em eventos extremos. Bariani e Bariani (2016) argumentam que o perímetro da bacia será maior em comparação a um círculo com a mesma área quanto mais irregular ela for, resultando em um aumento no valor do coeficiente de compacidade.

O índice de circularidade (IC) encontrado foi relativamente baixo, o que indica que a bacia possui um formato mais alongado do que circular, reforçando assim o resultado observado para o fator de forma. Borsato (2005) afirma que valores de IC inferiores a 0,51 indicam uma tendência à alongação da bacia. Os valores de Kf e IC neste estudo sugerem uma maior geração de escoamento superficial na região, conforme os critérios de avaliação propostos por Schumm (1956).

O valor da razão de alongação (Re) encontrado para a BHRS confirma seu formato alongado. Campanharo (2010) menciona que quanto maior o valor de Re, mais próximo de um círculo é a área analisada, aumentando, assim, a probabilidade de ocorrência de inundações, enquanto valores mais próximos de zero indicam um alongamento da bacia e uma menor susceptibilidade a cheias.

Tabela 19. Características Físicas da morfometria da Bacia do Rio Sirinhaém (BHRS) e das sub-bacias geradas pela modelagem SWAT

Parâmetros Físicos	BHRS	SUB1	SUB2	SUB3
Área	2018,14 km ²	1065,35 km ²	558,68 km ²	392,21 km ²
Perímetro	480,34 km	325,38 km	251,83 km	157,17 km
Comprimento do Eixo principal (L)	155,20 km	48,27 km	42,66 km	26,13 km
Fator de forma (Kf)	0,08	0,46	0,31	0,57
Coeficiente de compacidade (Kc)	2,99	2,79	2,98	2,22
Índice de Circularidade (IC)	0,11	0,13	0,11	0,2
Razão de Alongação (Re)	0,33	0,76	0,63	0,85

Apesar das sub-bacias seguirem o mesmo padrão de comportamento da Bacia Hidrográfica do Rio Sirinhaém (BHRS), a sub-bacia 3 foi a que apresentou o maior valor da Razão de Elongação ($Re = 0,85$) e do Fator de Forma ($Kf = 0,57$), o que indica uma maior propensão a enchentes, apesar de seu Índice de Compactação (IC) ser baixo. Essa situação se deve ao fato de que a sub-bacia 3 está localizada mais próxima ao litoral, com áreas mais planas e maior presença de solos de mangue. Portela et al. (2023) avaliaram a vulnerabilidade à inundação da bacia do rio Sirinhaém considerando características morfométricas e climáticas da região e encontraram que as áreas mais próximas ao litoral apresentam vulnerabilidade moderada a alta, tanto em razão das baixas declividades e solos de baixa infiltração, quanto pela atuação do Distúrbio Ondulatório Leste (DOLs), que causou a elevação do nível do rio principal e de seu afluente (rios Sirinhaém e Amaraji) até suas cotas de inundação no ano de 2022.

A Tabela 19 apresenta os parâmetros hipsométricos para a área de estudo. A BHRS possui uma altitude média de aproximadamente 258 m, com declividade média de 17,64%, classificando-se como relevo ondulado, de acordo com o sistema brasileiro de classificação de solos (EMBRAPA, 2018). Regiões com essas características influenciam a velocidade dos fluxos de água, contribuindo para a intensificação do processo de erosão, uma vez que o escoamento superficial é afetado pela textura do solo, teor de matéria orgânica, acumulação de água e distribuição das chuvas (PIGNALOSA et al., 2022).

A máxima amplitude altimétrica (H_m) influencia a velocidade do fluxo da água e possui uma correlação significativa com as variáveis meteorológicas de uma bacia hidrográfica (GERBER et al., 2018). Para a bacia como um todo, o resultado desse parâmetro foi elevado, o que indica uma distribuição mais heterogênea da quantidade de radiação solar incidente e, conseqüentemente, um aumento da variabilidade espacial da temperatura do ar e da evapotranspiração real ou potencial. Valores mais baixos de H_m tendem a uniformizar a distribuição desses elementos (BENATTI et al., 2015).

A BHRS apresentou valores baixos de índice de rugosidade (I_r) e Razão de Relevo (R_r), resultando em maior estabilidade do relevo. Isso favorece uma velocidade mais baixa de escoamento em direção aos rios mais longos da bacia, promovendo a infiltração da água no solo (CAMPANHARO, 2010; CHAGAS et al., 2022).

Tabela 20. Características hipsométricas da morfometria área de estudo.

Parâmetros Hipsométricos	BHRS	SUB1	SUB2	SUB3
Altitude média	258,094 m	398,384 m	112,172 m	79,453 m
Máxima amplitude altimétrica (Hm)	861,467 m	766,822 m	382,747 m	309,418 m
Declividade média (%)	17,64	18,26	17,12	16,88
Razão de Relevo (Rr)	0,006 m/m	0,016 m/m	0,009 m/m	0,012 m/m
Índice de Rugosidade (Ir)	0,175	0,15	0,08	0,065

Dentre as sub-bacias do BHRS, a sub-bacia 1 foi a que apresentou os maiores valores dos parâmetros hipsométricos, com exceção do índice de rugosidade (Ir). Isso indica que a região mais próxima ao agreste pernambucano é mais favorável à ocorrência de valores elevados de escoamento superficial, além de ser mais propensa à erosão, uma vez que boa parte da área é coberta por pastagens e possui uso agrícola. A sub-bacia 3, por sua vez, apresentou os menores valores para os parâmetros em questão, exceto pela razão de relevo, que apresentou um valor de 0,012 m/m, ainda considerado baixo. Sua declividade média de 16,88% indica que ela é um pouco mais plana em relação às demais, favorecendo, assim, a percolação da água no solo.

A Tabela 20 apresenta os parâmetros hidrológicos da região de estudo. Vale ressaltar que, durante a modelagem, não foi realizado um detalhamento completo da rede de drenagem, o que pode ter influenciado o resultado da Densidade Hidrográfica (Dh), resultando em valores que não correspondem à realidade. A BHRS apresentou um índice de Sinuosidade (IS) acima de 40%, classificando o curso do canal principal como sinuoso, de acordo com a classificação de Christofletti (1981). Suas sub-bacias também se enquadram nessa classificação, exceto pela área mais próxima ao litoral, onde o valor é classificado como canal divagante (entre 30% e 40%).

O tempo de concentração foi relativamente alto para a bacia como um todo, favorecendo a redução da velocidade do escoamento superficial. No entanto, as sub-bacias apresentaram valores mais reduzidos, sendo a sub-bacia 1 a que possui o menor valor entre as três. Campanharo (2010) menciona que os valores de tempo de concentração reduzidos são influenciados pela declividade do terreno, sendo que terrenos mais íngremes resultam em maior velocidade do escoamento superficial. O resultado

encontrado está em conformidade com os valores dos parâmetros hipsométricos observados para a mesma região.

Tabela 21. Características hidrológicas da morfometria da Bacia do Rio Sirinhaém

Parâmetros Hidrológicos	BHRS	SUB1	SUB2	SUB3
Dens. Hidrográfica (Dh)	0,025	0,025	0,018	0,028
	canais/km ²	canais/km ²	canais/km ²	canais/km ²
Índice de Sinuosidade (IS)	47,65%	44,31%	40,37%	34,13%
Tempo de concentração (min)	614,64	95,7	365,87	143,73
Coef. de Manutenção (Cm)	4934,406	5100,565	4769,9	4736,13
	m ² /m	m ² /m	m ² /m	m ² /m

A análise da morfometria utilizando o SWAT, que apresenta um baixo detalhamento da rede de drenagem, apresentou resultados semelhantes aos encontrados por Esteves et al. (2023), que classificam a BHRS como uma bacia de baixa tendência a enchentes e cheias em sua totalidade. Contudo, devido à sinuosidade dos cursos d'água, a bacia é propensa ao acúmulo de sedimentos e à ocorrência de cheias nas áreas próximas ao litoral, em função da declividade mais baixa e do tipo de cobertura do solo, que é majoritariamente composta por áreas agrícolas.

5.3.2 Modelagem hidrológica

As sub-bacias geradas pelo modelo matemático para a BHRS foram mescladas para formar três grandes sub-bacias: uma que abrange parte da região do Agreste (sub1), outra no médio curso do rio, na região mais central da bacia (sub2), e a última no baixo curso, próxima ao litoral (sub3), sendo a sub1 a maior entre as três. Os dados meteorológicos utilizados no modelo foram obtidos por meio de sensoriamento remoto, através do ERA5-Land e CHIRPS, para avaliar a viabilidade do uso desses dados dentro do SWAT. Inicialmente, os modelos não foram calibrados nem validados, justamente para verificar se o padrão de comportamento da vazão simulada era semelhante aos dados observados.

É possível perceber que o escoamento superficial simulado para as sub-bacias seguiu o padrão da precipitação (Figura 26), com picos de vazão coincidindo com os maiores valores de precipitação, que ocorreram entre os meses de abril e julho. Dentre as

áreas analisadas, foi a sub-bacia mais próxima ao litoral (sub3) que apresentou os maiores valores de vazão. Apesar de ter um terreno mais plano em comparação com as outras sub-bacias, sua cobertura é majoritariamente composta por cultivo de cana-de-açúcar, além de estar localizada em uma área que sofre maior influência dos sistemas atmosféricos atuantes na região, que geram chuvas mais intensas.

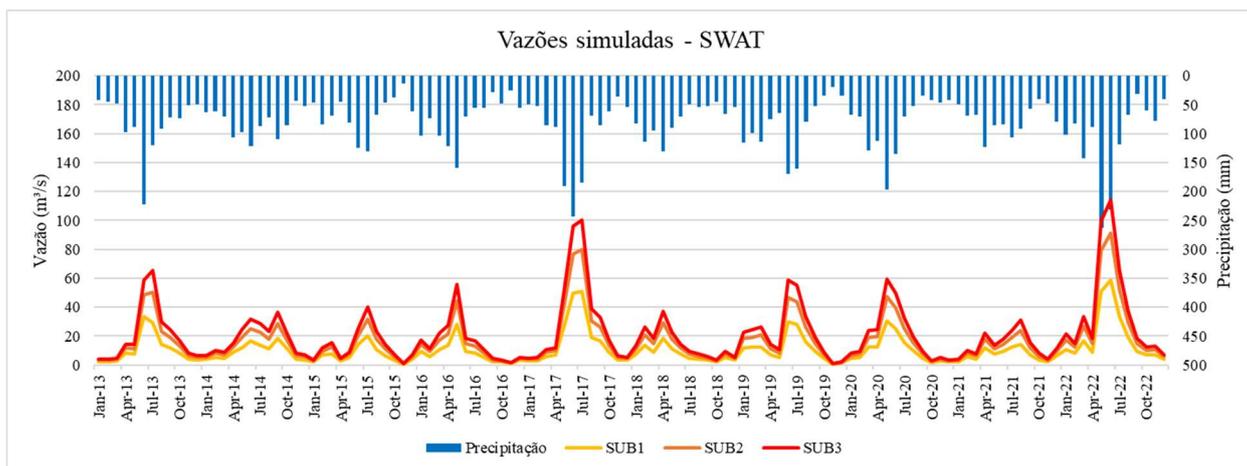


Figura 26. Vazões simuladas pelo SWAT com dados meteorológicos do ERA5-land para as sub-bacias da BHRS.

Além disso, foi avaliado o desempenho do modelo, comparando os valores simulados com os valores observados nas estações fluviométricas. Apenas a sub-bacia 3 foi excluída da avaliação, uma vez que não foi encontrada nenhuma estação que realizasse a medição de vazão na região. A Figura 27 apresenta o gráfico de dispersão da sub-bacia 1 para as modelagens utilizando dois tipos de dados de entrada meteorológicos: um conjunto com valores de precipitação pluvial do CHIRPS e demais parâmetros atmosféricos obtidos pelo ERA5-Land (abordagem híbrida), e outro com todos os dados provenientes do ERA5-Land. Esses dados foram comparados com os valores observados de vazão das estações fluviométricas localizadas nos municípios de Amaraji e Ribeirão. Observa-se que ambas as abordagens resultaram em uma vazão simulada superestimada em comparação à vazão observada, sendo a abordagem híbrida aquela que apresentou os maiores valores. Em relação ao comportamento do escoamento superficial simulado (Figura 28), a abordagem híbrida revelou picos de vazão muito elevados quando comparada à modelagem que utilizou apenas os dados do ERA5-Land; este último foi o que mais se aproximou dos dados observados tanto da estação de Ribeirão quanto da de Amaraji, situadas na sub-bacia 1. Essa discrepância entre os valores pode ser atribuída à resolução dos dados de reanálise, uma vez que os dados do CHIRPS apresentam resolução de 5 km, enquanto os do ERA5-Land têm 9 km. O ERA5-Land apresentou melhores

resultados justamente por se tratar de um estudo de uma bacia de grande extensão, que abrange vários municípios.

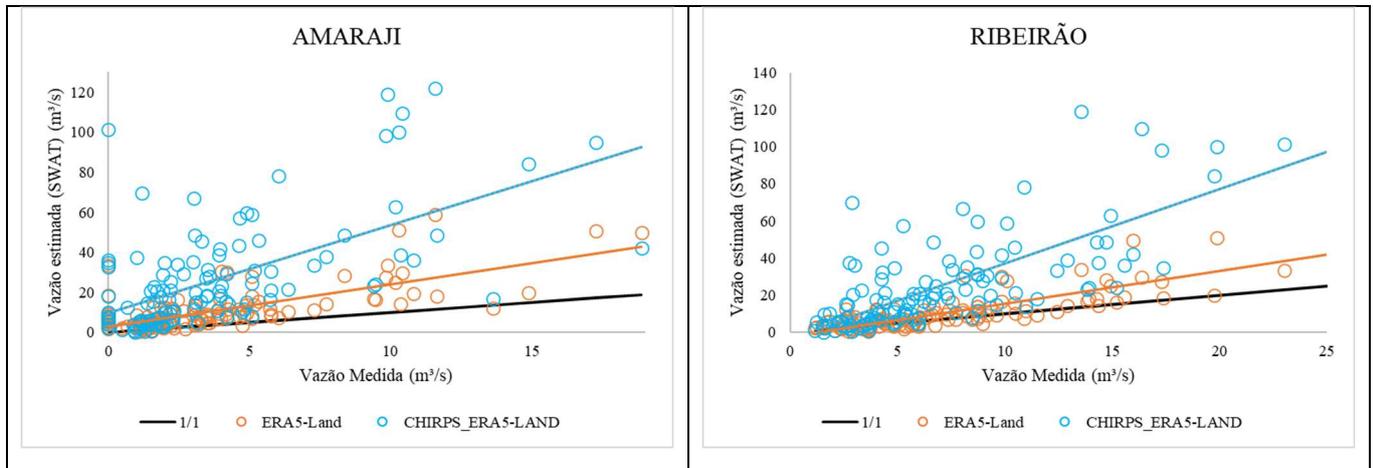


Figura 27. Gráficos de dispersão das vazões simuladas (sem calibração) e observadas na sub-bacia 1.

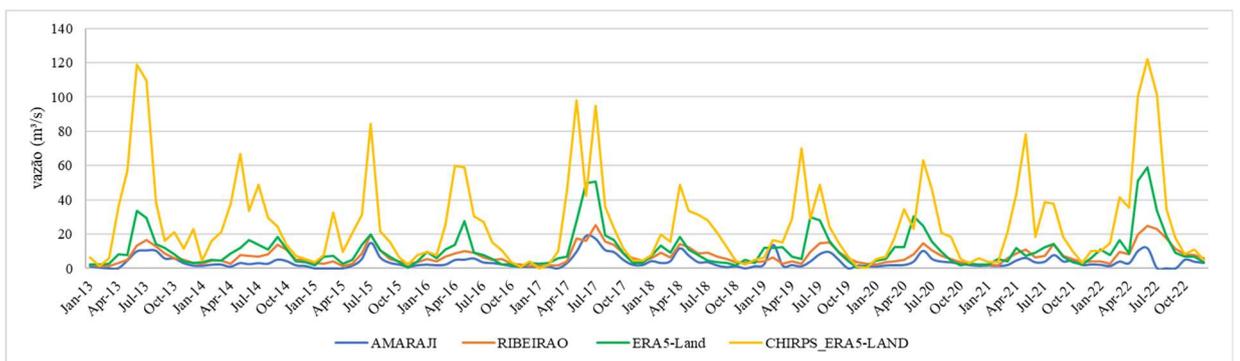


Figura 28. Vazões simuladas e observadas para a sub-bacia 1

Em relação à sub-bacia 2, os dados de vazão observada foram obtidos no município de Rio Formoso, junto à PCH Luiz Dias Lins, a partir do ano de 2017. O gráfico de dispersão (Figura 29) apresentou um comportamento similar na superestimação dos dados, assim como ocorreu na sub-bacia 1. No entanto, a linha de tendência da modelagem alimentada pelos dados do ERA5-Land foi a que mais se aproximou da linha de tendência dos dados observados. Isso também pode ser verificado no gráfico de escoamento superficial (Figura 26), onde é possível perceber que a superestimação dos valores ocorreu nos picos de vazão.

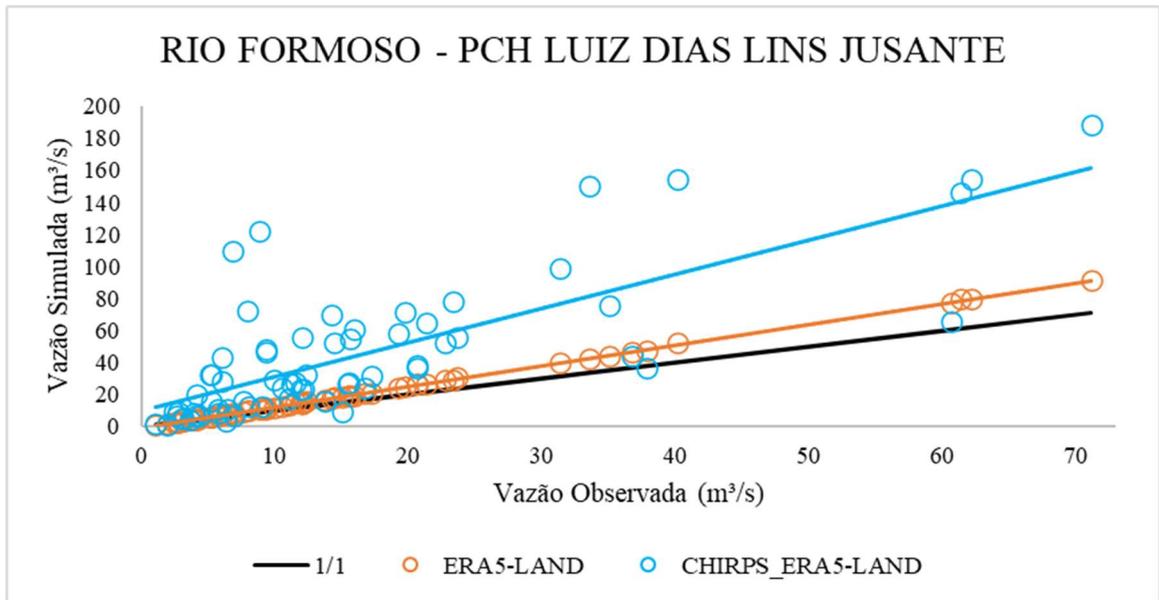


Figura 29. Gráfico de dispersão das vazões simuladas (sem calibração) e observadas na sub-bacia 2 para o ano de 2017 a 2022.

A Figura 30 representa apenas os valores estimados do escoamento superficial obtidos a partir dos dados do ERA5-Land, uma vez que o comportamento da variável para esta sub-bacia foi semelhante ao da sub-bacia 1, na qual a modelagem com a "abordagem híbrida" não apresentou um desempenho tão favorável.

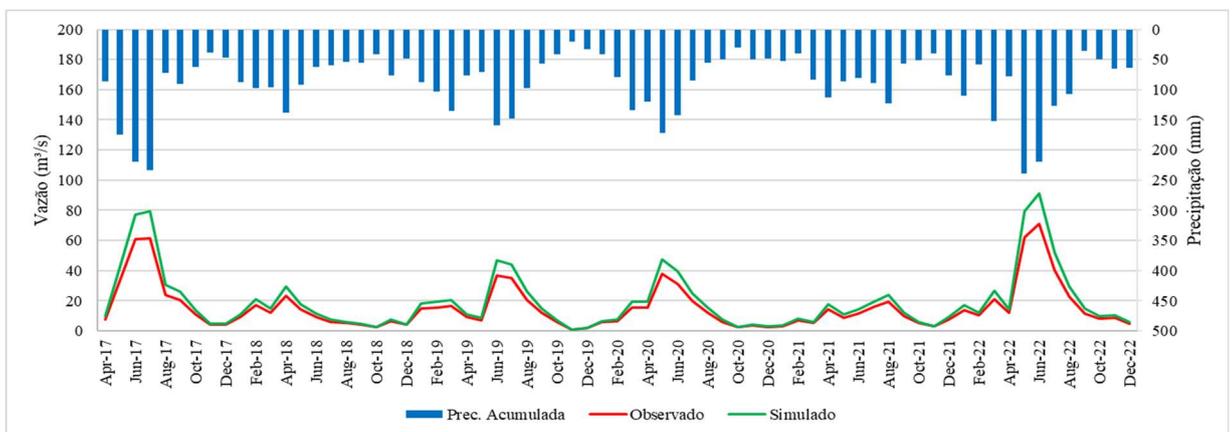


Figura 30. Simulação SWAT para a Sub-bacia 2 considerando dados apenas do ERA5-Land

A Tabela 14 mostra o desempenho desses modelos para as sub-bacias monitoradas. Apesar da ausência de calibração, o modelo alimentado pelos dados de reanálise do ERA5-Land apresentou bons valores de correlação (r^2), mesmo considerando que os dados provenientes dele possuem uma resolução mais baixa (com valor aproximado de 11 km). Para a sub-bacia 2, esse modelo teve o melhor resultado, com r^2 próximo a 1 e um índice de Nash-Sutcliffe superior a 0,84, o que, segundo Moriasi et al.

(2015), se enquadra na classificação de uma modelagem satisfatória, ou seja, é próximo da realidade da região estudada. Dhanesh et al. (2020) realizaram a modelagem do SWAT em escala global utilizando dados de precipitação do CHIRPS, do CFSR e dados observacionais de pluviômetros, com os dados do CHIRPS apresentando o melhor desempenho na simulação do escoamento superficial em escalas diárias e mensais. Dados de reanálise via sensoriamento remoto também foram utilizados no trabalho de Senent-Aparicio et al. (2021) como entradas meteorológicas para o SWAT, resultando em valores de performance (r^2 e Nash-Sutcliffe) semelhantes sem calibração. Portanto, mesmo que os valores das reanálises tendam a superestimar os valores reais, eles ainda se mostram boas alternativas para uso em modelagens hidrológicas.

Tabela 22. análise estatística das vazões simuladas pelo SWAT sem calibração

ESTAÇÃO	SIMULAÇÃO	r^2	RMSE	Nash-Sutcliffe
AMARAJI	ERA5-LAND	0,7014	7,8480	-1,3327
	HÍBRIDO	0,5866	29,9093	-32,8805
RIBEIRÃO	ERA5-LAND	0,5209	11,0347	-7,9964
	HÍBRIDO	0,3615	33,4865	-82,2134
RIO FORMOSO	ERA5-LAND	0,9997	5,8718	0,8491
	HÍBRIDO	0,5951	41,7925	-6,6468

6 CONCLUSÕES

A bacia hidrográfica do Rio Sirinhaém (BHRS) está localizada na Zona da Mata, região que abrange o litoral de Pernambuco. Com altas taxas pluviométricas próximas ao litoral, essa bacia é responsável por 28% da produção de cana-de-açúcar do estado. Devido ao seu relevo ondulado e aos sistemas meteorológicos atuantes na área, a bacia se torna mais vulnerável a extremos climáticos. Em virtude disso, foi realizado um estudo utilizando dados de sensoriamento remoto óptico e de radar, juntamente com modelagem hidrológica, para avaliar a dinâmica hídrica e biofísica da região.

O estudo da variável biofísica, através do sensoriamento remoto de radar do Sentinel-1, utilizando o índice de vegetação de radar de polarização dupla para dados GRD (DpRVic), mostrou uma concordância satisfatória com as imagens captadas pelos sensores ópticos do Sentinel-2. No entanto, observou-se uma baixa correlação com os valores dos índices ópticos devido à rugosidade da região. De modo geral, a área estudada apresentou valores médios baixos para os índices biofísicos, sugerindo uma baixa cobertura vegetal e tornando-a mais vulnerável a extremos climáticos.

Quanto à modelagem hidrológica, o modelo SWAT apresentou um bom desempenho ao utilizar dados meteorológicos de reanálise do ERA5-Land, mesmo sem a calibração do modelo, com R^2 acima de 0,5 e RMSE menor que 10mm, evidenciando a aplicabilidade desse tipo de dado em estudos hidrológicos na ausência de medições locais. Apesar de a região, em sua totalidade, possuir baixa propensão a enchentes, o modelo indicou maiores vazões para a sub-bacia 3, a região mais próxima ao litoral, que também apresentou valores mais elevados de índices morfométricos, o que indica uma maior propensão a enchentes.

Com alta taxa pluviométrica, baixos índices biofísicos e vazão mais elevada em comparação com as outras áreas, a sub-bacia 3 se torna a mais propensa à ocorrência de erosão do solo. Assim, a aplicação de sensoriamento remoto e modelagem hidrológica mostrou-se uma ferramenta eficaz para o monitoramento agrícola e ambiental da região litorânea de Pernambuco.

RECOMENDAÇÕES

Devido à escassez de estudos utilizando sensoriamento remoto via radar na região de Pernambuco, é necessário aprofundar os conceitos para a elaboração de um índice de monitoramento da vegetação que se adeque melhor às características da região. Isso se deve ao fato de que a resposta do radar varia de acordo com o tipo de cultura e o nível de rugosidade do solo, o que representa uma boa alternativa para a avaliação dos índices de vegetação quando não há imagens ópticas aceitáveis para esse tipo de estudo.

Em relação à modelagem utilizando o SWAT, são necessárias futuras pesquisas que envolvam uma análise mais detalhada da região, com um maior número de divisões das sub-bacias, a fim de verificar a viabilidade dos dados de reanálise do CHIRPS e ERA5-Land para áreas menores. Além disso, é importante realizar a calibração e validação do modelo para avaliar os parâmetros mais sensíveis e verificar se estão em conformidade com os valores encontrados em outros estudos.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ABBASPOUR, K.C., ROUHOLAHNEJAD, E., VAGHEFI, S., SRINIVASAN, R., YANG, H., KLØVE. “A continental-scale hydrology and water quality model for Europe: Calibration and uncertainty of a high-resolution large-scale SWAT model”. **Journal of Hydrology**, v. 524, n. 1, p. 733 – 752. 2015.

ANDRADE, C.W.L., MONTENEGRO, S.M.G.L., MONTENEGRO, A.A.A., LIMA, J.R.S., SRINIVASAN, R., JONES, C.A. “Soil moisture and discharge modeling in a representative watershed in northeastern Brazil using SWAT”. **Ecohydrology and Hydrobiology**, v. 19, n. 2, p. 238 – 251, 2019.

ANDRADE, J. M., NETO, A. R., BEZERRA, U. A., MORAES, A. C. C., MONTENEGRO, S. M. G. L. A comprehensive assessment of precipitation products: Temporal and spatial analyses over terrestrial biomes in Northeastern Brazil. **Remote Sensing Applications: Society and Environment**, v. 28, p. 1 - 16, 2022.

APAC – Agência Pernambucana de águas e Clima. Bacias Hidrográficas – Rio Sirinhaém. Disponível em: <<http://200.238.107.184/bacias-hidrograficas/40-bacias-hidrograficas/205-bacia-do-rio-sirinhaem>>. Acesso em 23/10/2022

ARAGÃO, J. O. R. O impacto do ENSO e do Dipolo do Atlântico no Nordeste do Brasil. In: **BULLETIN DE L'INSTITUT FRANÇAIS D'ÉTUDES ANDINES**, v. 27, n. 3, p. 839 - 844, 1998.

ARAÚJO, C. S. P., SILVA, I. A. C., IPPOLITO, M., ALMEIDA, C. D. G. C. Evaluation of air temperature estimated by ERA5-Land reanalysis using surface data in Pernambuco, Brazil. **Environmental Monitoring and Assessment**, v. 194, n. 381, p. 1 - 13, 2022.

ARNOLD, J.G., SRINIVASAN, R., MUTTIAH, R.S., WILLIAMS, J.R. “Large Area Hydrologic Modeling and Assessment Part I: Model Development”. **Journal of the American Water Resources Association**, v. 34, n. 1, p. 73 – 89, 1998.

ASNER, G. P. Cloud cover in Landsat observations of the Brazilian Amazon. **International Journal of Remote Sensing**, v. 22, n. 18, p. 3855 - 3862, 2001.

BALDISSERA, G. C. **Aplicabilidade do modelo de simulação hidrológica SWAT (Soil and Water Assessment Tool), para a bacia hidrográfica do rio Cuiabá/MT.** 2005. 144p. Dissertação (Mestrado em Física e Meio Ambiente) – Programa de Pós-Graduação de Física e Meio Ambiente, Universidade Federal do Mato Grosso, Cuiabá.

BARIANI, C. J. M. V., BARIANI, N. M. V. Aplicação de dados SRTM para a caracterização de microbacias hidrográficas urbanas. **Geografia, Ensino & Pesquisa**, v. 20, n. 2, p. 135- 146, 2016.

BENATTI, D. P., TONELLO, K. C., FARIA, L. C., LEITE, E. C. Morfometria, uso e ocupação do solo de uma microbacia em Sete Barras, São Paulo. **Irriga, Botucatu**, v. 20, p. 21 - 32, 2015.

BHOGAPURAPU, N., DEY, S., BHATTACHARYA, A., MANDAL, D., LOPEZ-SANCHEZ, J. M., MCNAIRN, H., LOPEZ-MARTÍNEZ, C., RAO, Y. S. Dual-polarimetric descriptors from Sentinel-1 GRD SAR data for crop growth assessment. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. 178, p. 20 - 35, 2021.

BHOGAPURAPU, N., DEY, S., MANDAL, D., BHATTACHARYA, A., KARTHIKEYAN, L., MCNAIRN, H., RAO, Y. S. Soil moisture retrieval over croplands using dual-pol L-band GRD SAR data. **Remote Sensing of Environment**, v. 271, p. 1 - 26, 2022.

BOERMER, W. M. et al. Polarimetry in radar remote sensing: basic and applied concepts. In: LEWIS, A. J., HENDERSON, F. M., RYERSON, R. A. (Eds.). **Principles and applications of imaging radar: manual of remote sensing**. 3.ed. New York: John Wiley & Sons, 1998. v. 2, cap.5, p. 271 - 356.

BORSATO, F. H. **Caracterização física das bacias de drenagem do município de Maringá e os postos de combustíveis como potenciais poluidores.** 2005. 257p.

Dissertação (Mestrado em Geografia) - Programa de Pós-graduação em Geografia, Universidade Estadual de Maringá, Maringá.

CAMPANHARO, W. A. **Diagnostico físico da Bacia Do Rio Santa Maria Do Doce – ES**. 2010. 66p. Monografia (Graduação em Engenharia Florestal) - Departamento de Engenharia Florestal, Universidade Federal do Espírito Santo, Jerônimo Monteiro.

CHAGAS, A. M. S., MONTENEGRO, A. A. A., FARIAS, C. W. L. A., LINS, F. A. C., SILVA, J. R. I. Use of geotechnologies for morphometric analysis of experimental basin in the Semiarid region to support hydrological simulation. **Revista de Engenharia na Agricultura**, v. 30, p. 19 - 35, 2022.

CHHABRA, A., RÜDIGER, C., YEBRA, M., JAGDHUBER, T., HILTON, J. RADAR-Vegetation Structural Perpendicular Index (R-VSPI) for the Quantification of Wildfire Impact and Post-Fire Vegetation Recovery. **Remote Sensing - MDPI**, v. 14., p. 1 - 18, 2022.

CHRISTOFOLETTI, A. A variabilidade espacial e temporal da densidade de drenagem. **Notícia Geomorfológica**, Campinas, v. 21, n. 42, p. 3 - 22, 1981.

CHRISTOFOLETTI, A. Análise morfométrica das bacias hidrográficas. **Notícia Geomorfologia**, v. 18, n. 9, p. 35 - 64, 1969.

COLLISCHONN, W., TASSI, R. Introduzindo hidrologia. IPH UFRGS, Porto Alegre, 2008. 149 p.

COSTA, J., PEREIRA, G., SIQUEIRA, M. E., CARDOZO, F., SILVA, V. V. Validação dos dados de precipitação estimados pelo CHIRPS PARA O BRASIL. **Revista Brasileira de Climatologia**. v. 24, p. 228 – 243, 2019.

DHANESH, Y., BINDHU, V. M., SENENT-APARICIO, J., BRIGHENTI, T. M., AYANA, E., SMITHA, P. S., FEI, C., SRINIVASAN, R. A Comparative Evaluation of the Performance of CHIRPS and CFSR Data for Different Climate Zones Using the SWAT Model. **Remote Sensing**, v. 12, p. 1 - 25, 2020.

DINIZ, J. M. F. S. **Avaliação do potencial dos dados polarimétricos Sentinel-1^a para mapeamento do uso e cobertura da terra na região de Ariquemes – RO.** 2019.

134p. Dissertação (Mestrado) – Programa de Pós-Graduação em Sensoriamento remoto, Instituto Nacional de Pesquisa Espacial, São José dos Campos.

EMBRAPA – Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária. Bacia do Rio Sirinhaém.

Disponível em: <<https://www.embrapa.br/agencia-de-informacao-tecnologica/territorios/territorio-mata-sul-pernambucana/caracteristicas-do-territorio/recursos-naturais/recursos-hidricos/bacia-do-rio-sirinhaem>>. Acesso em: 01/11/2022.

EMBRAPA. **Sistema brasileiro de classificação de solos.** 5. ed. Brasília, DF: Embrapa, 2018. 356p.

ESA. 2024. Página oficial da Agência Espacial Europeia (ESA) contendo informações dos satélites das missões Sentinel. Disponível em <<https://sentinels.copernicus.eu/web/sentinel/home>>. Acesso em 2024.

ESTEVES, L. V., ESTEVES, A. M. S. L., PAZ, D. H. F., COUTINHO, A. P. Caracterização Morfométrica e Uso do Solo da Bacia Hidrográfica do Rio Sirinhaém (BHRS, Pernambuco, Brasil). **Revista Brasileira de Geografia Física**, v. 16, n. 5, p. 2609 – 2623, 2023.

FAO. Climate Hazards Group InfraRed Precipitation with Station data (CHIRPS).

Disponível em: <<https://data.apps.fao.org/catalog/organization/about/chirps>>. Acesso em: 08/11/2022.

FERRAZ, G. F. **Simulação Hidrológica e Hidrodinâmica do impacto de enchentes na bacia do Rio Sirinhaém e avaliação de sistema de controle proposto.** 2019. 117p.

Dissertação (Mestrado em Engenharia Civil) – Programa de Pós-graduação em Engenharia Civil, Universidade Federal de Pernambuco, Recife.

FITZ, Paulo Roberto. Geoprocessamento sem complicação. **Oficina de Textos**, 2008.

GERBER, D., PERTILLE, C. T., VIEIRA, F. S., CORRÊA, B. J. S., SOUZA, C. F. Caracterização morfométrica da Bacia Hidrográfica do Rio Itajaí – Santa Catarina. **Acta Biológica Catarinense**, Joinville, v. 5, n. 1, p. 72 - 83, 2018.

GOUVEIA, J. R. F., NASCIMENTO, C. R., JUNIOR, J. G. O., MOURA, G. B. A., LOPES, P. M. O. Correlação entre área plantada x queima da cana-de-açúcar no Litoral e Zona da Mata de Pernambuco. **Revista Brasileira de Geografia Física**, v. 15, n. 2. p. 841 - 855, 2022.

HENDERSON, F. M., LEWIS, A. J. **Principles and applications of imaging radar, manual of remote sensing**. 3. ed. New York: John Wiley & Sons, 1998. 899 p.

HERMAN, M. R., NEJADHASHEMI, A.P., ABOUALI, M., HERNANDEZ-SUAREZ, J.S., DANESHVAR, F., ZHANG, Z., ANDERSON, M.C., SADEGHI, A.M., HAIN, C.R., SHARIFI, A. “Evaluating the role of evapotranspiration remote sensing data in improving hydrological modeling predictability”. **Journal of Hydrology**, v. 556, n. 1, p. 39 – 49. 2018.

HINKLE, D. E., WIERSMA, W., JURIS, S. G. **Solutions manual: Applied statistics for the behavioral sciences**. Houghton Mifflin, 1988.

HORTON, R.E. Erosional development of streams and their drainage basins: hydrophysical approach to quantitative morphology. **Bulletin of the Geological Society of America**, v. 56, n. 2, p. 75 - 370, 1945.

IPCC. **Climate Change 2023: Synthesis Report**. Contribution of Working Groups I, II and III to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change [Core Writing Team, H. Lee and J. Romero (eds.)]. IPCC, Geneva, Switzerland. 2023. 169 p.

ITEP. **Relatório de Impacto Ambiental – Rima: Sistema de Controle de Cheias da Bacia do Rio Sirinhaém- Barragem Barra de Guabiraba**. Instituto de Tecnologia de Pernambuco, Unidade Gestora de Projetos Barragens da Mata Sul. Recife, 2011. 40p.

JESUS, J. B., KUPLICH, T. M. Utilização de imagens SAR na classificação de formações florestais brasileiras. **Ciência florestal**. v. 31, n. 3, p. 1547 - 1568. 2021.

JOSHI, N., BAUMANN, M., EHAMMER, A., FENSHOLT, R., GROGAN, K., HOSTERT, P., JEPSEN, M. R., KUEMMERLE, T., MEYFROIDT, P., MITCHARD, E. T. A., REICHE, J., RYAN, C. M., WASKE, B. A review of the application of optical and radar remote sensing data fusion to land use mapping and monitoring. **Remote Sensing**, v. 8, n. 70, p. 1 - 23, 2016.

JÚNIOR, C.R.F., PEDROSA, V.A., DE SOUZA, V.C.B. Reflexões sobre a cheia de junho de 2010 nas bacias do Rio Mundaú e Paraíba. In: **Simpósio Regional Brasileiro de Recursos Hídricos**, Fortaleza (CE), p. 1 – 20, 2010.

KIM, J., KIM, H., JEON, H., JEONG, S., SONG, J., VADIVEL, S. K. P., KIM, D. Synergistic Use of Geospatial Data for Water Body Extraction from Sentinel-1 Images for Operational Flood Monitoring across Southeast Asia Using Deep Neural Networks. **Remote Sensing**, v. 13, n. 23, p. 1 – 22, 2021.

LACERDA, F. F., LOPES, G. M. B. Extremos de Chuva e Seca em Pernambuco: uma realidade que veio para ficar. **Anais da Academia Pernambucana de Ciência Agrônômica**, Recife. v. 13/14, p. 42 - 46, 2017.

LEWIS, A. J. et al. W. Radar fundamentals: the geoscience perspective. In: LEWIS, A. J., HENDERSON, F. M., RYERSON, R. A. (Eds.). **Principles and applications of imaging radar: manual of remote sensing**. 3.ed. New York: John Wiley & Sons, 1998. v. 2, cap. 5, p. 271 - 356.

LIU, W. T. H. **Aplicações de sensoriamento remoto**. 2ª Edição. Oficina de Textos, 2015. 900 p.

MAGALHÃES, A.G., MONTENEGRO, A.A.A., ANDRADE, C.W.L., MONTENEGRO, S.M.G.L., JÚNIOR, R.V.P.F. Hydrological modeling of an experimental basin in the semiarid region of the Brazilian State of Pernambuco. **Revista Ambiente e Água**. v. 13, n. 6, p. 1 – 19, 2018.

MARAFON, A. C. Análise quantitativa de crescimento em cana-de-açúcar: uma introdução ao procedimento prático. **Embrapa Tabuleiros Costeiros**, 2012. 29 p.

MATSUNAGA, W.K., SALES, E.S.G., JÚNIOR, G.C.A. SILVA, M. T., LACERDA, F. F., LIMA, E. P., SANTOS, C. A. C. Application of ERA5-Land reanalysis data in zoning of climate risk for corn in the state of Bahia—Brazil. **Theoretical and Applied Climatology**, v. 155, p. 945 – 963, 2024.

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, p. 1425 – 1432, 1996.

MENDONÇA, F., DANNI-OLIVEIRA, I. M. **Climatologia: noções básicas e climas do Brasil**. Oficina de Texto, 2007. 208 p.

MENESES, P. R., ALMEIDA, T. **Introdução ao processamento de imagens de sensoriamento remoto**. Brasília: UNB/CNPq, 2012. 266 p.

MILLER, V.C. A quantitative geomorphic study of drainage basins characteristic in the Clinch Mountain area, Technical Report, Dept. Geology, Columbia University, 1953.

MIRANDA, R., NOBREGA, R. L. B., SILVA, E. L. R., SILVA, J. F., FILHO, J. C. A., MOURA, M. S. B., BARROS, A. H. C., SOUZA, A. G. S. S., VERHOEF, A., YANG, W., SHAO, H., SRINIVASAN, R., ZIADAT, F., MONTENEGRO, S. M. G. L., ARAÚJO, M. S. B., GALVINÍCIO, J. D. Hybrid Machine Learning for Integrating Pedological Knowledge into Digital Soil Mapping to Advance Next-Generation Earth System Models, **EarthArXiv eprints**, p. 1 – 41, 2022.

MONTEIRO, J. B., ROCHA, A. B., ZANELLA, M. E. Técnica dos Quantis para Caracterização de Anos Secos e Chuvosos (1980-2009): Baixo Curso do Apodi-Mossoró/RN. **Revista do Departamento de Geografia – USP**. v. 23, p. 232 - 249, 2012.

MORIASI, D. N., GITAU, M. W., PAI, N., DAGGUPATI, P. Hydrologic and water quality models: performance measures and evaluation criteria. **American Society of Agricultural and Biological Engineers**, v. 58, n. 6, p.1763-1785, 2015.

MOTOFUMI, A., VAN ZYL, J., KIM, Y. A General Characterization for Polarimetric Scattering from Vegetation Canopies. **Remote Sensing**, v. 48, p. 3349 - 3357, 2010.

MOURA, M. O. **Impactos na pegada hídrica do cultivo da cana-de-açúcar em um período de seca na bacia hidrográfica do Ipojuca em Pernambuco**. 2020. 110p. Dissertação (Mestrado em Engenharia Civil) – Programa de Pós-graduação em Engenharia Civil, Universidade Federal de Pernambuco, Recife.

MUÑOZ-SABATER, J. M. ERA5-Land hourly data from 1950 to present. **Copernicus Climate Change Service (C3S) Climate Data Store (CDS)**, 2019. Disponível em: <<https://cds.climate.copernicus.eu/datasets/reanalysis-era5-land?tab=overview>>. Acesso em: 10/10/2023.

MUÑOZ-SABATER, J., DUTRA, E., AGUSTÍ-PANAREDA, A., ALBERGEL, C., ARDUINI, G., BALSAMO, G., BOUSSETTA, S., CHOULGA, M., HARRIGAN, S., HERSBACH, H., MARTENS, B., MIRALLES, D. G., PILES, M., RODRÍGUEZ-FERNÁNDEZ, N. J., ZSOTER, E., BUONTEMPO, C., AND THÉPAUT, J.-N. ERA5-Land: a state-of-the-art global reanalysis dataset for land applications, **Earth System Science Data**, v. 13, p. 4349 – 4383, 2021.

NASH, J. E., SUTCLIFFE, J. V. River flow forecasting through conceptual models: Part 1. A discussion of principles. **Journal of Hydrology**, v. 10, n. 3, p. 282 - 290, 1970.

NATIVEL, S., AYARI, E., RODRIGUEZ-FERNANDEZ, N., BAGHDADI, N., MADELON, R., ALBERGEL, C., ZRIBI, M. Hybrid Methodology Using Sentinel-1/Sentinel-2 for Soil Moisture Estimation. **MDPI – Remote Sensing**, v. 14, n. 10, p. 2434 - 2449, 2022.

NOGUEIRA, M. C. S. **Experimentação agrônômica I**. Piracicaba: Universidade de

São Paulo, 2007.

PAZ, Y.M., GALVINCIO, J.D., HOLANDA, R.M., SRINIVASAN, R., JONES, C.A. Análise de sensibilidade e calibração espacial do modelo SWAT aplicado em uma bacia do litoral pernambucano através de dados climáticos observados e de reanálise. **Revista Brasileira de Geografia Física**, v. 11, n. 1, p. 371 – 389, 2018.

PEREIRA, D. R., ULIANA, E. M., MARTINEZ, M. A., SILVA, D. D. Desempenho de um Modelo Hidrológico Concentrado e de um Semidistribuído na Predição de Vazões Diárias. **Irriga**. v. 21, n. 2, p. 409 - 424, 2016.

PERNAMBUCO. Secretaria de Ciência, Tecnologia e Meio Ambiente. **Plano Estadual de Recursos Hídricos** – Volume I. Recife, Pernambuco, 1998.

PERNAMBUCO. Agência Pernambucana de Águas e Clima - APAC. **Plano Estadual de Recursos Hídricos** – Tomo I. Volume 1. Recife, 2022.

PERNAMBUCO. Secretaria de Infraestrutura e Recursos Hídricos. **Plano estadual de Recursos Hídricos de Pernambuco** – Produto 4 – Diagnóstico Integrado. Recife, Pernambuco, 2020a.

PERNAMBUCO. Secretaria de Infraestrutura e Recursos Hídricos. **Plano Estadual de Recursos Hídricos de Pernambuco** – Produto 3 – Relatório Técnico Parcial 1 – Tomo I. Recife, Pernambuco, 2020b.

PIGNALOSA, A., SILVESTRI, N., PUGLIESE, F., CORNIELLO, A., GERUNDO, C., SEPPIA, N. D., LUCCHESI, M., COSCINI, N., PAOLA, F. D., GIUGNI, M. Long-term simulations of Nature-Based Solutions effects on runoff and soil losses in a flat agricultural area within the catchment of Lake Massaciuccoli (Central Italy). **Agricultural Water Management**, v. 273, 2022.

PORTELA, B. M., ALVES, G. B., SILVA, S. R., LAFAYETTE, K. P. V. Análise da vulnerabilidade à inundação na Bacia Hidrográfica do rio Sirinhaém, utilizando o

Método de Análise Hierárquica. **Revista Brasileira de Geografia Física**, v.16, n.03, p. 1247 – 1262, 2023.

RODRIGUES, L. O., SOUZA, W. M., COSTA, V. S. O., PEREIRA, M. L. T.
Influência dos eventos El Niño e La Niña no regime de precipitação do Agreste de Pernambuco. **Revista Brasileira de Geografia Física**, v. 10, n. 6, p. 1995 - 2009, 2017.

ROSA, R. **Introdução ao sensoriamento remoto**. 6ª edição – Uberlândia: EDUFU, 2007.

SABINS, F. F. **Remote sensing: principles and interpretation**. 3.ed. New York: W. H. Freeman and Company, 1996. 494 p.

SANT'ANNA, J. S. **Avaliação do desempenho de filtros redutores de "Speckle" em imagens de radar de abertura sintética**. 209 p. Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), São José dos Campos, 1995.

SANTOS, L. D. J. **Evolução morfodinâmica e antropogênica da unidade geomorfológica restinga no bairro do Recife Antigo-PE**. 2013. 148p. Dissertação (Mestrado em Geografia) – Universidade Federal de Pernambuco, Recife.

SCHUMM, S. A. Evolution of drainage systems and slopes in badlands of Perth Amboy. **Geological Society of America Bulletin**, Boulder, v. 67, n. 5, p. 597 - 646, 1956.

SCHUMM, S. A. Sinuosidade dos rios aluviais nas Grandes Planícies. **Geological Society of America Bulletin**, Boulder, v. 74, n. 9, p. 1089 - 1100, 1963.

SENET-APARICIO, J., BLANCO-GÓMEZ, P., LÓPEZ-BALLESTEROS, A., JIMENO-SÁEZ, P. Evaluating the Potential of GloFASERA5 River Discharge Reanalysis Data for Calibrating the SWAT Model in the Grande San Miguel River Basin (El Salvador). **Remote Sensing**, v. 13, 2021.

SILVA, G. R. D., OLIVEIRA, M. K. T. “Diagnóstico Descritivo Da Gestão E Do Planejamento De Recursos Hídricos No Semiárido Brasileiro” in I **Congresso Internacional de Meio Ambiente e Sociedade**, Belo Horizonte, p. 1 – 6, 2020.

SILVA, R. O. B., MONTENEGRO, S. M. G. L., SOUZA, W. M. Tendências de mudanças climáticas na precipitação pluviométrica nas bacias hidrográficas do estado de Pernambuco. **Engenharia Sanitária Ambiental**, v. 22, n. 3. p. 579 - 589, 2017.

SOUZA, E. B., ALVES, J. M. B., REPELLI, C. A., FERREIRA, N. S. Desvios percentuais da precipitação na estação chuvosa do semiárido nordestino durante os anos de El Niño e La Niña no Pacífico Tropical e fases do padrão de dipolo no Atlântico Tropical. In: **CONGRESSO BRASILEIRO DE METEOROLOGIA**, 1998.

Disponível em: <<http://urlib.net/ibi/sid.inpe.br/iris@1915/2005/03.21.16.58>>. Acesso em: 04/05/2023.

SRINIVASAN, R., ARNOLD, J. G. Integration of the basin-scale water quality model with GIS. **Water Resources Bulletin**, v. 30, p. 453 - 462, 1994.

SZIGARSKI, C., JAGDHUBER, T., BAUR, M., THIEL, C., PARRENS, M., WIGNERON, J., PILES, M., ENTEKHABI, D. Analysis of the Radar Vegetation Index and Potential Improvements. **Remote Sensing – MDPI**. v. 10, 2018.

TOMASZEWSKI, M., GASZ, R., SMYKALA, K. Monitoring Vegetation Changes Using Satellite Imaging – NDVI and RVI4S1 Indicators. In: Paszkiel, S. (eds) **Control, Computer Engineering and Neuroscience**, 2021.

ULABY, F. T., ELACHI, C. **Radar polarimetry for geoscience applications**. Norwood: Artech House, 1990. 364p.

WOODHOUSE, I. H. **Introduction to microwave remote sensing**. Boca Raton: Taylor & Francis Group CRC, 2006. 370 p.