

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

ALINE MARIA SOARES DAS CHAGAS

PROCESSOS HIDROLÓGICOS EM BACIA NO SEMIÁRIDO DE PERNAMBUCO

RECIFE 2024

ALINE MARIA SOARES DAS CHAGAS

PROCESSOS HIDROLÓGICOS EM BACIA DO SEMIÁRIDO DE PERNAMBUCO

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Agrícola (PGEA) da Universidade Federal Rural de Pernambuco (UFRPE) como requisito parcial do título de Mestre em Engenharia Agrícola. Área de concentração: Recursos hídricos

Orientador: Prof. Dr. Abelardo Antônio de Assunção Montenegro

RECIFE 2024

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

C433p Chagas, Aline Maria Soares

PROCESSOS HIDROLÓGICOS EM BACIA NO SEMIÁRIDO DE PERNAMBUCO / Aline Maria Soares Chagas. - 2024.

104 f.

Orientador: Abelardo Antonio Assuncao Montenegro. Inclui referências.

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

1. water resources. 2. semiarid. 3. monitoring. 4. geostatistics. 5. SWAT. I. Montenegro, Abelardo Antonio Assuncao, orient. II. Título

CDD 630

ALINE MARIA SOARES DAS CHAGAS

PROCESSOS HIDROLÓGICOS EM BACIA DO SEMIÁRIDO DE PERNAMBUCO

Dissertação defendida e aprovada em 27 de fevereiro de 2024 pela banca examinadora:

Orientador:

Profº Dr. Abelardo Montenegro de Assunção Montenegro

Comissão examinadora:

Prof^a Dr^a Carolyne Lins de Farias

Profº Dr. João Pedroso de Lima

Profº Dr. Yuri Jacques Agra Bezerra da Silva

"E, quando você quer alguma coisa, todo o Universo conspira para que você realize seu desejo"

Paulo Coelho

Dedico aos meus amados pais, Eliane Maria e José Soares, por toda dedicação, apoio e carinho.

Amo imensamente vocês.

Agradecimentos

Com um coração repleto de alegria e satisfação finalizo um ciclo tão importante na minha vida profissional. Agradeço à Deus por sua infinita bondade, amor e por todas as graças alcançadas até aqui. Por permitir o aprendizado e a superação de cada desafio e principalmente por colocar no meu caminho pessoas tão especiais que carregarei sempre comigo.

Aos meus pais Eliane e José, que desde criança sempre acreditaram em mim, me deram asas para voar e sempre, incondicionalmente, me amaram e cuidaram. Agradeço infinitamente por todo o incentivo, pelo colo nos dias de cansaço e por incansavelmente cuidarem dos meus sonhos.

Aos meus irmãos Elton, Alice e João por todas as vezes que estiveram do meu lado, e em especial João por mesmo nos dias mais difíceis sempre esteve ali me fazendo sorrir. Agradeço também ao meu namorado, Andrei, por estar do meu lado com tanto companheirismo, carinho, compreensão e cuidado ao longo desse caminho.

Ao meu orientador, Abelardo Montenegro, por toda essa jornada, por ser uma grande inspiração, pela dedicação, oportunidade, confiança, por nunca deixar me deixar desmotivar, por toda paciência e cuidado. À Professora Carolyne Farias, pelos conselhos, disponibilidade, palavra amiga e de esperança nos dias árduos ao longo desse trabalho.

À universidade Federal Rural de Pernambuco (UFRPE), ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Agrícola (PGEA/ UFRPE), por todo o apoio e estrutura oferecidos. A todos os professores, alunos e funcionários. Deixo meu imenso agradecimento aos amigos que fiz do Laboratório de Água e Solo (LAS/UFRPE), que tornaram o dia a dia mais leve e por toda ajuda nos trabalhos desenvolvidos: Frederico Lins, Thayná Almeida, Lizandra Souza, Moisés Neto, Rodrigo Costa, Agnes Fonseca, Giselle Almeida e Tamiris Luana. Aos agricultores Josa e Adelmo que abriram suas portas e deram suporte tão especial à essa pesquisa.

Agradeço também Fundação de Amparo à Ciência e Tecnologia de Pernambuco – FACEPE pela concessão da bolsa (0300–5.03/17) e ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico – CNPq (420488/2018-9), pelos apoios financeiro e institucional.

Por fim, à todas as pessoas e instituições que contribuíram, direta ou indiretamente, para a realização desta pesquisa: muito obrigada.

RESUMO

A região semiárida enfrenta restrições na disponibilidade de recursos hídricos devido à variabilidade espaço-temporal elevada no regime pluviométrico e solos com baixa capacidade de retenção de água. Com o avanço das mudanças climáticas tais dificuldades tem intensificado as discussões sobre segurança hídrica da região e os riscos para populações e ecossistemas afetados por essas transformações. Assim, a investigação dos processos hidrológicos em bacias do semiárido se torna essencial para a gestão sustentável de bacias hidrográficas e da região. Dentro desse contexto, este estudo tem como objetivo investigar a variabilidade espaço-temporal da dinâmica hidrológica dos componentes do balanço hídrico, de índices biofísicos e da umidade do solo em bacia hidrográfica do semiárido pernambucano. Este estudo foi conduzido na Bacia Experimental do Riacho Jatobá, onde componentes hidrológicas vêm sendo intensamente monitoradas com participação da comunidade local. Através do monitoramento da vazão foi realizada a calibração do modelo SMAP e modelo SWAT e avaliado qual modelo teve o melhor desempenho. Através do sensoriamento remoto foi possível aprofundar os estudos sobre o efeito da variabilidade climática sobre os índices biofísicos e uso e ocupação do solo e avaliar os impactos sobre a dinâmica de componentes hidrológicos na bacia. A variabilidade da umidade solo foi avaliada por meio de modelagem hidrológica com o SWAT e foi mapeada através da krigagem e co-krigagem ordinária com índices vegetativos e elevação que apresentaram boas correlações com a umidade do solo. Através do monitoramento hidrológico na bacia do Riacho Jatobá foi possível identificar a dinâmica dos componentes do balanço hídrico. A calibração com a vazão possibilitou que os modelos SMAP e SWAT apresentassem bom desempenho ao simular a vazão na bacia, mas o modelo SWAT responde melhor quando o evento é menor. A temperatura da superfície, NDWI e a elevação do solo foram os índices que melhor se relacionaram com a umidade do solo. A krigagem e a co-krigagem mostraram que a bacia do Riacho Jatobá concentra maiores umidades no centro da bacia devido à baixa elevação. A análise combinada de modelagem hidrológica e sensoriamento remoto trouxe percepções valiosas sobre a variação dinâmica da umidade do solo em ambiente semiárido, reduzindo incertezas na estimativa e fornecendo informações cruciais para a gestão hídrica, segurança agrícola e sustentabilidade ecológica na região.

Palavras-chave: recursos hídricos, semiárido, monitoramento hidrológico, SMAP, SWAT, geoestatística

ABSTRACT

The semiarid region faces constraints in water resources availability due to high spatial-temporal variability in rainfall patterns and soils with low water retention capacity. With the advancement of climate change, such difficulties have intensified discussions on water security in the region and the risks to populations and ecosystems affected by these transformations. Thus, investigating hydrological processes in semiarid basins become essential for sustainable watershed and of the region. Within this context, this study aims to investigate the spatial-temporal variability of hydrological dynamics, biophysical indices, and soil moisture in the watershed of the semiarid region of Pernambuco. This study is conducted in the Experimental Basin of Riacho Jatobá, where hydrological components have been intensely monitored with the participation of the local community. Through flow monitoring, the SMAP model and SWAT model were calibrated, and which model had the best performance. Through remote sensing, it was possible to deepen the studies on the effect of climate variability on biophysical indices and land use and cover, as well as to assess the impacts on the dynamics of hydrological components in the basin. Soil moisture variability was evaluated through hydrological modeling with SWAT and mapped using kriging and ordinary co-kriging with vegetative indices and elevation, which showed good correlations with soil moisture. Through hydrological monitoring in the Jatobá basin, it was possible to identify the dynamics of the water balance components. Calibration with the flow allowed the SMAP and SWAT models to perform well when simulating the flow in the basin, but the SWAT model responds better when the event is smaller. Surface temperature, NDWI and soil elevation were the indices that best related to soil moisture. Kriging and co-kriging showed that the Jatobá basin concentrates greater moisture in the center of the basin due to the low elevation. The combined analysis of hydrological modeling and remote sensing brought valuable insights into the dynamic variation of soil moisture in a semiarid environment, reducing uncertainty in estimation and providing crucial information for water management, agricultural security, and ecological sustainability in the region.

Keywords: water resources, semiarid, monitoring, SMAP, SWAT, geostatistics

Lista de Figuras

Capítulo I – Introdução Geral e Revisão bibliográfica 11
Figura 1. Fluxograma do modelo SWAT 19
Capítulo II – Dinâmica das componentes hidrológicas e estimativas de vazão através
de modelagem hidrológica no semiárido pernambucano 27
Figura 1. Localização da bacia Experimental do Jatobá no semiárido pernambucano 32
Figura 2. Apresentação dos tipos de solos, usos e ocupação do solo predominantes, dos
sítios de monitoramento, pluviômetro social e seção fluviométrica
Figura 3. Seção fluviométrica (a) e sensor de nível da Ampeq (b) na bacia do Riacho
Jatobá
Figura 4. Esquema de fluxo de água através de reservatórios do modelo SMAP
Figura 5. Série histórica da precipitação na bacia do Riacho Jatobá no período entre 2000
e 2023 registrada pelo pluviômetro social e estação meteorológica do INMET 41
Figura 6. Distribuição anual média da precipitação na bacia do Riacho Jatobá no período
de 2000 a 2023
Figura 7. Distribuição pluviométrica e Índice de Anomalia de Chuva (IAC) na bacia do
Riacho Jatobá para os anos de 2000 a 2023
Figura 6. Sazonalidade da umidade do solo observada na bacia do Riacho Jatobá no
período de 2009 a 2019 44
Figura 7. Calibração do modelo SMAP no período de fevereiro a abril de 2018 na seção
fluviométrica da bacia do Riacho Jatobá
Figura 8. Vazões observadas e simuladas pelo modelo SMAP para a bacia do Riacho
Jatobá no período de 15 a 28 de abril de 2022 46
Figura 9. Armazenamentos de água nos reservatórios do modelo SMAP para o evento de
14 a 28 de abril na bacia do Riacho Jatobá
Figura 10. Calibração da vazão na seção fluviométrica na bacia do Riacho Jatobá no
período de fevereiro a março de 2018 48
Figura 11. Validação da modelagem com o SWAT para a vazão observada na bacia do
Riacho Jatobá no período de 15 a 28 de abril de 2022 49
Figura 12. Correlação entre o modelo SWAT e SMAP com a vazão observada na bacia
do Riacho Jatobá
Figura 13. Correlação entre as chuvas diárias entre 2,5 e 50 mm (a) e chuva antecedente
de 5 dias (b) com a vazão simulada por cada um dos modelos

Capítulo III - Técnicas geoespaciais e numéricas aplicadas à análise espaço-temporal da umidade do solo em uma bacia hidrográfica experimental do semiárido brasileiro

Figura 12. Semivariogramas cruzados da umidade do solo simulada pelo modelo	SWAT
com elevação e NDWIveg e Temperatura da Superfície	82

Lista de Tabelas

Capítulo II – Dinâmica das componentes hidrológicas e estimativas de vazão através de modelagem hidrológica no semiárido pernambucano
Tabela 1. Classificação das intensidades das anomalias de precipitação anual de acordocom o Índice de Anomalia de Chuva (IAC)
Tabela 2. Parâmetros usados por Magalhães et al (2018) e Lins et al (2021) para calibração e validação da umidade do solo (cm ³ cm ⁻³) e evapotranspiração na modelagem com o SWAT na bacia do Riacho Jatobá
Tabela 3. Propriedades físico-hídricas dos solos da bacia experimental do Riacho Jatobá
Capítulo III - Técnicas geoespaciais e numéricas aplicadas à análise espaço-temporal da umidade do solo em uma bacia hidrográfica experimental do semiárido brasileiro
Tabela 1. Parâmetros utilizados por Magalhães et al. (2018) para calibração e validação da umidade do solo (cm ³ cm ⁻³) utilizando o modelo SWAT na bacia experimental do Riacho Jatobá
Tabela 2. Funções estatísticas utilizadas para avaliar o ajuste entre os dados de umidadedo solo simulados pelo modelo SWAT e os dados observados
Tabela 3. Critérios de avaliação de desempenho recomendados para modelos
hidrológicos, considerando componentes em geral (e.g., umidade do solo) nos processos
de calibração e validação
Tabela 4. Equações dos índices de vegetação 69
Tabela 5. Avaliação do ajuste do modelo simulado antes e depois do processo de calibração 74
Tabela 6. Estatísticas clássicas de umidade do solo da Bacia Experimental de Jatobásimuladas pelo modelo SWAT, para diferentes períodos
Tabela 7. Parâmetros e modelos de semivariograma para umidade do solo simulada
Tabela 8. Parâmetros de ajuste do semivariograma cruzado para umidade do solosimuladacomelevação,NDWIvegetemperatura83

Sumário

Capítulo I: Introdução Geral e Revisão bibliográfica	14
1.Introdução	14
2. Hipótese e objetivos	15
2.1 Hipótese	15
2.2 Objetivo geral	16
2.3 Objetivos específicos	16
3. Revisão bibliográfica	16
3.1 Recursos hídricos no semiárido brasileiro	16
3.2 Modelagem hidrológica	17
3.3 Modelo SWAT	18
3.4 Modelo SMAP	21
3.5 Sensoriamento remoto e índices de vegetação (IV)	23
3.6 Geoestatística	26
Capítulo II: Dinâmica das componentes hidrológicas e estimativas de vazão atrav modelagem hidrológica no semiárido pernambucano	7és de 27
Resumo	27
Abstract	28
1. Introdução	29
2. Material e métodos	31
2.1 Área de estudo	31
2.2 Monitoramento hidrológico	33
2.3 Índice de Anomalia de Chuva (IAC)	35
2.4 Modelo do SWAT	35
2.5 SWAT-CUP – Calibração e validação	37
2.6 Modelo SMAP	
3. Resultados e discussão	41
3.1 Hidrologia experimental	41
3.2 Modelagem hidrológica	46
4. Conclusão	52
Capítulo III: Técnicas geoespaciais e numéricas aplicadas à análise espaço-temp do solo em uma bacia hidrográfica experimental do semiárido brasileiro	oral da umidade 53
Resumo	53
Abstract	54
1. Introdução	55
2. Material e Métodos	

2.1. Área de estudo
2.2. Aplicação do modelo Soil Water Assessment Tool (SWAT)
2.3. Conjunto de dados63
2.4 Análise de agrupamento (AA) e aplicação do Coeficiente de Correlação Cofenética (CCC)
2.5. Dados orbitais de satélites66
2.6. Análise multivariada69
2.7. Análise Estatística e Geoestatística69
3. Resultados e discussão71
3.1. Dinâmica temporal da umidade do solo71
3.2 Processos hidrológicos simulados pelo modelo SWAT72
3.3 Avaliação do desempenho do modelo SWAT na estimativa da umidade do solo73
3.4. Dinâmica espaço-temporal de índices biofísicos e temperatura superficial74
3.5. Variabilidade espaço-temporal da umidade do solo simulada na BERJ77
3.6. Co-krigagem de umidade do solo simulada pelo modelo com elevação e os índices biofísicos81
3.7. Análise de incerteza85
4. Conclusão
Capítulo IV: Considerações finais
Capítulo V: Referências bibliográficas90

Capítulo I: Introdução Geral e Revisão bibliográfica

1.Introdução

A região semiárida do Nordeste brasileiro apresenta limitada disponibilidade de recursos hídricos, em virtude do regime pluviométrico irregular, com chuvas mal distribuídas temporal e espacialmente, e predominância de solos rasos, com baixa capacidade de retenção de água. Segundo Marengo et al. (2020) e Silva et al. (2023), as alterações climáticas impactaram fortemente a disponibilidade de água na região, exigindo uma melhor compreensão da dinâmica espaço-temporal dos processos hidrológicos para apoiar iniciativas de conservação do solo e da água e para reduzir as vulnerabilidades ambientais.

O problema da escassez e da ocorrência de eventos extremos vem se agravando ao longo do tempo e o estudo das bacias hidrográficas por meio de monitoramento e modelagem, torna-se essencial para o planejamento, gerenciamento e uso deste recurso (Santos, 2018). Dentro desse contexto, estudos voltados para processos hidrológicos se tornam fundamentais para auxiliar a gestão e a tomada de decisão. A modelagem é uma importante ferramenta de apoio à gestão e sobre o uso do solo e da água. Os modelos são capazes de representar os processos físicos de um sistema, e de gerar informações normalmente não disponíveis (Andrade, 2017).

O uso de modelos hidrológicos é essencial para representar a complexidade dos sistemas ambientais de forma simples, permitindo avaliar o estado atual e simular cenários, o que contribui para a compreensão e tomada de decisões (Abbaspour et al., 2015; Sales et al., 2022). Essas ferramentas são fundamentais no planejamento dos recursos hídricos para atender às diversas demandas e garantir seu uso sustentável.

A representação precisa dos processos de transformação da chuva em vazão (chuva-vazão) é de grande interesse para os hidrólogos, dado que desempenham um papel fundamental no ciclo hidrológico (Cirilo et al., 2020). Com esse objetivo, diversos modelos de chuva-vazão foram desenvolvidos, detalhando os diferentes processos envolvidos na conversão da precipitação em escoamento superficial. Entre esses modelos, o Soil Moisture Accounting Procedure (SMAP) (Lopes, 1982) se destaca como uma opção amplamente utilizada, especialmente em regiões semiáridas (Lopes e Montenegro, 2017).

Modelos hidrológicos desenvolvidos em associação com SIGs, como o Soil and Water Assessment Tool (SWAT) (Arnold e Allen, 1996), são ferramentas utilizadas para avaliar a dinâmica dos processos hidrológicos em escala espaço-temporal (Andrade et al., 2013). O SWAT é um dos modelos mais utilizados em todo o mundo, e foi desenvolvido com o objetivo de simular os impactos das mudanças no uso do solo na produção de água, sedimentos, nutrientes e agroquímicos em bacias hidrográficas (Arnold et al., 1998; Gassman et al., 2007; Souza et al., 2018; Bressani et al., 2015; Neitsch et al., 2011).

Dentre os mais recentes trabalhos desenvolvidos no Brasil, envolvendo o SWAT, pode-se citar: Andrade et al. (2019) que buscaram aplicar o SWAT em uma bacia hidrográfica representativa do Nordeste brasileiro e avaliar os efeitos do uso de conjuntos de dados de vazão e umidade do solo sobre as incertezas das previsões do modelo; Andrade et al (2017) que usaram o SWAT para avaliar os processos hidrológicos sob diferentes condições de cobertura vegetal na Bacia Hidrográfica do Rio Mundaú (BHRM), Nordeste do Brasil; Fontes Júnior & Montenegro (2019), que utilizaram o modelo SWAT como ferramenta de gestão investigando os impactos do reflorestamento da Caatinga na disponibilidade de água em uma bacia representativa do semiárido nordestino; e Farias et al. (2023) calibraram o modelo SWAT utilizando dados de vazão para a bacia do Rio São Francisco.

Na bacia experimental do riacho Jatobá, localizada no semiárido pernambucano, Magalhães et al. (2018) aplicaram o modelo SWAT para a análise de processos hidrológicos e investigaram a eficácia hidrológica em um cenário de recuperação em áreas de maior elevação topográfica da Caatinga arborescente e o comportamento dos componentes hidrológicos em um cenário de expansão agrícola; Chagas et al. (2022) caracterizam a umidade do solo no período de 2004 a 2019, considerando os diferentes tipos de solo e condições de cobertura (vegetação e uso) utilizando o modelo SWAT; e Lins et al. (2024) avaliaram os impactos das mudanças climáticas e do uso da terra.

2. Hipótese e objetivos

2.1 Hipótese

A utilização de dados obtidos em monitoramento na modelagem hidrológica e de sensoriamento remoto é capaz de reduzir as incertezas nas estimativas dos estoques hídricos em bacia hidrográfica do semiárido.

2.2 Objetivo geral

Investigar a variabilidade espaço-temporal da dinâmica hidrológica dos componentes do balanço hídrico, de índices biofísicos e da umidade do solo em bacia hidrográfica do semiárido pernambucano.

2.3 Objetivos específicos

- Monitorar variáveis hidrológicas em bacia experimental através da experimentação hidrológica;
- Investigar a distribuição espaço-temporal da umidade do solo e escoamento superficial em bacia experimental hidrográfica do semiárido;
- Aplicar o sensoriamento remoto na avalição de uso e ocupação do solo em bacia hidrográficas no semiárido;
- Mapear a variabilidade espaço-temporal da umidade do solo através da geoestatística com suporte dos índices biofísicos de sensoriamento remoto.

3. Revisão bibliográfica

3.1 Recursos hídricos no semiárido brasileiro

Segundo o relatório das Nações Unidas (2022), períodos de seca agravados pelo aquecimento global têm sido cada vez mais comuns em regiões já suscetíveis à escassez de água, aumentando o risco de secas agrícolas, ecológicas e aumentando a vulnerabilidade dos ecossistemas. O sexto relatório do Painel Intergovernamental sobre Mudanças Climáticas (Intergovernmental Panel on Climate Change - IPCC) aponta que as mudanças climáticas têm afetado todo o mundo, com um aumento de 1,1°C na temperatura global (IPCC, 2022) provocando consequências cada vez mais irreversíveis especialmente às populações em situação de vulnerabilidade, entre elas a do semiárido brasileiro.

Em termos quantitativos, o Brasil é um dos países com maior disponibilidade hídrica per capita no mundo. Tal status, no entanto, não inclui o país entre os que se encontram em uma zona de conforto hídrico, sobretudo quando se avalia a condição de disponibilidade de água no Nordeste, mais especificamente os Estados do Ceará, Paraíba, Pernambuco, Piauí e Rio Grande do Norte, que sofrem com secas cíclicas, que afetam a quantidade de água disponível nos reservatórios da região (Silva et al., 2017; Silva et al., 2016).

O semiárido brasileiro diferencia-se dos demais do planeta, isso por ser caracterizado como o mais chuvoso e o mais populoso, sendo uma das poucas regiões semiáridas do mundo com clima tropical (Araújo et al., 2019). Entretanto, a região é formada por um conjunto de espaços que se caracterizam pelo balanço hídrico negativo, levando à redução gradual do volume de água armazenada nos reservatórios o que contribui para uma seca hídrica sem precedentes.

A região semiárida apresenta limitada disponibilidade de recursos hídricos, em virtude do regime pluviométrico irregular, com chuvas mal distribuídas nas escalas temporal (tempo) e espacial (espaço geográfico), podendo haver anos de seca total, com efeitos observados em todas as áreas da região e secas parciais, onde apenas algumas áreas são atingidas (Tavares et al 2020; Lins et al., 2021).

Além disso, cenários de escassez hídrica são frequentes no semiárido devido às mudanças na sua cobertura vegetal natural e à variabilidade climática da região, comprometendo os usos básicos desse recurso, como o abastecimento humano e a agricultura (produção de alimentos), o que torna a população extremamente vulnerável ao evento climático (Ferreira et al., 2020).

Em geral, as secas no Nordeste brasileiro (NEB) geram profundos impactos ambientais, sociais e econômicos. Nos anos secos, quando as chuvas são insuficientes para a colheita e armazenamento de água, os agricultores residentes no semiárido nordestino interrompem a produção agrícola, causando uma calamidade social, o desemprego, porque a região não oferece outras oportunidades de trabalho, obrigando os moradores a abandonarem suas terras (Medeiros et al., 2023; Dennys et al., 2016).

3.2 Modelagem hidrológica

Os diferentes fenômenos encontrados no ciclo hidrológico são estudados pela hidrologia. Os processos hidrológicos, como: precipitação, evaporação, transpiração, infiltração, escoamento e vazão, variam em função de diversos fatores, o que dificulta a análise quantitativa e qualitativa dos mesmos (Tucci, 2005). No Brasil, a modelagem computacional de bacias hidrográficas vem crescendo e gradativamente aperfeiçoamentos vêm sendo incorporados para uma melhor representação dos processos físicos (Lima, 2022).

Os modelos hidrológicos surgiram como ferramentas essenciais para apoiar iniciativas de gestão de recursos hídricos devido à sua capacidade para facilitar a compreensão dos processos físicos que operam dentro da captação (Cirilo et al., 2020).

Além disso, a modelagem hidrológica pode preencher lacunas nos dados de monitoramento, prever a resposta do sistema a mudanças e avaliar alternativas de gestão (Hartnett et al., 2007). Deste modo, pesquisadores e profissionais das diversas áreas têm buscado melhorar e pôr em prática múltiplos instrumentos relacionados com os recursos hídricos, incluindo os modelos hidrológicos (Bressiani et al., 2015).

Devia e Ganasri (2015) afirmam que o modelo mais adequado é aquele que fornece resultados mais próximos da realidade, simplificando parâmetros e reduzindo a complexidade. Segundo Srinivasan et al. (2010), os modelos hidrológicos distribuídos e de base física têm sido cada vez mais utilizados na avaliação dos recursos hídricos, das melhores práticas de manejo e dos impactos devido as mudanças climática e de uso do solo.

Entretanto, embora modelos hidrológicos facilitem a avaliação desses recursos, ainda há a dificuldade em se trabalhar com uma grande quantidade de dados utilizados para descrever esses sistemas naturais. dessa forma, tem-se associado os Sistemas de Informação Geográficas (SIGs) à modelagem hidrológica (Srinivasan et al., 2010).

Os Sistemas de Informações Geográficas (SIGs) são ferramentas capazes de manipular as funções que representam os processos ambientais em diversas regiões de modo eficiente, economizando recursos e tempo, onde essas informações podem estar em formatos diversos e em diferentes escalas (Ribeiro, 2021). Normalmente, os resultados apresentados estão em formato de mapas temáticos com as informações gráficas.

Aliados ao avanço computacional e dos SIGs, os modelos hidrológicos têm sido desenvolvidos em associação com SIGs, dentre eles tem-se o *Soil and Water Assessment Tool* (SWAT) (Chagas et al, 2022).

3.3 Modelo SWAT

Dentre os modelos fisicamente baseados, desenvolvidos e aplicados para simulação hidrológica em diversas bacias hidrográficas, tem-se o modelo Soil and Water Assessment Tool (Arnold et al., 1998). O SWAT é um modelo semiconceitual, semidistribuído, de base física e contínuo no tempo que combina fatores climáticos, topográficos, edáficos e de uso do solo para avaliar a variação das condições hidrológicas das bacias hidrográficas, identificando as vulnerabilidades relacionadas à quantidade e qualidade da água (Arnold et al., 2012; Magalhães et al., 2018).

O SWAT é um software de domínio público, desenvolvido com o objetivo de simular os impactos das mudanças no uso e manejo do solo atual e futuro, através da

simulação de cenários, na produção de água, sedimentos, nutrientes e agroquímicos em bacias hidrográficas (Arnold et al., 1998; Gassman et al., 2007). Este modelo tem sido amplamente utilizado na simulação de diferentes processos físicos, como clima, hidrologia (escoamento superficial, percolação, interceptação, infiltração, fluxo subsuperficial, fluxo de base e evapotranspiração), e manejo do solo em escalas de tempo diárias, mensais e anuais (Fontes Júnior et al., 2019; Bressiani et al., 2015).

O SWAT considera a equação do balanço hídrico na simulação dos processos hidrológicos (Equação 1):

$$SW_t = SW_0 + \sum_{i=1}^t (P - Q_S - ET - W_S - Q_{gw})$$
(1)

Onde SWt e SW0 são os armazenamentos de água no solo nos tempos final e inicial, respectivamente (mm), t é o tempo (dias), P é a precipitação (mm), Qs é o escoamento superficial (mm), ET é a evapotranspiração (mm), Ws é a percolação (mm) e Qgw é o escoamento de base (mm).

De acordo com Neitsch et al. (2005), o SWAT necessita de dados diários de precipitação, temperatura máxima e mínima do ar, umidade relativa e radiação solar. Para a obtenção dos referidos dados, é necessário conhecer características da bacia, como: topografia, tipos de solos existentes, uso e ocupação do solo, clima, etc. (Arnold et al., 1998).

Além disso, o SWAT permite o cálculo explícito de diferentes componentes do balanço hídrico (Figura 2), a nível de sub-bacia (Abbaspour et al., 2015).



Figura 1. Fluxograma do modelo SWAT (fonte: modificado de King et al., 1996)

Para a modelagem hidrológica, o modelo SWAT considera três níveis de escala espacial: bacia hidrográfica, sub-bacias e Unidades de Resposta Hidrológica (HRUs), onde as sub-bacias estão conectadas através da rede de drenagem (Melo Neto et al., 2014).

Inicialmente, na modelagem com o SWAT, a bacia hidrográfica é dividida em várias sub-bacias e a quantidade destas dependem da área mínima estabelecida para a formação da rede de drenagem, interferindo no número de sub-bacias (Mello et al., 2017). Com a delimitação finalizada, o modelo faz combinações entre o uso e ocupação do solo, tipos de solos e declividade, dando origem as Unidades de Resposta Hidrológica (HRUs). Essas HRUs integram os resultados em um nível de sub-bacias (Santos, 2018). Dessa forma, essa divisão em sub-bacias, reflete as diferenças de tipo de solo, cobertura vegetal, topografia e uso do solo.

Em relação a outros modelos hidrológicos, o SWAT possui a vantagem de simular, com eficiência, série de dados de vários anos, mesmo operando em condições de tempo diário, podendo ser considerado um modelo de simulação a longo-prazo (Arnold et al., 1998). No entanto, segundo Santos (2018), a capacidade de previsão de um modelo matemático depende da sua estrutura, da disponibilidade e qualidade de dados de entrada, bem como dos valores atribuídos aos parâmetros do modelo e que têm que ser estimados.

No Brasil e no mundo, o SWAT vem ganhando força em suas aplicações, por se tratar de um modelo de grande complexidade e por abranger diversos componentes hidrológicos e sedimentológicos, constituindo uma ferramenta poderosa no auxílio à tomada de decisão em estudos de planejamento ambiental. Fontes Junior e Montenegro (2019) destacam que modelos hidrológicos como o SWAT têm sido amplamente utilizados para avaliar a influência de diferentes cenários de uso do solo sobre os recursos hídricos em bacias hidrográficas, uma vez que o modelo esteja calibrado e validado, além de ser utilizado para avaliar a influência dos diferentes cenários de uso do solo, também pode ser utilizado integrando dados de modelos climáticos futuros.

Andrade et al. (2017) aplicaram o modelo SWAT com o objetivo de investigar a viabilidade do modelo para a Bacia Hidrográfica do Rio Mundaú, Brasil. Os autores constataram que que foi possível reproduzir os padrões hidrológicos com o modelo SWAT na bacia do rio Mundaú, obtendo-se desempenho satisfatório.

Magalhães et al. (2018) calibraram e validaram o modelo SWAT para investigação de processos hidrológicos relacionados ao uso e ocupação do solo em cenários de reflorestamento e expansão agrícola na Bacia Experimental do Riacho Jatobá e verificaram que cenário de expansão agrícola, provocou aumento no escoamento superficial e, consequentemente, aumento na umidade do solo.

3.4 Modelo SMAP

Dentre todos os processos contidos no ciclo hidrológico, a representação precisa dos processos de transformação da chuva em vazão (chuva-vazão) é de grande interesse para os hidrólogos (Cirilo et al., 2020). Dentre os modelos do tipo chuva-vazão, destacase o modelo Soil Moisture Accounting Procedure (SMAP) que é um modelo amplamente utilizado devido ao seu bom desempenho e, principalmente, devido ao pequeno número de parâmetros, a pequena quantidade de dados observados necessários e a baixa demanda computacional para sua simulação (Silva et al., 2021).

Desenvolvido por Lopes et al. (1982), o modelo SMAP é uma ferramenta determinística de base conceitual do tipo chuva-vazão, disponível em versões para intervalos horários, diários e mensais. O modelo simula o balanço hídrico da bacia hidrográfica em três reservatórios hipotéticos: Rsup, Rsolo e Rub, representando, respectivamente, o armazenamento superficial, na zona de aeração e no aquífero.

A cada iteração, os componentes do balanço hídrico do modelo SMAP, apresentados nas Equações 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8 e 9 são atualizados através de funções de transferência que utilizam os parâmetros do modelo, os quais buscam reproduzir características físicas da bacia que interferem no processo de geração de escoamento superficial.

$$Rsub (t + 1) = Rsub(t) + REC (t) - EB(t)$$
(2)

$$Rsolo (t + 1) = Rsolo(t) + (P(t) - Ep(t) - Er(t) - REC (t)$$
(3)

$$Rsup(t + 1) = Rsup(t) + Es (t) - ED(t)$$
(4)

$$S (t + 1) = SAT + Rsolo(t + 1)$$
(5)

$$ED = Rsup * (1 - 0, 5^{\frac{1}{k_{2}t}})$$
(6)

$$EB = Rsub * (1 - 0, 5^{\frac{1}{k_{1}t}})$$
(7)

$$SAT = \frac{S}{1 - Tu} \tag{8}$$

$$Rsolo = Tu * SAT$$
⁽⁹⁾

onde P – precipitação; EB – escoamento de base; ED – escoamento direto; Ep – evapotranspiração potencial; Er – evapotranspiração real; Es – escoamento superficial; Rsup – reservatório superficial; Rsolo – reservatório do solo; REC – coeficiente de recarga; k1t – constante de recessão do escoamento de base; k2t – constante de recessão do escoamento direto; SAT – saturação do solo; Tu – teor de umidade relativa do solo e Rsub – reservatório do subsolo

SAT, K1T, K2T E REC são os quatro parâmetros do modelo SMAP que precisam ser calibrados com base nos dados observados de precipitação, evapotranspiração potencial e vazão; Tu representa a umidade relativa do solo, sendo expressa por Rsolo/SAT. Segundo Alexandre et al. (2005) e Estácio (2020), esses parâmetros podem ser associados às características físicas da bacia. Por exemplo, SAT está relacionado com a altura máxima do reservatório de solo (Rsolo), sendo interpretado como a capacidade máxima de saturação do solo; K2T e REC influenciam na divisão da precipitação entre escoamento superficial e infiltração, e na percolação da água infiltrada até o aquífero, respectivamente; enquanto K1T reflete a capacidade de vazão do aquífero, desempenhando um papel crucial na geração do escoamento de base.

Ao final de cada atualização, considerando que o escoamento observado é oriundo do escoamento superficial e do escoamento de base, pode-se calcular a vazão média mensal, em (m3/s), através da Equação 10.

$$Q(\frac{m^3}{s}) = (Ed + Eb) * \frac{Ad}{86,4}$$
(10)

Onde Q – vazão de escoamento na bacia; Ed – escoamento direto; Eb – escoamento de base e Ad – área drenada na bacia.

Lopes e Montenegro (2017) ao avaliarem o modelo SMAP na simulação de processos hidrológicos em escala de parcelas na bacia do Riachoo Jatobá, verificaram os conjuntos de dados observados foram cruciais para uma análise significativa e para fornecer uma parametrização confiável para o modelo que simulou adequadamente os processos hidrológicos em escala experimental.

3.5 Sensoriamento remoto e índices de vegetação (IV)

Nos últimos anos, as tecnologias inovadoras, como o sensoriamento remoto (SR) e os Sistemas de Informações Geográficas (SIG), têm desempenhado um papel fundamental no fornecimento de informações para o gerenciamento dos recursos hídricos.

O uso e aplicação do geoprocessamento garantem um monitoramento ambiental prático, eficiente e adequado, especialmente no semiárido brasileiro. As técnicas de sensoriamento remoto, em conjunto com imagens de satélite, destacam-se como ferramentas essenciais na investigação de mudanças ambientais por meio de uma modelagem espaço-temporal em grande escala. Isso viabiliza a detecção de parâmetros biofísicos e a avaliação dos danos aos recursos hídricos e naturais, como no bioma Caatinga, seja por ações humanas ou eventos de seca (ANA, 2017; Silva et al., 2017; Silva et al., 2019).

O sensoriamento remoto pode efetuar o acompanhamento da vegetação por meio dos Índices de Vegetação (IVs), os quais têm como propósito destacar as características espectrais da vegetação em comparação com o solo e outros elementos presentes na superfície terrestre (Andrade et al., 2018; Barros, Farias e Marinho, 2020). Isso viabiliza a observação e a avaliação da distribuição espacial da vegetação, permitindo, por conseguinte, a análise dos padrões de uso do solo (Peruzzo et al., 2019).

Os índices são indicadores sensíveis das condições de mudanças na cobertura e uso do solo, destacando os padrões de biomassa vegetal, avaliação da condição hídrica e atividade fotossintética. O Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) pode apresentar padrões da vegetação verde e de áreas agrícolas. O NDVI é estimado pela razão entre a diferença das bandas multiespectrais da refletância do infravermelho próximo (rNIR1) e da banda do vermelho (rRED) pela soma das mesmas, de acordo com a Eq. (11) - (Huete, 1988; Huete et al., 2002; Barbosa et al., 2019; Tomasella et al., 2018; Silva et al., 2023).

$$NDVI = \frac{r_{NIR1} - r_{RED}}{r_{NIR1} + r_{RED}}$$
(11)

O Soil Adjusted Vegetation Index (SAVI) também tem como diferencial a correção/calibração em função do fator de ajuste para as condições e efeitos do solo na área de estudo. O SAVI é estimado de acordo com a Eq. (12) (Huete, 1988; Allen et al., 2002).

$$SAVI = \frac{(1+L) \times (r_{NIR1} - r_{RED})}{(L + r_{NIR1} + r_{RED})}$$
(12)

em que, L – fator de ajuste para as condições do solo, que varia entre 0 e 1. L=0 – não atinge mudanças significativas; L=1 – áreas com vegetação de baixa densidade; L=0,5 – áreas com vegetação de densidade intermediária; L=0,25 – áreas com vegetação de altas densidades (Huete, 1988).

O Normalized Difference Water Index (NDWI) possui alta correlação com o conteúdo de água e também diante das condições de umidade na cobertura vegetal. O NDWI é estimado pela razão entre a diferença das bandas multiespectrais da refletância da faixa verde (r_{GREEN}) e infravermelho próximo (r_{NIR1}), e pela soma das mesmas, de acordo com a Eq. (13) (McFeeters, 1996).

$$NDWI = \frac{r_{SWIR 1} - r_{NIR1}}{r_{SWIR 1} + r_{NIR1}}$$
(13)

A temperatura da superfície (Ts) pode ser calculada através da emissividade da superfície, utilizando a radiância espectral (L_b , W m⁻² sr⁻¹ μ m⁻¹) da banda termal. A Ts é

determinada usando o modelo da Eq. (14) (Markham and Barker, 1987; Allen et al., 2002).

$$T_{s} = \frac{K_{2}}{\left(\frac{\varepsilon_{NB} \times K_{1}}{L_{b}} + 1\right)}$$
(14)

em que, K1 e K2 são constantes de calibração das bandas termais do Landsat-5 sensor TM (K1 = 607,76 W m-2 sr-1 μ m-1 e K2 = 1260,65 K); Landsat-7 sensor ETM+ (K1 = 666,09 W m-2 sr-1 μ m-1 e K2 = 1282,71 K); Landsat-8 e 9 do sensor TIRS (K1 = 774,89 W m-2 sr-1 μ m-1 e K2 = 1321,08 K) (Allen et al., 2002; USGS/NASA, 2023).

Diante da necessidade de estimar a emissividade da superfície, deve ser utilizada a equação de Planck (Eq. 15), de forma invertida, válida para um corpo negro, com o principal objetivo de obter a temperatura da superfície.

$$\varepsilon_{\rm NB} = 0.97 + 0.0033 \times \rm IAF$$
 (15)

Silva et al. (2019b) monitoraram e analisaram a dinâmica da cobertura vegetal através da variabilidade espaço-temporal do albedo da superfície e índices de vegetação em região de Caatinga, município de Arcoverde, semiárido pernambucano, por sensoriamento remoto. Áreas possivelmente degradadas foram identificadas no estudo pelos altos valores de albedo e índices de vegetação significativamente menores. Os autores destacaram que os índices de vegetação apresentaram comportamento similares, sendo o SAVI o que apresentou maior precisão, pois proporcionou melhor resposta espectral da vegetação.

Sousa et al. (2020b), em seu estudo no Baixo Pajeú, parte sul da bacia hidrográfica do Rio Pajeú no semiárido de Pernambuco, mapearam o uso do solo e analisaram parâmetros biofísicos (NDVI e NDWI) usando imagens dos satélites Landsat 5 e 8 (ambos com resolução espacial de 30 metros). Foram analisadas duas imagens referentes ao período seco (2009 e 2019) e uma do período chuvoso (2020). Os resultados indicaram uma significativa regressão dos corpos hídricos em 2019 em comparação com a estação seca de 2009 e a estação chuvosa de 2020, além de uma regressão de quase 20% da cobertura vegetal densa de Caatinga entre 2009 e 2019 e 2020, evidenciando a degradação ambiental na região ao longo da última década.

3.6 Geoestatística

A geoestatística tem-se mostrado de grande utilidade para caracterizar e mapear a variação espacial e temporal das propriedades dos sistemas naturais (Couto et al., 1997). Essa técnica utiliza o semivariograma como forma das relações estatísticas de covariâncias entre amostras no espaço e no tempo, ou melhor, a estimativa matemática do quadrado das diferenças entre os valores de pontos no espaço ou no tempo, separados por uma distância h ou um intervalo de tempo t (Andriotti, 2003). O semivariograma é uma das formas de identificar e representar as relações espaciais entre dados amostrados, e quando essa relação é obtida, ela pode ser utilizada para estimar pontos não-amostrados com mais precisão (Bai e Tahmasebi, 2022).

O estudo de séries temporais, como séries de precipitação e umidade do solo, que tem variabilidade expressiva em regiões semiáridas, permite definir o grau de correlação temporal amostral, visando assim a estimação da variância mínima (Lima et al., 2008).

Dessa forma, a utilização da geoestatística para variáveis climáticas é justificada, pois esses elementos são organizados em variações vizinhas, que identifica a dependência espacial dos dados, e desta forma, a aplicação da geoestatística melhora a qualidade final do mapa, o que se difere da estatística clássica que leva como critério que as variáveis são independentes entre si (Vieira, 2000). A análise das séries climatológicas é essencial para o planejamento e a gestão dos recursos hídricos, e para realização de zoneamentos agroclimáticos (Sartori et al., 2010).

Silva et al. (2020b) observaram que a precipitação anual apresentou uma variabilidade espaço-temporal substancial e uma tendência negativa (diminuição) na maioria das estações de chuva na bacia hidrográfica do reservatório Epitácio Pessoa, Paraíba, durante o período de estudo (1963-1991), utilizando a técnica de krigagem. Araújo et al. (2020) investigando a distribuição espaço-temporal da precipitação na bacia hidrográfica do rio Brígida, Pernambuco, NEB, utilizando krigagem, constataram que a técnica promoveu uma adequada estimativa da precipitação e classificação da condição de aridez, nas principais regiões da bacia de estudo. Lessa et al. (2012) analisaram a distribuição espacial, por geoestatística, da produção de água gerada pelo modelo hidrológico SWAT da parte inicial da bacia hidrográfica do Rio Pardo – SP e constataram que esta análise espacial possibilitou uma visão holística da bacia discriminando locais de maior e menor produção de água.

Capítulo II: Dinâmica das componentes hidrológicas e estimativas de vazão através de modelagem hidrológica no semiárido pernambucano

Resumo

As projeções climáticas para o semiárido brasileiro apontam para um aumento da seca, diminuição das chuvas, elevação das temperaturas e déficits hídricos, tornando a região ainda mais vulnerável às mudanças climáticas. O monitoramento contínuo de bacias hidrográficas é fundamental para a gestão dos recursos hídricos locais e a avaliação de modelos hidrológicos. Neste estudo, avaliou-se as estimativas de vazão utilizando os modelos SMAP e SWAT, e investigou-se a dinâmica hídrica na bacia do Riacho Jatobá, no semiárido pernambucano, entre 2000 e 2023. A bacia apresenta déficit hídrico em 9 meses do ano, com exceção de maio, junho e julho. Os anos extremamente seco e úmido coincidiram com o El Niño e La Niña, respectivamente. A umidade na bacia acompanhou os padrões de precipitação. A calibração e validação dos modelos SMAP e SWAT mostraram resultados satisfatórios. O monitoramento intensivo permitiu uma compreensão mais profunda da dinâmica hidrológica. Embora o SMAP seja eficaz, o SWAT possibilita um estudo mais detalhado e completo da bacia, considerando a dinâmica temporal e espacial dos componentes hidrológicos.

Palavras-chave: recursos hídricos, monitoramento hidrológico, modelo SWAT, modelo SMAP

Dynamics of hydrological components and flow estimates through hydrological modeling in the semiarid region of Pernambuco

Abstract

Climate projections for the Brazilian semiarid region point to an increase in drought, decreased rainfall, exposure to temperatures and water deficits, making the region even more vulnerable to climate change. Continuous monitoring of hydrological basins is essential for the management of local water resources and the evaluation of hydrological models. In this study, we evaluated flow estimates using the SMAP and SWAT models, and investigated the water dynamics in the Jatobá basin, in the semiarid region of Pernambuco, between 2000 and 2023. The basin presents a water deficit in 9 months of the year, except for May, June and July. Extremely dry and wet years coincided with El Niño and La Niña, respectively. Moisture in the basin follows delivery patterns. The calibration and validation of the SMAP and SWAT models presented satisfactory results. Intensive monitoring helped a deeper understanding of hydrological dynamics. Although SMAP is effective, SWAT allows for a more detailed and complete study of the basin, considering the temporal and spatial dynamics of the hydrological components.

Keywords: water resources, hidrologycal monitoring, SWAT model, SMAP model

1. Introdução

À medida que as mudanças climáticas avançam, a conexão entre água e clima se destaca de maneira ainda mais significativa. Esses elementos estão entrelaçados nas discussões relacionadas à segurança hídrica e aos riscos enfrentados por populações e ecossistemas afetados por tais transformações. O sexto relatório do Painel Intergovernamental sobre Mudanças Climáticas (Intergovernmental Panel on Climate Change - IPCC) aponta que as mudanças climáticas têm afetado todo o mundo, com um aumento de 1,1°C na temperatura global (IPCC, 2022) provocando consequências cada vez mais irreversíveis especialmente às populações em situação de vulnerabilidade, entre elas o semiárido brasileiro.

Do ponto de vista climático, essa região está suscetível a extremos de variabilidade climática entre os anos. As projeções das mudanças climáticas globais e regionais indicam um aumento da seca, diminuição das chuvas, elevação das temperaturas, déficits hídricos e períodos prolongados de aridez na área. Essas transformações resultarão em condições áridas que devem persistir até a segunda metade do século XXI, conforme destacado por Marengo et al. (2020). De acordo com o Plano Nacional de Segurança Hídrico (PNSH) (ANA, 2019), na região Nordeste, marcada pelo clima semiárido, o cenário para 2035 destaca áreas com menor segurança hídrica com a disponibilidade hídrica limitada na maior parte do tempo, refletida em cursos d'água intermitentes e grande variabilidade nas chuvas ao longo do ano. Esses elementos exercem impacto especialmente nos indicadores ligados às dimensões ecossistêmica e de resiliência.

Estudos em todo o mundo relatam uma redução na vazão em vários rios que sofrem com grande pressão nos sistemas ecológicos e socioeconômicos, principalmente em regiões semiáridas onde o ciclo hidrológico sofre com as mudanças climáticas e antrópicas que causam mudanças na temperatura e na redistribuição da precipitação, afetando a vazão (Wu et al., 2018, Li et al., 2016).

Nesse sentido, para garantir uma gestão eficiente dos recursos hídricos e para estudos que buscam compreender os efeitos da variabilidade do clima e da disponibilidade hídrica, é essencial estabelecer um programa contínuo de monitoramento hidrológico e análise de dados (Lins et al., 2024; Wu et al., 2018). A quantificação das vazões é crucial para tomar decisões adequadas sobre o planejamento, uso e controle de recursos hídricos no semiárido. O monitoramento contínuo e preciso, tanto em termos espaciais quanto temporais, e a análise dos dados são essenciais para a gestão dos recursos hídricos locais e a avaliação de modelos hidrológicos.

Nesse contexto, uma das iniciativas mais duradoras no país para estudos de processos hidrológicos em bacias experimentais condizido por professores, pesquisadores e estudantes da Rede de Hidrologia do Semiárido (REHISA) (IBESA, 2004). A REHISA foi formada por grupos pesquisas em recursos hídricos das seguintes universidades: UFBA, UFPE, UFRPE, UFPB, UFCG, UFRN, UFAL, UFC; e pela FUNCEME (Fundação Cearense de Meteorologia e Recursos Hídricos). Essa rede, através do projeto de pesquisa IBESA (Instalação de Bacias Experimentais no Semi-árido), instalou sete redes de monitoramento hidroclimatológico em bacias experimentais na região semiárida (Almeida et al., 2015). O objetivo principal da REHISA foi instalar essas bacias experimentais, para avaliar o balanço hídrico em diferentes escala de tempo e espaço, empregando para tanto modelos hidrológicos distribuídos, e técnicas experimentais e de avaliação da incerteza (IBESA, 2004).

Entre essas estações de monitoramento em bacias hidrográfica, a bacia experimental do riacho Jatobá foi instrumentada no ano 2000 com a finalidade de ordenar o conhecimento e investigar o comportamento hidrológico e climático que representam a região.

Dessa forma, o uso de sondas de monitoramento automático tem se destacado na facilidade da coleta dos dados e na precisão, principalmente em regiões semiáridas onde os eventos são cada vez mais escassos e de difícil acesso. Além do monitoramento de variáveis hidroclimatológicas, a representação do ciclo hidrológico dentro de uma bacia, principalmente os processos de transformação da chuva em vazão (chuva-vazão) é de grande interesse para os hidrólogos (Cirilo et al., 2020). Com esse propósito, uma variedade de modelos de chuva-vazão foi criada para abordar essa etapa do ciclo hidrológico, detalhando os diferentes processos que convertem a precipitação em escoamento superficial. O uso de modelos é muito importante nos estudos hidrológicos, uma vez que através desses modelos é possível estimar variáveis hidrológicas para o auxílio da gestão da bacia.

Entre os modelos utilizados, o modelo chuva-vazão concentrado *Soil Moisture Accounting Procedure* (SMAP) (Lopes, 1982) é largamente utilizado, principalmente em regiões semiáridas e tem como principais vantagens a baixa quantidade de parâmetros requisitados e facilidade computacional (Lopes e Montenegro, 2017; Mathias et al., 2015; Bacalhau et al., 2017; Campos et al., 2018). O modelo considera uma série de reservatórios lineares para representar o escoamento superficial, armazenamento de água no solo, armazenamento de água subterrânea, entre outros (Lopes e Montenegro, 2017). Modelos hidrológicos, como o *Soil and Water Assessment Tool* (SWAT) desenvolvido em conjunto com Sistemas de Informação Geográfica (SIGs), msão ferramentas empregadas para analisar a dinâmica dos processos hidrológicos em diferentes escalas de tempo e espaço (Andrade et al., 2017). O SWAT é amplamente utilizado globalmente e foi criado para simular os efeitos das mudanças no uso do solo na produção de água, sedimentos, nutrientes e substâncias químicas agrícolas em bacias hidrográficas (Arnold et al., 1998; Gassman et al., 2007; Neitsch et al., 2011; Bressani et al., 2015; Souza et al., 2018).

A avaliação da disponibilidade hídrica e modelagem hidrológica na bacia do alto Ipanema tem sido abordada por diferentes perspectivas hidrológicas, incluindo precipitação, umidade do solo e escoamento superficial, conforme evidenciado por diversos estudos anteriores (Lins et al., 2021, Lins et al., 2024, Chagas et al., 2022, Fontes Jr.,2019, Lopes e Montenegro, 2017).

Dessa forma, o presente trabalho tem como propósito avaliar as estimativas de vazão através da calibração e validação de modelos hidrológicos e investigar a dinâmica hídrica dos principais eventos hidrológicos e o índice de anomalia climática da chuva no período compreendido entre 2000 e 2023 em uma bacia experimental do semiárido pernambucano.

2. Material e métodos

2.1 Área de estudo

A bacia experimental do Riacho Jatobá (BERJ) (Figura 1) é uma microbacia de uso agrícola, essencialmente com agricultura familiar que faz parte da bacia do rio Ipanema, que é afluente do Rio São Francisco, localizada em região nascente do baixo São Francisco (Figura 1). Faz parte do polígono das secas, que é uma região de conflitos quanto ao uso da água e apresenta vulnerabilidade a períodos secos prolongados (Montenegro e Ragab, 2010).



Figura 1. Localização da bacia Experimental do Riacho Jatobá, no semiárido pernambucano

A BERJ possui uma área de 12,98 km² e é uma das bacias integradas na Rede de Hidrologia do Semiárido (REHISA), criada no ano 2000, no sentido de incrementar o conhecimento e investigar o comportamento hidrológico e climático de microbacias experimentais e representativas do semiárido, de modo a possibilitar estudos de regionalização de variáveis hidrológicas (REHISA, 2004).

Suas nascentes se situam na Serra da Cruz, na cota topográfica de 830 m, com topo 200 m acima do exutório da bacia. A BERJ apresenta-se como uma bacia tipicamente rural, com vegetação predominante Caatinga hiperxerófila, exibindo sazonalidade ao longo do tempo em função da pluviometria e dos índices climáticos locais (Silva Júnior et al., 2016). O período chuvoso ocorre entre os meses de fevereiro e julho, e o período seco entre agosto e janeiro (Silva et al., 2013; Chagas et al., 2020), com média anual inferior a 700 mm e temperatura média de 23°C (Montenegro & Montenegro, 2006). Além disso, a média anual da evapotranspiração potencial é elevada, com índices que podem ser superiores a 1.600 mm, proporcionando um déficit hídrico na região durante a maior parte do ano (Montenegro & Ragab, 2010; Souza et al., 2018; Santos et al. 2011).

2.2 Monitoramento hidrológico

A precipitação na bacia do Riacho Jatobá vem sendo monitorada com participação da comunidade local em parceira com o Laboratório de Água e Solo da Universidade Federal Rural de Pernambuco desde o ano de 2000 através de um pluviômetro de registro manual, além disso, neste trabalho, também foram utilizados dados de precipitação e evapotranspiração da estação meteorológica do Instituto Nacional de Meteorologia (INMET) localizada no município de Arcoverde – PE.

Adicionalmente, a umidade do solo na bacia foi avaliada em 12 pontos distribuídos estrategicamente em diferentes declividades, tipos e usos do solo, e de acordo com as condições de acesso (Figura 2) entre o período de 2009 e 2020. Esses pontos de observação são equipados por tubos de acesso que permitem o monitoramento da umidade ao longo do perfil do solo através da sonda de capacitância Diviner 2000[®], com profundidades variando de 0,20 m a 0,60 m, dependendo das limitações de profundidade.



Figura 2. Apresentação dos solos e dos usos e ocupação do solo predominantes e dos sítios de monitoramento, pluviômetro social e seção fluviométrica

Além do monitoramento da umidade do solo, na bacia do Riacho Jatobá, é realizado o monitoramento da vazão a partir da seção fluviométrica instalada nas coordenadas 08°25'00" S e 36°52'13" W (Figura 3). A seção fluviométrica conta com um vertedor retangular e poço tranquilizador onde foi instalada uma sonda de medição de nível da Ampeq®. Este dispositivo é composto de uma sonda de nível especializada em monitoramento automático de águas e é capaz de registrar, armazenar e disponibilizar as informações coletadas através de um *datalogger*.

O monitoramento de nível d'água na seção fluviométrica foi realizado no período entre 14/04/2022 e 28/04/2022 com medições de intervalos de 5 minutos, para a avaliação da vazão diária foi realizado uma média diária das medições. Os dados obtidos no monitoramento foram transformados em vazão através da equação do vertedor de parede delgada instalado na seção (Equação 1). O vertedor tem uma seção de 5,53 m de comprimento e com uma altura da soleira de 0,64 cm.

$$Q = 1.838Lh^{\frac{3}{2}}$$
(1)

onde, Q – vazão (m³/s), L – largura da soleira do vertedor (m) e h – o nível registrado pelo sensor de nível.



Figura 3. Seção fluviométrica (a) e sensor de nível da Ampeq® (b) na seção fluviométrica na bacia do Riacho Jatobá.

2.3 Índice de Anomalia de Chuva (IAC)

Com base nos dados de precipitação observados na bacia do Riacho Jatobá no período de 2000 a 2023, foi realizado o cálculo do Índice de Anomalia de Chuva (IAC) anual, utilizando as Equações 2 e 3 propostas por Rooy & Van (1965) para anomalias positivas e negativas, respectivamente:

$$IAC_{positivo} = 3\left[\frac{n-N}{M-N}\right] \tag{2}$$

$$IAC_{negativo} = -3\left[\frac{n-N}{X-N}\right] \tag{3}$$

Onde n representa a precipitação observada atual (do ano que será calculado o IAC), N é a precipitação média da série histórica, M é a média dos dez valores anuais mais altos e X é a média dos dez valores anuais mais baixos.

Além disso, realizou-se uma classificação da intensidade das anomalias de precipitação por posto para verificar a distribuição das anomalias de chuva durante o período estudado. Os resultados do IAC anual foram classificados em seis categorias (Tabela 1), variando de extremamente úmido a extremamente seco, conforme proposto por Araújo et al. (2009).

Tabela 1. Classificação das intensidades das anomalias de precipitação anual de acordo com o Índice de Anomalia de Chuva (IAC)

IAC	Classificação
\geq 4,0	Extremamente Úmido
2,00 a 3,99	Muito Úmido
0,00 a 1,99	Úmido
-2,00 a -0,01	Seco
-4,00 a -1,99	Muito Seco
≤ -4,00	Extremamente Seco

Fonte: Araújo et al. (2009)

2.4 Modelo do SWAT

O SWAT é um software de domínio público, desenvolvido com o objetivo de simular os impactos das mudanças no uso e manejo do solo atual e futuro, através da
simulação de cenários, na produção de água, sedimentos, nutrientes e agroquímicos em bacias hidrográficas (Arnold et al., 1998; Gassman et al., 2007). Este modelo tem sido amplamente utilizado na simulação de diferentes processos físicos, como clima, hidrologia (escoamento superficial, percolação, interceptação, infiltração, fluxo subsuperficial, fluxo de base e evapotranspiração), e manejo do solo em escalas de tempo diárias, mensais e anuais (Fontes Júnior et al., 2019; Bressiani et al., 2015).

O SWAT considera a equação do balanço hídrico na simulação dos processos hidrológicos (Equação 2):

$$SW_t = SW_0 + \sum_0^t (P - Q_s - ET - W_s - Q_{gw})$$
(2)

Onde SWt e SW0 são os armazenamentos de água no solo nos tempos final e inicial, respectivamente (mm), t é o tempo (dias), P é a precipitação (mm), Qs é o escoamento superficial (mm), ET é a evapotranspiração (mm), Ws é a percolação (mm) e Qgw é o escoamento de base (mm).

O SWAT requer quatro tipos principais de dados de entrada, três tipos são considerados dados espaciais e um tipo representa os dados tabulares. O primeiro dado de entrada é o Modelo Digital de Elevação (MDE), o qual foi teobtido através do projeto TOPODATA do INPE (Instituto Nacional de Pesquisa) (http://www.dsr.inpe.br/topodata), que possui uma resolução de 30 metros. O segundo é o mapa de tipos de solos dá área de estudo, obtido a partir do Zoneamento Agroecológico do Estado de Pernambuco (ZAPE), disponibilizado pelo Portal da Embrapa Solos na escala de 1:100000. O terceiro dado de entrada é o mapa de uso e ocupação do solo, obtido na plataforma do MapBiomas (http://mapbiomas.org/).

O quarto dado de entrada, são os dados climáticos. Foram utilizados para a modelagem hidrológica dados diários de variáveis meteorológicas como: precipitação (mm), temperaturas do ar máximas e mínimas (°C), umidade relativa do ar (%), velocidade do vento (m s⁻¹) e radiação solar (MJ m⁻²). O período utilizado de registros foi de 2010 a 2022. Tais dados foram obtidos a partir de uma estação meteorológica (Arcoverde – Código 82890) do Instituto Nacional de Meteorologia (INMET) e de um pluviômetro social localizados na bacia do Riacho Jatobá. Para a simulação hidrológica, foi utilizado o software livre QGIS versão 3.16.11 acoplado ao modelo SWAT (versão QSWAT3).

2.5 SWAT-CUP – Calibração e validação

Para verificar o ajuste das estimativas de vazão do modelo SWAT foram utilizados dados observados na seção fluviométrica da bacia do Riacho Jatobá. A calibração automática do modelo SWAT foi realizada a partir da utilização do software de domínio público SWAT-CUP (SWAT Calibration and Uncertainy Programs, desenvolvido por Abbaspour et al. (2007). Um software independente, desenvolvido para análises de incertezas e sensibilidade, processos de calibração e validação, a partir de simulações com o SWAT. O programa contém cinco procedimentos de calibração, onze funções objetivas e inclui aplicações como a visualização da área de estudo usando o Bing Map (Abbaspour et al., 2007, Abbaspour, 2015).

O SWAT-CUP é um software que integra o as saídas do modelo SWAT, e cinco algoritmos de calibração, dos quais o SUFI2 (Sequential Uncertainty Fitting 2; Abbaspour et al., 2004) se destaca pela velocidade e precisão no processamento, que consiste em três grandes etapas: modificar os valores das entradas do SWAT, rodar o SWAT, e extrair os valores de saída desejados. Entre as funções objetivas executadas pelo SUFI-2 no SWAT-CUP serão utilizadas o NS (coeficiente de Nash-Sutcliffe), PBIAS (percentual de tendência) e o r² (coeficiente de determinação) os quais podem ser descritos através das equações abaixo (Equações 3, 4 e 5):

$$NS = 1 - \left(\frac{\sum_{i}(Q_{obs} - Q_{sim})^{2}}{\sum_{i}(Q_{obs} - \overline{Q}_{obs})^{2}}\right)$$
(3)

$$PBIAS = \frac{\sum_{i=1}^{n} (Q_{obs} - Q_{sim})_i}{\sum_{i=1}^{n} (Q_{obs,i})} \times 100$$
(4)

$$r^{2} = \frac{\left[\sum_{i}(Q_{obs,i} - \overline{Q}_{obs})(Q_{sim,i} - \overline{Q}_{sim})\right]^{2}}{\sum_{i}(Q_{obs,i} - \overline{Q}_{obs})^{2}\sum_{i}(Q_{sim,i} - \overline{Q}_{sim})^{2}}$$
(5)

Em que: Q_{obs} – Vazão observada; Q_{sim} – Vazão simulada; \bar{Q}_{obs} - Média das vazões observadas; \bar{Q}_{sim} - Média das vazões simuladas.

O NSE varia entre menos infinito e 1 (valor ótimo). Valores entre 0 e 1 geralmente são vistos como níveis de desempenho aceitáveis e valores ≤ 0 , indicam que é melhor utilizar a média dos dados observados que o valor predito pelo modelo (Nash & Sutcliffe, 1970). Em relação ao PBIAS, seu valor ótimo é de 0, baixas magnitudes indicam boa precisão na simulação do modelo. Valores positivos indicam tendência percentual do modelo de subestimação e valores negativos, tendência percentual de superestimação (Gupta et al., 1999). O valor ótimo para o coeficiente de determinação (r²) é igual a 1, por isso, quanto mais próximo da unidade, melhor será o ajuste entre os dados observados e simulados.

Para inicialização da calibração, foram utilizados os parâmetros obtidos na calibração e validação realizadas por Magalhães et al. (2018) e Lins et al. (2021), conforme apresentados na Tabela 2. Para aquecimento do modelo foi utilizado o período de 2000 a 2004 e foram utilizados dados diários de fevereiro a abril de 2018 para a calibração e de abril de 2022 para validação do projeto.

Tabela 2. Parâmetros usados por Magalhães et al. (2018) e Lins et al. (2021) para calibração e validação da umidade do solo (cm³cm⁻³) e evapotranspiração na modelagem com o SWAT na bacia do Riacho Jatobá.

N°	Parâmetro	Descrição	Valor	
	T urumetro	Deserrição	calibrado	
1	CN2	Curva Número, condição de umidade	72 7	
1	CIV2	antecedente II	13,1	
2	ALPHA_BF	Constante de recessão do fluxo de base, dias	0,05	
2	GWQMN	Nível da água no aquífero raso necessária para o	700	
3		fluxo de retorno, mm		
4	GW_REVAP	Coeficiente de evaporação de água subterrânea	0,2	
F	EDCO	Fator de compensação da captação de água pelas	0.6	
5	EPCO	plantas	0,0	
6	ESCO	Fator de compensação da evaporação do solo	0,6	
7	CANMX	Armazenamento máximo do dossel	10	

2.6 Modelo SMAP

O modelo SMAP (*Soil Moisture Accounting Procedure*) proposto por Lopes et al. (1982) é um modelo do tipo chuva vazão conceitual que procura representar o armazenamento e os fluxos de água na bacia através de reservatórios lineares fictícios (Figura 4).



Figura 4. Esquema de fluxo de água através de reservatórios do modelo SMAP, onde P – precipitação; Ep – evapotranspiração potencial; Er – evapotranspiração real; Es – escoamento superficial; Rsup – reservatório superficial; k1t – constante de recessão do escoamento superficial; Ed – escoamento direto; Rsolo – reservatório do solo; Capc – capacidade de campo; Crec – coeficiente de recarga; Rsub – reservatório do subsolo; k2t – coeficiente de recessão do solo; e Eb – escoamento de base

O escoamento foi modelado com base em parâmetros de recessão do escoamento superficial (k2t), recessão do escoamento de base (k1t) e coeficiente de recarga (Crec). O parâmetro de umidade inicial (Tuin) foi considerado igual a capacidade de campo. A capacidade de campo e a porosidade do solo foram calculadas com base na média ponderada dos três tipos de solo da bacia os quais foram especificadas de acordo com Montenegro & Ragab (2010), com base em diversas campanhas de campo (Tabela 3).

Para a modelagem foram utilizados os seguintes dados de entrada climáticos: precipitação obtida através do monitoramento com o pluviômetro social, evapotranspiração potencial, capacidade de campo, curva-número e área da bacia (km²).

	Tabela 3. Propriedade	s físico-hídricas	s dos solos da	bacia ex	perimental (do Riacho	Jatobá
--	-----------------------	-------------------	----------------	----------	--------------	-----------	--------

Solo	Z	D_s	CAD	k _{sat}	Te	xtura (9	%)	C.O
	(mm)	(g/cm ²)	(mm/mm)	(mm/n)	Argila	Silte	Areia	(%)
AVA	950	1,38	0,30	3,80	32	31	37	1,74
	1300	1,32	0,32	1,29	34	27	39	0,58
	2000	1,59	0,37	36,43	5,5	30,5	64	1,30

NL	500	1,48	0,33	17,96	19	25	56	1,74
NR	. 170	1,56	0,34	18,00	11	8	81	1,74
	450	1,54	0,34	18,00	13	16	71	0,58
	850	1,56	0,33	0,05	13	11	76	0,05

AVA – Argissolo Vermelho-Amarelo, NL – Neossolo Litólico, NR – Neossolo Regolítico, Z – profundidade do perfil (mm), Ds – densidade do solo (g/cm³), CAD – capacidade de água disponível (mm/mm), ksat – hidráulica saturada condutividade (mm/h), CO – carbono orgânico.

Fonte: Montenegro e Ragab (2010).

Para determinar a Curva-Número (CN), foi realizada a média ponderada entre os tipos de solo e entre os usos da terra na bacia com relação a área ocupada por cada tipo de solo e uso da terra na bacia do Riacho Jatobá. Os tipos de solo foram categorizados conforme Sartori et al. (2005), onde os solos foram classificados como Argissolo Vermelho-Amarelo – Grupo C; Neossolo Litólico – Grupo D; e Neossolo Regolítico – Grupo B. Já os tipos de usos da terra foram ponderados e classificados de acordo com Tucci (2000).

A Evapotranspiração Potencial (ETP) foi estimada através do Método de Hargreaves-Samani (Hargreaves e Samani, 1985; Hargreaves, 1994). Os cálculos dos valores de ETP foram realizados através do Software Reference Evapotranspiration Calculator (REF – ET®, versão 4.1, software livre) (Allen, 1998), utilizando os dados meteorológicos de temperatura máxima (tasmax), mínima (tasmin) e insolação diária obtidos estação de Arcoverde (-8.433537; -37.055365 - Código 82890) no INMET. A ETP é computada através da Equação 6, em que a ETP é dada em mm/dia, tas (temperatura média), tasmin e tasmax em °C e a Radiação Externa Média (*Ra*), calculada pelo software REFV – ET®, dada em MJ m⁻²dia⁻¹.

$$ETP = 0.0023(tasmax - tasmin) \ 0.5 \ (tas + 17.8)Ra \tag{6}$$

O modelo SMAP foi calibrado com dados de vazão diária observada na seção fluviométrica no período de fevereiro a abril de 2018. A verificação da adequação dos parâmetros durante a calibração do modelo é realizada considerando três aspectos

principais: a comparação visual entre os gráficos de vazão calculada e observada para avaliar a aderência; o cálculo do coeficiente de correlação; e a avaliação de índices estatísticos para os valores médios, mínimos e máximos, os quais devem ser minimizados. Para avaliação e funções objetivo foram utilizados o índice de eficiência de Nash-Sutcliffe (NSE) e o coeficiente de determinação (r²) os quais têm se mostrado importantes critérios estatísticos e muito utilizados para avaliar o ajuste de modelos hidrológicos (Andrade et al., 2017).

Para ambos os modelos hidrológicos, foram utilizados dados de vazão observada na seção fluviométrica da bacia do Riacho Jatobá no período de fevereiro a abril de 2018 para a calibração. Devido a ausência de dados observados e eventos fluviométricos na bacia, os dados observados no monitoramento da seção fluviométrico de abril de 2022 foram utilizados para a validação dos modelos.

3. Resultados e discussão

3.1 Hidrologia experimental

A Figura 5 exibe a série temporal da precipitação diária na bacia do Riacho Jatobá durante o período de 2000 a 2023, sendo monitorada pelo pluviômetro social e pelos dados da estação do INMET – ARCOVERDE. A precipitação média anual registrada na bacia do Riacho Jatobá totalizou 679,60 mm, destacando o ano de 2022 como o mais chuvoso da série, com uma precipitação total de 1923 mm. Os anos de 2000, 2004 e 2009 também se destacaram, apresentando valores respectivos de 1522 mm, 1441 mm e 1298 mm. Por outro lado, o ano de 2012 foi o período de menor índice pluviométrico na série histórica, registrando apenas 364,6 mm seguido dos anos de 2015 e 2003, com valores de 441,95 mm e 531,75 mm, respectivamente.



Figura 5. Série histórica da precipitação na bacia do Riacho Jatobá no período entre 2000 e 2023 registrado pelo pluviômetro social e estação meteorológica do INMET.

Ao examinar o distribuição da precipitação e da evapotranspiração potencial média mensal na bacia do Riacho Jatobá (Figura 6), é possível identificar algumas tendências. As chuvas tendem a se concentrar principalmente entre os meses de maio a julho, embora registros de precipitação máxima tenham sido observados em março. Resultados semelhantes foram encontrados por Chagas et al. (2020) e Santos et al. (2013) em suas análises da precipitação na mesma bacia. Esses estudos indicaram que as chuvas mais intensas na região geralmente ocorrem durante o período de fevereiro a abril, marcando a transição entre a estação seca (setembro a dezembro) e a estação chuvosa (maio a agosto).



Figura 6. Distribuição da precipitação e evapotranspiração potencial média mensal na bacia do Riacho Jatobá no período de 2000 a 2023

É possível constatar que 74% da precipitação na bacia do Riacho Jatobá se concentra nos meses de fevereiro a julho. Apesar de apenas os meses de setembro a dezembro registrarem uma precipitação média mensal inferior a 50 mm, a alta demanda hídrica da evapotranspiração ao longo do ano resulta em um balanço hídrico negativo na bacia durante grande parte do ano, com exceção apenas da estação chuvosa, que apresenta um excedente hídrico.

Estudos de Melo et al. (2011), Reboita et al. (2016), Chagas et al. (2020) e Costa et al. (2021) destacaram que a Zona de Convergência Intertropical é o principal

impulsionador do período chuvoso do semiárido, começando a influenciar o clima em fevereiro e alcançando seu ápice nos meses de março a abril. Essa influência resulta na presença de um verão chuvoso, que ocorre nos meses de janeiro, fevereiro e março, com algumas chuvas já em dezembro.

Por outro lado, Carvalho et al. (2020), que analisaram a tendência no regime de chuvas, no número de dias chuvosos e na temperaturado Nordeste do Brasile identificaram redução nos índices pluviométricos e no número de dias chuvosos para a região semiárida. Tal comportamento pode influenciar negativamente no umedecimento do solo e nos processos hidrológicos na bacia do Riacho Jatobá como diminuição do escoamento superficial e do conteúdo de água no água no solo dificultando práticas agrícolas na bacia. Chagas et al. (2021) observaram que as chuvas de magnitude superior a 5 mm e 10 mm estão se tornando menos frequentes, o que resulta na escassez de eventos pluviométricos de maior magnitude.

Ao analisar o Índice de Anomalia Climática (Figura 7), nota-se que, de acordo com a classificação de Araújo et al. (2009), na bacia do Riacho Jatobá, houveram mais anomalias negativas que positivas, ou seja, mais anos secos que úmidos, onde se destacam os anos de 2012 e 2015 de índices -6,27 e -5,29, respectivamente, como anos extremamente secos (<-4,00). Já os anos de anomalia positiva, 2020, 2022 e 2004, foram classificados como anos extremamente úmidos, com índices de 7,54, 6,04 e 5,95, respectivamente.



Figura 7. Distribuição pluviométrica anual e Índice de Anomalia de Chuva (IAC) na bacia do Riacho Jatobá para os anos de 2000 a 2023

Em uma escala maior, os fenômenos relacionados às anomalias na temperatura da superfície oceânica do Pacífico tropical e do Atlântico Sul são os principais contribuintes para a variabilidade no volume de chuvas no semiárido do Brasil, afetando a posição e intensidade dos ventos alísios e da Zona de Convergência Intertropical (ZCIT) (Marengo et al., 2011; Lacerda, 2016; Costa et al., 2021). Observa-se que dentro dos 15 anos classificados como secos, 6 desses anos coincidiram com anos do El Ñino (National Oceanic and Atmospheric Administration, 2020), sendo eles 2007, 2012, 2013, 2015, 2016 e 2017, dentre eles o anos extremamente secos 2012 e 2015. O período entre 2012 e 2017 é considerado como uma das maiores secas já enfrentadas pela região Nordeste e houve a ocorrência do El Niño, de forma forte nesse período em 2012 (forte) e em 2015 e 2016 esse fenômeno ocorreu de forma fraca e forte (Costa et al., 2021). Entre os anos considerados úmidos na bacia do Riacho Jatobá, observa-se que 4 anos foram marcados pela presença do La Niña, são eles 2000, 2020 e 2022. Dessa forma, tais resultados estão de acordo com diversas que pesquisas apontam para uma conexão entre a incidência de secas no Nordeste do Brasil e o fenômeno El Niño, especialmente durante fases positivas no Pacífico, ao passo que La Niña está mais correlacionada com períodos chuvosos (Kane, 1989; Rodrigues et al., 2017).

Na distribuição anual da umidade do solo na bacia do Riacho Jatobá (Figura 6), nota-se que a umidade do solo segue padrões semelhantes aos padrões de precipitação. Esses padrões sazonais refletem a influência direta da precipitação na dinâmica da umidade do solo na região, destacando a importância de considerar os ciclos sazonais ao analisar o comportamento hidrológico de uma bacia.



Figura 6. Sazonalidade da umidade do solo observada na bacia do Riacho Jatobá no período de 2009 a 2019.

A Figura 6 evidência um padrão da umidade do solo semelhante ao que ocorre com a precipitação, onde o primeiro semestre do ano se destaca pela grande quantidade de outliers. Esses casos de umidade fora da faixa esperada podem ser explicados pelas chuvas intensas que normalmente ocorrem nesse período. Durante sua análise da distribuição da umidade do solo na bacia do Riacho Jatobá, Lins et al. (2024) destacaram uma variabilidade intermediária e alta ao longo de toda a série temporal de 2009 a 2020. Os autores também observaram uma alta variabilidade para o período de fevereiro de 2017 a março de 2018, com valores mínimos de 11,53 mm e máximos de 87,70 mm.

Os meses de maio a julho são tipicamente os mais úmidos na bacia, com a umidade do solo atingindo seus picos. A partir de agosto, inicia-se um período mais seco, que se estende até novembro. Embora dezembro costume ser um mês seco na bacia, observa-se que há um aumento na umidade do solo para esse mês. Montenegro et al. (2019), ao avaliarem o comportamento da umidade do solo na BERJ para locais onde a Caatinga era predominante, observaram que a variação da umidade do solo aumentou quando a evapotranspiração excedeu a precipitação, o que explica esse aumento da umidade do solo para o mês de dezembro. Além disso, é importante notar a presença de outliers em alguns meses, indicando níveis de umidade do solo significativamente acima do padrão esperado,

possivelmente devido às chuvas mais elevadas e a características do solo do ponto observado.

3.2 Modelagem hidrológica

A calibração manual do modelo SMAP possibilitou uma boa aderência entre a vazão simulada e a observada para o período de fevereiro a abril de 2018 (Figura 7), onde foram encontrados parâmetros calibrados com valores de Str = 67,23, Tu = 0,42, K1t = 120, K2t = 2. Os resultados estatísticos obtidos foram um coeficiente de determinação (r^2) de 0,77 e um índice de eficiência de Nash-Sutcliffe (NSE) de 0,70, o que indica um desempenho satisfatório. Um valor de NSE acima de 0,75 é considerado bom para avaliar a representatividade do modelo, e foi observado em estudos anteriores durante o processo de calibração do modelo SMAP (Collischonn, 2001; Silva et al., 2008; Bacalhau et al. 2017; Campos et al. 2018).



Figura 7. Hietograma e hidrograma dos dados observados e simulados pelo modelo SMAP no período de fevereiro a abril de 2018 na seção fluviométrica da bacia do Riacho Jatobá.

A Figura 8 apresenta o hietograma e hidrograma dos dados observados e simulados pelo modelo SMAP que ocorreu entre 15 e 28 de abril de 2022 na seção de controle fluviométrico do Riacho Jatobá. Observa-se que o escoamento acontece a partir do acúmulo da precipitação dos dias 16 e 17 de abril. Isso ocorre devido à contribuição

da parcela de precipitação à capacidade de infiltração, e que ao exceder esta capacidade gera escoamento superficial, assim, a vazão do pico é atingida quando toda a bacia consegue contribuir para o escoamento superficial. Lopes e Montenegro (2017) avaliaram o desempenho do modelo SMAP em parcelas experimentais na bacia do Riacho Jatobá e encontraram valores semelhantes de coeficiente de determinação e para o índice de eficiência para cobertura natural do solo, que é predominante na bacia.



Figura 8. Hietograma e hidrograma dos dados observados e simulados pelo modelo SMAP para a bacia do Riacho Jatobá no período de 15 a 28 de abril de 2022.

A vazão simulada pelo modelo SMAP para o período de abril de 2022 obteve um desempenho satisfatório com os parâmetros encontrados na calibração, com r² de 0,84 e NS no valor de 0,75. Observa-se que a vazão simulada apresenta uma resposta mais rápida a precipitação que ocorreu no dia 16/04 e o escoamento diminui de forma mais lenta, enquanto na seção fluviométrica o escoamento ocorre de forma mais lenta e diminui de forma mais rápida. A Figura 9 apresenta o comportamento hidrológico dos reservatórios do solo, do subsolo e da superfície durante o evento simulado.



Figura 9. Armazenamentos de água nos reservatórios do modelo SMAP para o evento de 14 a 28 de abril na bacia do Riacho Jatobá. Rsolo = reservatório do solo, Rsup = reservatório superficial e Rsub = reservatório do subsolo.

Pode-se observar que inicialmente o reservatório do solo (Rsolo), estando na capacidade de campo, começa a se recarregar com as chuvas, o que por sua vez aumenta o reservatório do subsolo (Rsub) ao longo do tempo, conforme a precipitação acumulada de 5 dias. Enquanto isso, o reservatório superficial, responsável pelo escoamento direto, também aumenta com as chuvas, mas atinge seu máximo quando o reservatório do solo atinge o máximo. Com o passar dos dias, o armazenamento de água no reservatório superficial (Rsup) diminui, e o escoamento de base, proveniente do Rsub, aumenta, tornando-se a principal fonte de vazão na seção fluviométrica.

A Figura 10 apresenta a vazão observada e a vazão calibrada para o evento de fevereiro a março de 2018. Observa-se que o modelo SWAT representou bem o pico da vazão observada e assim como no modelo SMAP, o pico da vazão ocorre após o pico da precipitação devido a diminuição da capacidade de armazenamento de água no solo. O ajuste da calibração mostrou um bom desempenho utilizando os parâmetros utilizados por Magalhães et al. (2018) e Lins et al. (2021) com índices de NS de 0,64, r² de 0,94 e PBIAS de 1,69.



Figura 10. Hietograma e hidrograma dos dados observados e simulados pelo modelo SWAT na seção fluviométrica da bacia do Riacho Jatobá no período de fevereiro a março de 2018.

A Figura 11 apresenta a validação do modelo com o evento de 15 a 28 de abril de 2022. O modelo SWAT conseguiu simular o pico da vazão registrada na bacia do Riacho Jatobá, entretanto, observa-se que o modelo responde de forma mais rápida a precipitação do que a vazão observada, além disso, assim como o modelo SMAP, o modelo SWAT também apresentou uma recessão da vazão mais rápida do que a observada na bacia. O modelo SWAT apresentou um bom desempenho na validação, com índices de r² de 0,80 e NSE de 0,75, sendo considerados como muito bons, e o PBIAS com valor de 11,4, sendo considerado satisfatório, embora o modelo SWAT tenha subestimado um pouco a simulação (Moriasi et al., 2007; Grupta et al., 1999).



Figura 11. Validação da modelagem com o SWAT para a vazão observada na bacia do Riacho Jatobá no período de 15 a 28 de abril de 2022.

Ambos os modelos demonstraram desempenhos satisfatórios na calibração e validação da simulação da vazão observada na bacia. A Figura 12 apresenta a correlação entre os modelos simulados e a vazão observada na bacia do Riacho Jatobá para todo o período avaliado. Embora os dois modelos tenham apresentado boas correlações com a vazão observada, os dois modelos subestimaram a vazão e o modelo SMAP foi o que apresentou o menor coeficiente angular da função no valor de 0,846, sendo o SWAT o modelo que melhor representou a comportamento hidrológico na seção fluviométrica.



Figura 12. Correlação entre as vazões simuladas pelos modelos SWAT e SMAP com a vazão observada na bacia do Riacho Jatobá

A calibração utilizando o modelo SMAP oferece vantagens em termos de praticidade, uma vez que os parâmetros podem ser calibrados manualmente, exigindo menor capacidade computacional, e é possível observar o comportamento de todos os reservatórios que compõem o ciclo hidrológico do modelo. Por outro lado, a modelagem com o SWAT é mais complexa, demandando uma capacidade computacional maior e apresentando uma ampla gama de parâmetros que podem ser calibrados para um ajuste mais preciso, ao passo que o modelo SMAP possui um número reduzido de parâmetros.

Embora a modelagem com o modelo SMAP apresente resultados satisfatórios, a integração do SWAT com o sistema SIG permite um estudo detalhado da bacia

hidrográfica, proporcionando uma melhor avaliação da área de estudo e fornecendo saídas de dados que possibilitam o estudo aprofundado da dinâmica dos componentes hidrológicos na bacia.

Chen et al. (2023) ao avaliarem a desempenho de ambos os modelos como sistemas de monitoramento na previsão do evento extremo de inundação ocorrido na porção alta da Bacia do Rio Grande em 2011, encontraram resultados semelhantes a este estudo, onde ambos os modelos calcularam fluxos subestimados, mas o SMAP apresentou um desempenho ligeiramente melhor que o SWAT. Entretanto, os autores destacaram que embora o SWAT possa fornecer um estudo mais completo da bacia hidrográfica, é necessário que seja ampliada uma rede de monitoramento afim de reduzir o grau de incerteza.

Ao avaliar a correlação entre as chuvas diárias entre 2,5 e 50 mm com a vazão simulada por cada um dos modelos (Figura 13), observa-se que o modelo SWAT apresentou uma melhor correlação com um índice r^2 de 0,68 se sobressaindo sobre a vazão simulada pelo modelo SMAP (0,32) e a vazão observada na bacia (0,47).



Figura 13. Correlação entre as chuvas diárias entre 2,5 e 50 mm (a) e chuva antecedente de 5 dias (b) com a vazão simulada por cada um dos modelos

Quanto a relação vazão e chuva antecedente de 5 dias, observa-se que o modelo SMAP apresentou um desempenho satisfatório e superior ao modelo SWAT, com índice de r² de 0,86. Esse resultado indica que ambos os modelos simulam satisfatoriamente eventos extremos com vazões maiores, mas que o modelo SWAT tem uma correlação melhor na simulação de vazões menores que o modelo SMAP. Já o modelo SMAP se correlaciona melhor com a chuva antecedente de 5 dias que o modelo SWAT.

Na região semiárida, onde grandes eventos pluviométricos estão se tornando cada vez mais escasso e a maioria de seus rios são intermitentes com baixas vazões durante o ano, o modelo SWAT se tornar mais representativo que o modelo SMAP devido a sua capacidade de simular com melhor desempenho eventos menores com baixas vazões.

4. Conclusão

O monitoramento intensivo das componentes hidrológicas na bacia do Riacho Jatobá possibilitou uma compreensão mais profunda da dinâmica hidrológica desses dessas variáveis, assim como do comportamento hidrológico da bacia, incluindo seus padrões de precipitação e umidade do solo.

A bacia do Riacho Jatobá concentra a maior parte de sua precipitação nos meses de fevereiro a julho, enquanto os meses de setembro a dezembro registram a menor quantidade de chuvas ao longo do ano, coincidindo com uma maior demanda hídrica devido à evapotranspiração. Somente nos meses de maio a julho há um excedente hídrico, devido à elevada precipitação nesse período. A umidade do solo na bacia do Riacho Jatobá segue padrões semelhantes aos padrões de precipitação.

A distribuição anual da precipitação na bacia mostra uma predominância de anos secos sobre anos chuvosos, destacando-se os anos de 2012 e 2015 como extremamente secos, e os anos de 2004, 2020 e 2022 como extremamente úmidos. Estes últimos anos foram influenciados pelos fenômenos El Niño e La Niña.

A calibração e validação dos modelos SMAP e SWAT na bacia do Riacho Jatobá demonstraram resultados satisfatórios. Embora o SMAP tenda a subestimar mais a vazão em comparação com o modelo SWAT, ambos se mostraram altamente eficazes na representação do evento hidrológico.

Na região semiárida, onde eventos pluviométricos são escassos e a maioria dos rios possui vazões baixas e intermitentes ao longo do ano, o modelo SWAT mostrou-se mais representativo do que o modelo SMAP, devido à sua habilidade em simular com maior precisão eventos de baixa vazão.

Capítulo III: Técnicas geoespaciais e numéricas aplicadas à análise espaço-temporal da umidade do solo em uma bacia hidrográfica experimental do semiárido brasileiro

Resumo

A estimativa das variáveis hidrológicas é vital para um planejamento eficaz dos recursos hídricos, especialmente em regiões semiáridas onde o monitoramento da umidade do solo é crucial, e esse conhecimento é imperativo para a conservação do solo, proteção ambiental e práticas agrícolas sustentáveis. Este capítulo tem como objetivo integrar tecnologias de sensoriamento remoto e modelagem hidrológica utilizando o modelo SWAT, adotando uma análise geoestatística para mapeamento e avaliação de incertezas, para estimar a distribuição espacial da umidade do solo em uma pequena bacia experimental localizada no semiárido brasileiro. A umidade do solo obtida pelo modelo SWAT (Soil and Water Assessment Tool) foi comparada com dados de campo, e o mapeamento foi realizado tanto pela krigagem ordinária quanto pela co-krigagem ordinária com os índices vegetativos e altitude. Foram considerados neste estudo os meses mais secos e mais úmidos dos anos 2010, 2012, 2015, 2019 e 2022. O modelo SWAT calibrado apresentou uma melhoria de 22% no valor do r² em comparação ao modelo não calibrado. As variáveis LST, NDWI e elevação se relacionaram melhor com a variação da umidade do solo do que o SAVI e o NDVI. Tanto a krigagem quanto a co-krigagem mostraram que as áreas centrais da bacia são mais úmidas e o período úmido de 2022 se destacou com maiores umidades do solo na bacia entre os períodos úmidos, enquanto o período seco de 2012 foi o ano mais seco no período avaliado. Embora a krigagem ordinária tenha apresentado resultados semelhantes aos da co-krigagem, a co-krigagem apresentou erro padrão inferior. A análise conjunta baseada na modelagem hidrológica e na detecção remota forneceu com sucesso informações sobre a mudança dinâmica da umidade do solo num ambiente semiárido, reduziu a incerteza na estimativa da umidade do solo, lançando uma nova luz sobre a gestão dos recursos hídricos, a segurança agrícola e a sustentabilidade ecológica para a região.

Palavras-chave: Dependência espacial, SWAT, modelagem hidrológica, semivariogramas cruzados, krigagem.

Geospatial and numerical techniques applied to the spatiotemporal analysis of soil moisture in an experimental watershed in the Brazilian semiarid

Abstract

Estimation of hydrological variables is vital for effective water resources planning, especially in semiarid regions where soil moisture monitoring is crucial, and this knowledge is imperative for soil conservation, environmental protection and sustainable agricultural practices. This chapter aims to integrate remote sensing technologies and hydrological modeling using the SWAT model, adopting a geostatistical analysis for mapping and assessment of uncertainties, to estimate the spatial distribution of soil moisture in a small experimental basin located in the Brazilian semiarid region. Soil moisture obtained by the SWAT model (Soil and Water Assessment Tool) was compared with field data, and mapping was carried out both by ordinary kriging and by ordinary co-kriging with vegetative indices and altitude. The driest and wettest months of the years 2010, 2012, 2015, 2019 and 2022 were considered in this study. The calibrated SWAT model showed a 22% improvement in the r² value compared to the uncalibrated model. The variables LST, NDWI and elevation were better related to soil moisture variation than SAVI and NDVI. Both kriging and co-kriging showed that the central areas of the basin are wetter, and the wet period of 2022 stood out with higher soil moisture in the basin among the wet periods, while the dry period of 2012 was the driest year in the evaluated period. Although ordinary kriging presented similar results to co-kriging, co-kriging presented a lower standard error. Joint analysis based on hydrological modeling and remote sensing successfully provided information on the dynamic change of soil moisture in a semiarid environment, reduced uncertainty in soil moisture estimation, shedding new light on water resources management, security agricultural and ecological sustainability for the region.

Keywords: Spatial dependence, SWAT, Hydrological modeling, cross semivariograms, Kriging.

1. Introdução

O Nordeste brasileiro é amplamente afetado por secas, com chuvas apresentando alta variabilidade e distribuição espaço-temporal irregular, com eventos concentrados em 3 a 4 meses do ano, e alta demanda evaporativa (Montenegro et al., 2019). Carvalho et al. (2020) apontaram o agravamento dos cenários de seca no Nordeste do Brasil, com redução do número de dias chuvosos nas próximas décadas, e impactos na disponibilidade futura de recursos hídricos e, consequentemente, na umidade do solo. Segundo Marengo et al. (2020) e Silva et al. (2023), as mudanças climáticas impactaram fortemente a disponibilidade de água na região, exigindo uma melhor compreensão da dinâmica espaço-temporal dos processos hidrológicos para apoiar iniciativas de conservação do solo e da água e para reduzir as vulnerabilidades ambientais.

A estimativa de variáveis representativas dos processos hidrológicos é essencial para um planejamento e gestão eficiente dos recursos hídricos (Montenegro et al., 2014 Sharma et al., 2022). Por sua vez, a umidade do solo está intimamente ligada a processos atmosféricos e hidrológicos, como a evaporação do solo, a transpiração das plantas e a partição da precipitação em escoamento superficial e infiltração (Montenegro et al., 2018, e Portal et al., 2020), estando intimamente ligada ao uso e cobertura do solo (da Silva et al., 2020).

Nas regiões semiáridas, o monitoramento da umidade do solo é altamente relevante. A caracterização da distribuição espaço-temporal da umidade do solo é essencial para a conservação do solo, proteção ambiental e atividades agrícolas sustentáveis (Montenegro et al., 2019, Zeri et al., 2020, e Tibkaew et al., 2022). Silva Júnior et al. (2016), Montenegro et al. (2019) e Queiroz et al. (2020) desenvolveram análises espaço-temporais detalhadas da umidade do solo em áreas semiáridas com base em campanhas de monitoramento de campo, utilizando sensores automáticos e sondas Diviner®, com o objetivo de identificar locais representativos de monitoramento, detalhar os ciclos de umedecimento e secagem do solo e investigar a influência da mudança do uso da terra no conteúdo de água do solo. Devido aos elevados custos envolvidos, tais estudos de campo são geralmente limitados no espaço ou no tempo, restringindo assim avaliações de longo prazo da umidade do solo em escala regional.

Dessa forma, aliado ao monitoramento de variáveis hidrológicas, a modelagem hidrológica permite uma análise conjunta distribuída dos processos água-solo-vegetaçãoatmosfera em escala de bacia e avaliações de recursos hídricos (Andrade et al., 2017, Souza et al., 2018, Dethmann et al., 2022, e Farias et al., 2023). Entre os vários modelos disponíveis, a Ferramenta de Avaliação de Solo e Água (SWAT) é um modelo hidrológico semidistribuído, desenvolvido para investigar os impactos das mudanças no uso e cobertura da terra na quantidade e qualidade da água em bacias hidrográficas, e amplamente utilizado para simular vazões e transporte de sedimentos (Neitsch et al., 2011; Arnold et al., 2012, Bressiani, 2015). O modelo SWAT também tem sido aplicado para avaliar a umidade do solo em diferentes escalas espaciais (Uniyal et al., 2017, Andrade et al., 2018, Magalhães et al., 2018, Fontes Júnior e Montenegro, 2019), ainda que tais aplicações sejam restritas em termos de resoluções espaciais e temporais (Martínez-Fernandez et al., 2023).

Embora a simulação da umidade do solo possa ser realizada com sucesso adotando diferentes modelos, a análise de incerteza para tal variável ainda é um desafio, devido às limitações de disponibilidade de dados de campo para uma adequada calibração e validação do modelo. As técnicas geoestatísticas podem permitir o mapeamento da umidade do solo com elevada precisão, e estimar as incertezas associadas a tais estimativas (Montenegro e Montenegro, 2006). Souza et al. (2023) avaliaram a variabilidade espacial das chuvas e o papel de variáveis secundárias (como a altitude) para aumentar a precisão do mapeamento da precipitação no semiárido pernambucano, adotando a técnica de co-krigagem.

Além disso, técnicas de sensoriamento remoto são cada vez mais aplicadas para investigar características de uso e cobertura da terra e temperaturas da superficie terrestre em diferentes escalas espaço-temporais, e resoluções adequadas (Parracciani et al. 2023; Huang et al., 2023; Wei et al., 2023). Liu et al. (2022) desenvolveram modelos baseados na temperatura da superficie terrestre e índices de vegetação para estimar valores distribuídos de umidade do solo e demonstraram o potencial dos produtos de sensoriamento remoto para uma avaliação precisa da dinâmica da umidade do solo.

Apesar dos estudos realizados para aplicação de modelos numéricos e produtos de sensoriamento remoto para avaliar a distribuição espaço-temporal da umidade do solo, a análise conjunta de tais metodologias juntamente com uma estrutura geoestatística ainda não foi adequadamente desenvolvida, particularmente para pequenas bacias hidrográficas do semiárido no Brasil. Portanto, este capítulo tem como objetivo integrar tecnologias de sensoriamento remoto e modelagem hidrológica utilizando o modelo SWAT, adotando uma análise geoestatística para mapeamento e avaliação de incertezas, para estimar a distribuição espacial da umidade do solo em uma pequena bacia experimental localizada no semiárido brasileiro. O estudo avalia o impacto de variáveis secundárias, como

elevação topográfica e índices biofísicos, para melhorar a descrição da dinâmica espaçotemporal da umidade do solo.

2. Material e Métodos

2.1. Área de estudo

O estudo foi realizado na Bacia Experimental do Riacho Jatobá (BERJ), localizada no semiárido de Pernambuco, Brasil. A bacia está situada no Rio Ipanema e contribui para o Rio São Francisco (Figura 1). A BERJ cobre uma área de 12,98 km² e faz parte da Rede Brasileira de Hidrologia do Semiárido, criada em 2000 para instalar, monitorar e instrumentar bacias experimentais e representativas da região.



Figura 1. Mapa do Índice de Segurança Hídrica do Brasil (Adaptado de ANA (2019)) e localização da bacia do Rio Ipanema e da bacia experimental do Riacho Jatobá, estado de Pernambuco

O semiárido brasileiro possui uma área de 1.128.697 km² e está sujeito a grave escassez hídrica. Segundo a Agência Nacional de Águas (ANA), com base no Índice de

Segurança Hídrica, as projeções climáticas futuras para a região indicam que a disponibilidade de água diminuirá ainda mais.

Na região, o clima é BSh (muito quente, semiárido) segundo a Classificação de Köppen, com precipitação média anual de 600 mm e temperatura média anual de 23°C (Silva Junior et al., 2016). O período chuvoso ocorre entre fevereiro e julho, enquanto o período seco de agosto a janeiro (Chagas et al., 2020, Silva et al., 2023). Além disso, a evapotranspiração média anual é de 1.600 mm, produzindo um déficit hídrico durante o período seco (Souza et al., 2019, Montenegro & Ragab, 2010).

A vegetação natural é a Caatinga, que é um bioma de floresta caducifólia seca e vegetação arbustiva, típica do semiárido brasileiro, incluindo brejos úmidos de terras altas, com vegetação arbórea e densa (Souza et al., 2019). Esse bioma único tem sido em grande parte desmatado devido à expansão da pecuária e da agricultura (Coelho et al., 2016).

2.2. Aplicação do modelo Soil Water Assessment Tool (SWAT)

O modelo SWAT, disponível gratuitamente em http://swat.tamu.edu/, é um modelo semiconceitual, semidistribuído, de tempo contínuo, baseado em processos de hidrologia e qualidade da água que usa um passo de tempo diário e múltiplas unidades hidrológicas para simular diferentes processos físicos dentro da área de estudo, como clima, hidrologia (escoamento superficial, percolação, interceptação, infiltração, fluxo subterrâneo, fluxo de base e evapotranspiração), umidade do solo, crescimento das plantas, nutrientes, pesticidas, bactérias e patógenos e manejo do solo (Arnold et al., 1998; 2012b). O modelo foi desenvolvido para analisar os impactos das mudanças no uso da terra no fluxo, na produção de sedimentos e na qualidade da água em grandes bacias hidrográficas não instrumentadas. O SWAT é um modelo versátil, que considera diferentes componentes hidrológicos e agronômicos e tem sido amplamente aplicado no apoio à gestão de recursos hídricos (Bressiani et al., 2015; Andrade et al., 2018; Magalhães et al., 2018).

O SWAT incorpora a equação do balanço hídrico na representação dos processos hidrológicos (Equação 1):

$$SW_t = SW_0 + \sum_{i=1}^t (P - Q_S - ET - W_S - Q_{gw})$$
(1)

onde SWt e SW₀ representam os estoques de água no solo nos tempos final e inicial, respectivamente (mm), t é o tempo (dias), P é a precipitação (mm), Qs é o escoamento superficial (mm), ET é a evapotranspiração (mm), Ws é percolação (mm) e Qgw é fluxo de base (mm).

O ciclo hidrológico é impulsionado pelo clima e fornece entradas de umidade e energia, como precipitação diária, temperatura máxima/mínima do ar, radiação solar, velocidade do vento e umidade relativa, que controlam o equilíbrio hídrico. Os processos hidrológicos simulados pelo SWAT incluem armazenamento no dossel, escoamento superficial e infiltração. No solo, os processos incluem o fluxo lateral do solo, o fluxo de retorno de aquíferos rasos e a drenagem subterrânea, que transfere água para o rio; recarga de aquíferos rasos e ascensão capilar do aquífero raso para a zona radicular e, finalmente, recarga de aquíferos profundos, que remove água do sistema. Outros processos incluem a redistribuição da umidade no perfil do solo e a evapotranspiração (Abbaspour et al., 2015).

O modelo SWAT requer quatro tipos principais de dados de entrada, incluindo três mapas, que são o modelo digital de elevação (DEM), o mapa de uso da terra, o mapa de tipo de solo e uma série de dados meteorológicos. Como dados de entrada do relevo, foi obtido um MDE com resolução espacial de 30 m em conjunto com o Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais do Brasil - INPE (http://www.ds.inpe.br/topodata/), Figura 1. Para os dados de uso da terra, foram utilizados os dados geoespaciais anuais do projeto Mapbiomas (Projeto de Mapeamento Anual de Uso e Cobertura da Terra no Brasil), baseados em imagens do satélite Sentinel-2, com resolução espacial de 10 m. Foi considerado o mapa temático referente ao ano de 2021. A bacia possui seis classes de uso do solo predominantes: formação florestal – Caatinga densa (típica do Brasil) (0,36%); formação savânica - Caatinga arbustiva (típica do Brasil) (75,62%); agricultura (8,96%); pastagem (14,86%); área não vegetada – solo descoberto (0,02%) e corpos d'água (0,18%) (Figura 2B). Para a caracterização da Caatinga foram utilizadas as classes desenvolvidas por Fernandes et al. (2019).

Para os tipos de solo, as informações foram obtidas no Zoneamento Agroecológico do Estado de Pernambuco, Brasil (ZAPE) com escala de 1:100.000, abrangendo toda a superfície do estado de Pernambuco e disponibilizado pelo portal da Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária (Embrapa Solos). A bacia possui três classes: Argissolo Amarelo-Vermelho (49,0%), Neossolo Regolítico (20,1%) e Neossolo Litólico (30,1%)

(Figura 2A). As características físicas dos solos foram baseadas no estudo de Montenegro & Ragab (2010).



Figura 2. Mapas de tipos de solo (ZAPE) (A), uso do solo (Mapbiomas Brasil) (B) da Bacia Experimental do Riacho Jatobá, Rede Hidrográfica da Bacia (C); Unidades de Resposta Hidrológica – HRU (D); Vista de zonas contrastantes de umidade do solo, leitura e equipamento Diviner® (E)

A modelagem hidrológica foi realizada através do modelo QSWAT versão 3 acoplado ao Quantum GIS – QGIS Versão 3.16. O período de estudo considerado foi de 2008 a 2022, sendo que os dois primeiros anos (2008 e 2009) foram utilizados para o aquecimento do modelo. No período entre 2010 e 2022 foram escolhidos dois anos secos,

dois anos chuvosos e o ano com acumulado mais próximo da Normal Climatológica (NC). A análise foi realizada a partir de dados de precipitação, que envolveu a avaliação das séries pluviométricas da bacia do Riacho Jatobá. Para a escolha dos meses mais úmidos e dos meses mais secos, considerou-se a precipitação mensal antecedente de 60 dias.

O modelo SWAT oferece três opções para estimar a componente evapotranspiração potencial (ET0): métodos de Penman–Monteith–FAO, Hargreaves & Samani e Priestley-Taylor. O método padrão do modelo é o Penman-Monteith-FAO, que requer variáveis meteorológicas como radiação solar, temperatura, umidade relativa e velocidade do vento (Neitsch et al., 2005). Este método foi utilizado no presente estudo. Para a modelagem hidrológica, o SWAT considera três níveis de escala espacial: bacia hidrográfica, sub-bacias e unidades de resposta hidrológica (HRUs) (Melo Neto et al., 2014). Unidades de Resposta Hidrológica (Hus), definidas como combinações únicas de vegetação, solos e relevo, são geradas individualmente em cada sub-bacia (Bueno et. al, 2017). Neste estudo, a geração de múltiplas Unidades de Resposta Hidrológica (HRUs) baseou-se em uma exigência de área mínima de 10% para uso do solo, tipo de solo e declividade. Para obter os valores do teor de água para representar cada HRU, foram extraídos os pontos no centro de cada uma delas. A amostragem foi representada por uma malha irregular georreferenciada, com 257 pontos localizados na parte central de cada unidade de resposta hidrológica, representando a quantidade de água produzida (Figura 2D). Os dados simulados pelo modelo foram analisados diariamente, bem como sub-bacia e HRU. Para a simulação hidrológica com o modelo calibrado, foram utilizados os parâmetros obtidos no procedimento de calibração e validação realizado por Magalhães et al. (2018) apresentados na Tabela 1. Os valores desses três parâmetros foram atualizados no modelo SWAT, a partir da ferramenta Manual Calibration Helper, utilizada para processos de calibração e validação manual das simulações do modelo.

Tabela 1. Parâmetros utilizados por Magalhães et al. (2018) para calibração e validação da umidade do solo (cm³cm⁻³) utilizando o modelo SWAT na bacia experimental do Riacho Jatobá.

N°	Parâmetros	Descrição	Valor calibrado
1	CN2	Curva numérica, condição de umidade anterior II	73,7
2	ALPHA_BF	Constante de recessão do fluxo base, dias	0,05
3	GWQMN	Nível da água no aquífero raso necessária para o fluxo de retorno, mm	700

Para avaliar o ajuste entre os dados de umidade do solo simulados pelo modelo SWAT e os dados observados, utilizamos o coeficiente de determinação (r²), o Nash-Sutcliffe (NS) e o percentual de viés (PBIAS) (Tabela 2). O coeficiente r² fornece uma medida da proporção da variação dos dados que é explicada pela linha de comparação. Um valor dfe r² próximo de 1 indica uma boa relação linear entre as séries de dados, enquanto um valor próximo de 0 indica uma relação fraca ou inexistente. O NS varia entre infinito negativo e 1 (o valor ideal). Valores entre 0 e 1 são geralmente considerados níveis de desempenho aceitáveis e valores ≤ 0 indicam que é melhor usar a média dos dados observados do que o valor previsto do modelo (Nash & Sutcliffe, 1970). Em relação ao PBIAS, seu valor ótimo é 0, com magnitudes baixas indicando boa precisão na simulação do modelo. Valores positivos indicam subestimação pelo modelo e valores negativos indicam superestimação (Gupta et al., 1999).

Tabela 2. Funções objetivas utilizadas para avaliar o ajuste entre os dados de umidade do solo simulados pelo modelo SWAT e os dados observados.

Função objetiva	Unidade	Equação	Valor Perfeito
(1) percentual de viés (PBIAS)	%	$PBIAS = \frac{\sum_{i=1}^{n} (U_{obs} - U_{sim})}{\sum_{i=1}^{n} (U_{obs})} \times 100$	0
(2) Nash-Sutcliffe coefficient (NS)	-	$NS = 1 - \left(\frac{\sum_{i} (U_{obs} - U_{sim})^{2}}{\sum_{i} (U_{obs} - \overline{U}_{obs})^{2}}\right)$	1
(3) Coeficiente de determinação (r ²)	-	$r^{2} = \frac{\left[\sum_{i} (U_{obs,i} - \overline{U}_{obs}) (U_{sim,i} - \overline{U}_{sim})\right]^{2}}{\sum_{i} (U_{obs,i} - \overline{U}_{obs})^{2} \sum_{i} (U_{sim,i} - \overline{U}_{sim})^{2}}$	1

 U_{obs} – Umidade do solo observada, U_{sim} – Umidade do solo simulada, \overline{U}_{obs} – Média da umidade observada, \overline{U}_{sim} – Média da umidade do solo simulada

A Tabela 3 apresenta os critérios de avaliação de desempenho recomendados para modelos hidrológicos, considerando a componente de vazão e a escala de tempo mensal e também considerando em termos gerais a componente e a escala de tempo, no processo de calibração e validação, conforme Moriasi et al. (2015). Neste estudo, os critérios de classificação da avaliação estatística utilizados baseiam-se em Moriasi et al. (2015).

Tabela 3. Critérios de avaliação de desempenho recomendados para modelos hidrológicos, considerando componentes em geral (e.g., umidade do solo) nos processos de calibração e validação

Parâmetro estatístico	Muito bom	Bom	Satisfatório	Insatisfatório
r ²	> 0.80	$0.70 \le r^2 \le 0.80$	$0.50 \le r^2 \le 0.70$	≤ 0.50
NS	> 0.80	$0.60 \le \mathrm{NS} \le 0.80$	$0.50 \le NS \le 0.60$	≤ 0.50
PBIAS (%)	<u>≤</u> ± 5	$\pm 5 < PBIAS < \pm 10$	$\pm 10 \leq PBIAS \leq \pm 25$	≥±25

A água armazenada no solo (mm) é uma das variáveis de saída do modelo SWAT. Porém, neste estudo, optamos por empregar a Equação (2) para determinar a umidade do solo (SM) utilizando o índice de umidade WIi,j (Equação 3). Esta abordagem visa aumentar a precisão na estimativa da umidade do solo, proporcionando uma análise mais aprofundada e refinada.

$$\theta = \theta_{PM} + W I_{SM} (\theta_{SAT} - \theta_{PM})$$
⁽²⁾

$$WI_{i,j} = \frac{SM_{i,j} - SM_{min,j}}{SM_{max,j} - SM_{min,j}}$$
(3)

onde OPM – umidade do solo no ponto de murcha permanente, OSAT – umidade do solo na capacidade de campo e os índices 'min' e 'max' referem-se ao teor máximo e mínimo de umidade simulado para uma determinada célula j da grade.

2.3. Conjunto de dados

Os dados climáticos utilizados no estudo foram obtidos do Instituto Nacional de Meteorologia (INMET) no período de 2000 a 2022, na estação do município de Arcoverde – PE (Cód. 82890) que apresenta Normal Climatológica de 721 mm para o período de 1981 a 2010, além de um pluviômetro social monitorado com a participação de agricultores locais, sob responsabilidade do Laboratório de Água e Solo (LAS) da Universidade Federal Rural de Pernambuco, Brasil. Os dados de umidade do solo observados foram obtidos mensalmente no período de 2010 a 2020, a partir do monitoramento de 12 tubos de acesso com sonda Diviner®, com tubos de acesso instalados em profundidades de 0,2 metros, em locais selecionados na área da bacia (Figura 2A e B e C). A grade de pontos de medição de umidade do solo foi estratégica (Melo e Montenegro, 2015), considerando uso do solo, tipo de cobertura, tipo de solo e acessibilidade na bacia. A Figura 3A e B apresenta as coordenadas, a altitude e a umidade do solo média em cada tubo de acesso monitorado na bacia. Os pontos foram calibrados de acordo com a curva característica do solo (Silva Júnior et al., 2016).

4)			
]	Diviner® points	Longitude	Latitude	Elevation
	P3	-36.8847	-8.42193	765.89
	P17	-36.8842	-8.42399	749.76
	P18	-36.8841	-8.42332	739.46
	P19	-36.8842	-8.42295	746.23
	P20	-36.8845	-8.42247	755.55
	P21	-36.8846	-8.42191	764.05
	P22	-36.8858	-8.42079	781.51
	P24	-36.8747	-8.42254	721.00
	P30	-36.8639	-8.41348	680.00
	P33	-36.869	-8.41633	701.00
	P34	-36.8693	-8.41621	703.47
	P35	-36.8844	-8.42789	748.44

Figura 3. Coordenadas e elevação dos tubos de acesso do Diviner® (A), e boxplot de umidade do solo para o período de 2010 a 2020 na bacia do Riacho Jatobá (B).

Em relação à precipitação anual (Figura 4A), observa-se que o ano de 2022 teve a maior precipitação anual acumulada de 1923 mm durante o período avaliado, seguido do ano de 2010, com precipitação anual acumulada de 1083 mm. Os anos mais secos foram 2012 e 2015, com acumulações anuais bem abaixo da normal climatológica, com 388 mm e 490 mm, respectivamente. Dentre as séries avaliadas, o ano de 2019 teve precipitação anual de 792 mm, o que mais se aproximou da normal climatológica. Segundo Silva Júnior et al. (2016), a precipitação média anual no BERJ é de aproximadamente 600 mm, com evapotranspiração média de 2.000 mm por ano. Portanto, fica evidente pela Figura 4 que apesar dos anos de 2010 e 2022 serem considerados anos úmidos e chuvosos, nenhum dos anos da série apresentou excedente hídrico.

Ao examinar as precipitações dos 60 dias anteriores para os anos destacados (Figura 4B), percebe-se que os meses de agosto dos anos de 2010, 2012, 2015, 2022 e setembro de 2019 foram os mais chuvosos. Os meses de outubro de 2010, novembro de 2012, dezembro de 2015, novembro de 2019 e novembro de 2022 tiveram precipitações muito baixas, tornando-os os meses mais secos da série.



Figura 4. Série histórica de precipitação na bacia experimental do Riacho Jatobá de 2010 a 2022, com normal climatológica da estação Arcoverde – PE (A) e precipitação acumulada em 60 dias para os anos de 2010, 2012, 2015, 2019, e 2022 (B).

2.4 Análise de agrupamento (AA) e aplicação do Coeficiente de Correlação Cofenética (CCC)

A técnica de análise de agrupamento (AC) foi aplicada aos dados de umidade do solo. No estudo, o método hierárquico aglomerativo de ligação foi selecionado com base no valor do Coeficiente de Correlação Cofenética (CCC) estabelecendo como significativo o valor superior a 0,7 (CCC>0,7) (Oliveira-Júnior et al., 2021; Silva et al., 2023) e o valor-p a 99% de significância (valor-p<0,01). Os métodos empregados e testados neste estudo foram: ligação simples, ligação completa, ligação média entre grupo, método de Ward, método de Ward (d2), método da mediana, método do centroide e o método McQuitty. A medida de dissimilaridade utilizada foi o quadrado da distância euclidiana Eq. (4).

$$d_{e} = \left[\sum_{j=1}^{n} (P_{p,j} - P_{k,j})^{2}\right]^{0,5}$$
(4)

em que, d_e é a distância euclidiana; e $P_{p,j}$ e $P_{k,j}$ são as variáveis quantitativas j dos indivíduos p e k, respectivamente.

O grau de ajuste foi avaliado utilizando o coeficiente de correlação cofenética (CCC). Este coeficiente mede a associação entre a matriz de dissimilaridade (matriz fenética F) e a matriz resultante da simplificação proporcionada pelo método de agrupamento (matriz cofenética c). O CCC é baseado no coeficiente de Pearson (r), que é calculado entre a matriz de dissimilaridade e a matriz resultante do processo de agrupamento (Sokal e Rohlf, 1962). Assim, quanto maior o valor de r, menor a distorção. Na prática, dendrogramas com CCC < 0,7 indicam a inadequação da técnica de AC (Sokol e Rohlf, 1962; Oliveira-Júnior et al., 2021). O CCC é definido pela Eq. (5).

$$CCC = \mathbf{r}_{coph} = \frac{\sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j>i}^{n} (\mathbf{c}_{ij} - \vec{\mathbf{c}}) (d_{ij} - \vec{d})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j>i}^{n} (\mathbf{c}_{ij} - \vec{\mathbf{c}})^{2}} \sqrt{\sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j>i}^{n} (d_{ij} - \vec{d})^{2}}$$
(5)

onde, CCC é o coeficiente de correlação cofenética, cij e dij são elementos da i-ésima linha e j-ésima coluna da matriz de distância cofenética e original, respectivamente, e n é o número de elementos. Em que \overline{c} e \overline{d} são as médias aritméticas de cij e dij, respectivamente, definidas pelas Eqs. (6) e (7).

$$\bar{c} = \frac{2}{n(n-1)} \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j>i}^{n} c_{ij}$$
(6)

$$\bar{d} = \frac{2}{n(n-1)} \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j>i}^{n} d_{ij}$$
(7)

2.5. Dados orbitais de satélites

O estudo desenvolveu análises de dados geoespaciais, utilizando imagens orbitais da série de satélites sensores Landsat-5 Thematic Mapper (TM); Sensor Landsat-7 Enhanced Thematic Mapper (ETM+); Sensor Landsat-8 Operational Land Imager (OLI) e Sensor Infravermelho Térmico (TIRS) e sensor Landsat-9 OLI-2/TIRS-2, entre as estações seca e chuvosa dos anos 2010 (sensor TM), 2012 (ETM+ sensor), 2015 (sensor OLI/TIRS), 2019 (sensor OLI/TIRS) e 2022 (sensor OLI-2/TIRS-2). As imagens são disponibilizadas pela National Aeronautics and Space Administration (NASA) através do Pesquisa Geológica dos Estados Unidos (USGS) (https://www.usgs.gov/landsat-missions/landsat-satellite-missions).

Os dados dos satélites foram processados digitalmente na nuvem por meio do software Google Earth Engine (GEE) (https://earthengine.google.com/) com a linguagem de programação Python, utilizando aplicações de aprendizado de máquina e operações por meio de algoritmos específicos (Gorelick et al., 2017). Dado um fator primário neste ambiente de processamento de GEE, no Earth Engine Code Editor, foram aplicados fatores de correção e calibração atmosférica, como o fator multiplicador (0,0000275) e o fator aditivo (-0,2) para cada uma das bandas multiespectrais, referente ao produto de refletância superficial (SR), coleção 2 (Chander et al., 2009). Como principais características, o SR possui resolução temporal entre 14 e 16 dias, resolução espacial de 30 m e resolução radiométrica entre 12 e 14 bits para satélites Landsat (USGS/NASA, 2023). Em relação à presença de nuvens, um dos critérios adotados para o processamento das imagens Landsat foi também desenvolver um script de processamento digital para mascarar as nuvens e suas sombras, baseado em uma banda específica para ambos os satélites/sensores. O script foi adaptado de acordo com as indicações do algoritmo GEE rudimentar ID

(https://code.earthengine.google.com/54aabb24979858b32a59aaebe8ba125c?noload=tr ue).

Os índices de vegetação foram estimados utilizando as bandas multiespectrais do produto de refletância superficial, conforme equações apresentadas na Tabela 3. O NDVI é estimado pela razão entre a diferença entre as bandas multiespectrais da refletância do infravermelho próximo (rNIR1) e o vermelho (rRED) pela soma deles (Huete, 1988; Huete et al., 2002; Barbosa et al., 2019; Tomasella et al., 2018; Silva et al., 2023). O Índice de Vegetação Ajustado ao Solo (SAVI) foi estimado de acordo com Huete (1988) e Allen et al. (2002), considerando um fator de ajuste às condições do solo, o valor L=0,5, seguindo a recomendação e bom ajuste de diversos estudos realizados no semiárido brasileiro, que tem predominância de vegetação do bioma Caatinga (e.g., Silva et al., 2019; Jardim et al., 2022; Refati et al., 2023).

O Índice Hídrico por Diferença Normalizada (NDWI), que apresenta alta correlação com o teor de água aberta e condições de umidade na cobertura vegetal, foi estimado pela razão entre a diferença nas bandas multiespectrais da refletância da banda verde (rGREEN) e infravermelho próximo (rNIR1), e pela soma deles, segundo McFeeters (1996). Porém, o índice utilizado em nosso estudo foi o de padronização da água para vegetação (NDWIveg) segundo Gao (1996), com a troca da refletância da banda verde pela do infravermelho médio (rSWIR 1), em que rSWIR 1 corresponde à refletância das bandas multiespectrais dos sensores TM e ETM+ no seguinte comprimento de onda (1,55–1,75 μ m); nos sensores OLI e OLI-2 a refletância corresponde ao seguinte comprimento de onda (1,57–1,65 μ m). Bandas multiespectrais com resolução de 30 m (USGS/NASA, 2023).

A temperatura da superfície (LST) foi determinada usando uma adaptação de Markham e Bark-er (1987) e Allen et al. (2002). A temperatura superfícial encontrada foi transformada de Kelvin (K) para graus Celsius (°C), onde K1 e K2 são constantes de calibração das bandas térmicas do sensor Landsat-5 TM (K1 = 607,76 W m⁻² sr⁻¹ μ m⁻¹ e K2 = 1260,65 K); Sensor Landsat-7 ETM+ (K1 = 666,09 W m⁻² sr⁻¹ μ m⁻¹ e K2 = 1282,71 K); Sensor TIRS Landsat-8 e 9 (K1 = 774,89 W m-2 sr-1 μ m-1 e K2 = 1321,08 K) (Allen et al., 2002; USGS/NASA, 2023).

Índice	Equação	Referência
NDVI	$NDVI = \frac{r_{NIR1} - r_{RED}}{r_{NIR1} - r_{RED}}$	Huete, 1988; Huete et al., 2002; Barbosa
	$r_{\rm NIR1} + r_{\rm RED}$	et al., 2019; Tomasella et al., 2018;
		Silva et al., 2023
SAVI	$(1 + L) \times (r_{NIR1} - r_{RED})$	Huete, 1988; Allen et al., 2002
	$SAVI = \frac{(L + r_{NIP1} + r_{RED})}{(L + r_{NIP1} + r_{RED})}$	
NDWI	$NDWI = \frac{r_{SWIR1} - r_{NIR1}}{r_{SWIR1} - r_{NIR1}}$	Gao (1996)
	$r_{SWIR 1} + r_{NIR 1}$	
LST	$LST = \frac{K_2}{K_2}$	Markham and Barker, 1987; Allen et al.,
	$\frac{LST}{\left(\frac{\varepsilon_{\rm NB} \times K_1}{L_b} + 1\right)}$	2002)

Tabela 4. Equações dos índices de vegetação.

Embora o modelo simule variações na umidade do solo em resposta às mudanças climáticas ao longo do ano, é essencial reconhecer que certas simplificações e generalizações são aplicadas na representação de processos específicos. Estas simplificações podem introduzir limitações na precisão dos resultados, especialmente tendo em conta que o mapa de uso e cobertura do solo permanece constante ao longo do período simulado. Para aumentar a precisão do mapeamento da umidade do solo na bacia

hidrográfica e capturar os efeitos das mudanças na cobertura da terra ao longo das diferentes estações, foi implementada a co-krigagem comum. Esta abordagem envolveu a integração da umidade do solo simulada com índices de vegetação e topografia na bacia hidrográfica do Riacho Jatobá.

2.6. Análise multivariada

Foi realizada uma análise multivariada de componentes principais (ACP) para identificar as variáveis mais relevantes relacionadas ao padrão de variabilidade da umidade do solo, incluindo índices biofísicos e elevação da área de estudo. Todas as análises estatísticas, gráficas e de correlação foram realizadas utilizando o software de código aberto RStudio.

2.7. Análise Estatística e Geoestatística

17(1)

Foi realizada uma análise estatística descritiva para examinar o comportamento dos dados de umidade do solo simulados pelo modelo SWAT. Isso envolveu a avaliação de medidas de tendência central (por exemplo, média e mediana) e de dispersão (por exemplo, desvio padrão, variância e coeficiente de variação). De acordo com os valores do coeficiente de variação (CV), a variabilidade foi classificada como baixa (CV \leq 12%), intermediária (12% < CV \leq 60%) e alta (CV > 60%), seguindo Warrick & Nielsen (1980) (Equação 8).

$$\gamma(h) = \frac{1}{2N(h)} \sum_{i=1}^{N(h)} \left[Z(X_i) - Z(X_i + h) \right]^2$$
(8)

onde $\gamma(h)$ é o valor estimado da semivariância dos dados experimentais; Z(Xi + h) e Z(Xi) são os valores observados da variável regionalizada; e N(h) denota o número de pares de valores medidos separados pela distância h (Landim, 2003).

Segundo Landim (2003), as somas utilizadas para calcular γ (h) devem incluir um número adequado de pares para garantir resultados consistentes, com um mínimo de 30 pares por classe de distância conforme sugerido por Journel & Huijbregts (1978). Após avaliação do semivariograma experimental, foram testados modelos teóricos como exponencial, esférico e gaussiano (Deutsch e Journel, 1998). Os parâmetros C0 (efeito pepita), C0+C1 (patamar) e A (Alcance, faixa de dependência espacial) foram então estimados. O grau de dependência espacial (GDS) foi avaliado com base na metodologia proposta por Cambardella et al. (1994), que utiliza a relação entre o efeito pepita e o patamar do semivariograma ajustado para classificar a dependência espacial em forte, moderada ou fraca. Valores abaixo de 25% são caracterizados por forte dependência espacial, entre 25 e 75% moderada, enquanto acima de 75%, fraca dependência.

Para validar o ajuste dos modelos teóricos, foi empregada a validação cruzada utilizando a técnica Jack-Knifing (Vauclin et al., 1983). Isto envolve reavaliar, através do estimador, os valores amostrais conhecidos, excluindo sistematicamente cada um deles e calculando-os como se fossem desconhecidos. Posteriormente, é calculada a distribuição dos erros padronizados, que deve apresentar média zero e desvio padrão um.

2.7.1. Co-krigagem ordinária

Após a construção dos semivariogramas, os valores foram interpolados em locais não amostrados para estimar a variável primária utilizando a co-krigagem ordinária (OCK), uma modificação do método de krigagem simples. A OCK oferece a vantagem de incorporar mais de uma variável no processo de estimativa, melhorando assim a estimativa da variável primária ao considerar correlações entre variáveis (Isaaks and Srivastava, 1989). Neste estudo, a umidade do solo foi designada como variável primária, e a maioria das variáveis relacionadas à variação da umidade do solo, identificadas por meio de análise multivariada, foram consideradas como variáveis secundárias no método OCK.

Portanto, a OCK visa estabelecer um modelo apropriado para o semivariograma cruzado e a dependência espacial entre a variável primária (umidade do solo simulada) e a variável secundária. Essa correlação entre variáveis é denominada interregionalização (Goovaerts, 1997), que pode ser quantificada por meio de semivariograma cruzado ou covariância cruzada (Equação 9).

$$\gamma(h) = \frac{1}{2N(h)} \sum_{i=1}^{N(h)} [Z_1(X_{1i}) - Z_1(X_{1i} + h)][Z_2(X_{2i}) - Z_2(X_{2i} + h)]$$
(9)

onde γ (h) é o valor estimado do semivariograma cruzado dos dados experimentais; Z(Xi + h) e Z(Xi) são os valores observados da variável regionalizada; Z1 e Z2 são variáveis espacialmente correlacionadas; e N(h) é o número de pares de valores medidos separados por uma distância h (Landim, 2003).

3. Resultados e discussão

3.1. Dinâmica temporal da umidade do solo

A análise de agrupamento dos pontos de monitoramento da umidade do solo na bacia apresentou um bom coeficiente de correlação cofenética (CCC = 0,93), sendo possível formar dois grupos, cluster 1 e cluster 2 (Figura 5A). Apenas um ponto (P20) não foi agrupado devido à alta variabilidade da umidade do solo observada. O cluster 1 agrupou os pontos P03, P17, P18, P19, P22, P24, P30, P33 e P34, embora o P22 tenha registrado a maior umidade do solo da bacia (0,56 cm³cm⁻³) (Figura 5B). Ao longo da série histórica, os pontos agrupados no cluster 2 registraram umidades do solo variando de 0,002 a 0,56 cm³cm⁻³, com valor médio de 0,096 cm³cm⁻³. O Cluster 2 agrupou os pontos P21 e P35 (Figura 5B), onde a umidade do solo é maior, variando entre 0,02 e 0,43 cm³cm⁻³, com média de 0,18 cm³cm⁻³.



Figura 5. Análise de cluster dos pontos de monitoramento dos tubos de acesso Diviner na bacia do Riacho Jatobá (A), série temporal de umidade do solo observada e simulada pelo modelo SWAT (B) e distribuição de frequência cumulativa da umidade média do solo observada nos clusters 1 e 2, bem como umidade do solo simulada pelo SWAT nas subbacias 13 e 26 (C).

Um bom ajuste foi observado entre a umidade do solo simulada pelo modelo SWAT e a umidade do solo observada pela sonda Diviner® (Figuras 5B e C), onde as
distribuições de frequência cumulativas da umidade simulada mostram uma similaridade com a umidade observada na bacia. Lins (2022) obteve resultados semelhantes ao avaliar as distribuições de frequência acumulada entre a umidade simulada pelo modelo e a umidade observada do solo na bacia do Riacho Jatobá, alcançando um coeficiente de correlação (r²) entre 0,73 e 0,9.

3.2 Processos hidrológicos simulados pelo modelo SWAT

A precipitação média anual para o período simulado no presente trabalho (2008– 2022) foi de 678,6 mm, com quase 49% transferidos para a atmosfera através da evapotranspiração real (329,8 mm). O modelo simulou uma produção anual de água de 346,15 mm, o que significa que 51% da precipitação se transformou em fluxo. Setenta e três por cento do fluxo foi simulado como fluxo rápido (superficial + lateral), e o restante foi contribuição de água subterrânea. Magalhães et al. (2018) realizando modelagem hidrológica com SWAT na mesma bacia deste estudo, a fim de investigar a efetividade hidrológica em um cenário de recuperação em áreas de maior elevação topográfica da Caatinga arborescente e o comportamento dos componentes hidrológicos sob um cenário de expansão agrícola, constataram que aproximadamente 90% da precipitação é transferida para a atmosfera via evapotranspiração (considerando o período entre 2009 e 2016). Os autores também verificaram uma produção de água de aproximadamente 83 mm. Em relação ao escoamento rápido (superficial + lateral), cerca de 93% do escoamento total é destinado a estes processos, enquanto apenas 7% representam a contribuição de água para o aquífero.

Segundo Martínez-Fernandez et al. (2023), esta maior contribuição do fluxo rápido, com maior percentual de fluxo lateral (no presente estudo sendo 187,74 mm comparado a 65,82 mm de escoamento superficial), é esperada considerando a extensão relevante de área com solos mais impermeáveis (onde a precipitação também é o mais alta) e a topografia da bacia. Na bacia do Riacho Jatobá, a presença de solos rasos (e.g., Neossolos Regolíticos e Litólicos, com baixo grau de evolução pedogenética) e declividades elevadas (e.g., presença de relevo ondulado nas bordas da bacia (Chagas et al., 2022), pode explicar a maior ocorrência de fluxos laterais.

3.3 Avaliação do desempenho do modelo SWAT na estimativa da umidade do solo

A Tabela 5 apresenta a avaliação do ajuste entre os dados de umidade do solo simulados pelo modelo SWAT e os dados observados, por meio de índices estatísticos como o coeficiente de determinação (r²), o Nash-Sutcliffe (NS) e o percentual de viés (PBIAS). Pode-se observar melhora de 22,6% no ajuste do r² no modelo calibrado, permanecendo dentro do intervalo considerado muito bom para este índice $(0.50 \le r^2 \le r^2)$ 0,70). O valor de NS também apresentou melhora significativa no modelo calibrado (NS = 0.51), quando comparado ao modelo não calibrado (NS = 0.33), passando de uma classificação considerada insatisfatória para um desempenho satisfatório no modelo calibrado. Embora o PBIAS tenha apresentado resultados insatisfatórios ($\geq \pm 25$) para o modelo não calibrado e calibrado, houve uma melhora de 13,2% neste índice, conforme critérios definidos por Moriasi et al. (2015). Martínez-Fernández et al. (2023) avaliando estimativas de umidade do solo pelo modelo SWAT em uma bacia mediterrânea, constataram que o desempenho foi satisfatório quando comparado aos dados dos satélites Soil Moisture and Ocean Salinity (SMOS) e Soil Moisture Active Passive (SMAP), com r² de 0,55, NS de 0,55 e PBIAS de -1,8, obtido na calibração do modelo. Vale ressaltar que os autores calibraram o modelo considerando o intervalo de tempo mensal, enquanto no presente estudo consideramos o tempo diário, aumentando assim os desafios na busca por índices satisfatórios.

Parâmetro estatístico	r ²	NS	PBIAS (%)
Modelo não calibrado	0,77	0,33	-37,08
Modelo calibrado	0,82	0,51	-32,18

Tabela 5. Avaliação do ajuste do modelo simulado antes e depois do processo de calibração

Andrade et al. (2018) realizando o procedimento de calibração e validação do modelo SWAT em uma bacia hidrográfica representativa do Nordeste brasileiro, verificaram um melhor desempenho do modelo na calibração de dados de vazão em um intervalo de tempo anual, quando comparado ao intervalo de tempo mensal. Ao calibrar a umidade do solo em horário diário, os autores obtiveram r² de 0,62, NS de 0,53 e PBIAS de -0,4. Contudo, foram verificadas elevadas incertezas com o processo de estimativa da umidade do solo, o que pode estar associado, segundo Uniyal et al. (2017), às equações

simplificadas da água do solo no SWAT e à considerável heterogeneidade nos dados observados de umidade do solo. Assim, uma forma de buscar reduzir as incertezas das estimativas é a partir de análises comparativas com dados gerados por sensoriamento remoto, bem como através dos dados experimentais obtidos em campo. Tais dados são, portanto, fundamentais para a confiabilidade da simulação hidrológica, uma vez que a obtenção de parâmetros estatísticos satisfatórios não garante a representatividade dos processos físicos que ocorrem em uma bacia hidrográfica.

A Figura 6 apresenta a série temporal do Índice de umidade (WI), considerando os dados de umidade do solo simulados pelo modelo SWAT e os dados médios observados em 11 pontos de monitoramento através do Diviner®.



Figura 6. Série temporal de WI simulado (SWAT) e observado (pontos Diviner®) para a camada superficial do solo nas sub-bacias 26 (Cluster 1) e 13 (Cluster 2)

É possível observar que as tendências gerais entre os valores de WI simulados e observados foram razoavelmente simuladas pelo modelo SWAT. Em seu estudo sobre a resposta hidrológica de uma bacia hidrográfica do semiárido brasileiro sob diferentes cenários de uso do solo e mudanças climáticas, Montenegro e Ragab (2010) também encontraram uma boa correspondência entre os valores de WI. Eles consideraram dados observados de umidade do solo obtidos por meio de sondas de reflectômetro no domínio do tempo (TDR) e dados simulados usando o modelo DiCaSM.

3.4. Dinâmica espaço-temporal de índices biofísicos e temperatura superficial

As relações entre os dados simulados de umidade do solo e os índices biofísicos foram submetidas à Análise de Componentes Principais (PCA) (Figura 7). Dois componentes principais dos valores médios de umidade do solo, relacionados a HRUs, índices biofísicos (NDVI, NDWIveg, SAVI e LST) e elevação da BERJ foram suficientes para explicar 81% da variabilidade nos dados originais, com PC1 e PC2 representando

22,6% e 58,4%, respectivamente. O PCA revelou tendências associadas entre a umidade do solo, NDWIveg e temperatura da superfície.



Figura 7. Análise multivariada de Componentes Principais (PCA) de umidade do solo, índices biofísicos e elevação na Bacia Experimental do Riacho Jatobá, onde NDVI – Índice de Vegetação por Diferença Normalizada, NDWIveg – Índice de Água por Diferença Normalizada para umidade da vegetação, SAVI – Vegetação Ajustada ao Solo Índice, LST – Temperatura da Superfície Terrestre e SM – Umidade do Solo.

A umidade do solo (SM), a temperatura superficial (LST) e o NDWIveg tiveram pesos negativos no PC2, enquanto a Elevação e o NDVI tiveram pesos positivos. No PC1, todos os componentes da análise apresentaram magnitudes positivas (p < 0,05). Huang et al. (2023) destacam que a temperatura elevada resulta em potencial aumento da evapotranspiração e, consequentemente, em maior déficit de pressão de vapor e demanda evaporativa, levando à diminuição da umidade do solo. Nesse trabalho, uma positiva entre SM e LST foi encontrada, mesmo na estação seca, onde serão observadas temperaturas mais elevadas em áreas mais úmidas devido ao fator topográfico.

Para compreender as características dinâmicas da mudança de umidade do solo, foram gerados mapas temáticos representando a distribuição espaço-temporal do Índice de Água por Diferença Normalizada (NDWI) padronizado para capturar a umidade da vegetação (NDWIveg) (Figura 8), considerando o período entre 2010 e 2022. O NDWIveg identifica valores variando de -0,25 a 0,25.



Figura 8. Distribuição espaço-temporal do NDWIveg na bacia experimental do Riacho Jatobá para os meses mais chuvosos e mais secos dos anos de 2010, 2012, 2015, 2019 e 2022.

O NDWIveg demonstrou alta capacidade espectral na detecção de condições de umidade da vegetação, especialmente nos anos chuvosos de 2015, 2019 e 2022, com 2022 destacando-se pela maior quantidade anual de precipitação (Figura 8). Nesses mesmos períodos, os demais índices apresentaram valores espectrais consistentes e proporcionais ao padrão pluviométrico. O índice NDWIveg também indicou a presença de nuvens durante as estações chuvosa e seca de 2012. Estas conclusões, juntamente com outros índices, podem ter sofrido alterações significativas, levando à conclusão de que as principais conclusões de 2012 não são consideradas confiáveis. Além disso, o próprio satélite Landsat-7 ETM+ tem falhas/ruídos conhecidos nos sensores, conforme reconhecido pelo USGS/NASA, que afetaram a qualidade da imagem orbital.

O estudo da dinâmica da vegetação em áreas áridas e semiáridas, o grau de aridez e desertificação e a avaliação da seca meteorológica devido à sua relação com fatores climáticos têm sido destacados por autores como Khan et al. (2020) que analisaram a variação temporal e espacial das secas na área de sequeiro do Paquistão. Os mapas do NDWIveg (Figura 8) destacaram uma característica de homogeneização dos diferentes usos do solo na bacia, com exceção dos corpos d'água. Outro aspecto fundamental foi que este índice representou a umidade dos ambientes vegetados, com destaque para áreas com fotossíntese ativa.

A Figura 9 apresenta mapas temáticos da distribuição espaço-temporal da Temperatura da Superfície Terrestre (TST) na bacia experimental do Riacho Jatobá, com valores variando entre 20,02 e 53,50 °C para a série temporal analisada. Os meses secos (agosto) de cada ano estudado apresentaram maior TST, sendo os anos de 2012 e 2015 os

mais severos em termos de padrões de seca, indicando temperaturas mais elevadas devido a eventos extremos de El Niño, conforme discutido anteriormente por Jardim et al. (2021).



Figura 9. Distribuição espaço-temporal do TST na bacia experimental do Riacho Jatobá para os meses mais chuvosos e mais secos dos anos de 2010, 2012, 2015, 2019 e 2022.

Temperaturas significativamente maiores foram observadas para os anos secos de 2015 e 2019, com diferença de 5,23 °C, enquanto as temperaturas mais baixas ocorreram para os anos chuvosos de 2019 e 2022, com o menor valor igual a 20 °C. Deve-se destacar que o padrão de resposta do LST para o ambiente da Caatinga é influenciado pelas secas severas, chuvas escassas e resiliência natural da vegetação. Tais fatores podem alterar os estoques energéticos, afetando os fluxos de energia na superfície do solo.

A temperatura, assim como a precipitação, é um dos principais fatores climáticos que produzem alterações no conteúdo de água do solo e, assim, modulam o crescimento e a saúde da vegetação (Del-Toro-Guerrero et al., 2022). Consequentemente, temperaturas mais altas foram observadas em anos secos, enquanto temperaturas mais baixas foram observadas em anos chuvosos, especialmente nos anos de 2012 e 2015, devido a eventos extremos de El Niño (Jardim et al., 2021).

3.5. Variabilidade espaço-temporal da umidade do solo simulada na BERJ

A Tabela 6 apresenta as estatísticas clássicas de meses secos e chuvosos para a umidade do solo simulada pelo modelo SWAT na bacia experimental do Riacho Jatobá.

Tabela 6. Estatísticas clássicas de umidade do solo da Bacia Experimental do Riacho Jatobá simuladas pelo modelo SWAT, para diferentes períodos.

Período	Média	SD	CV%	Curtose	Mín	Máx
Úmido -2010	0,28	0,14	51,30	-1,35	0,05	0,43

Seco-2010	0,25	0,14	55,09	-1,54	0,06	0,44	
Úmido-2012	0,22	0,13	59,75	-1,55	0,06	0,42	
Seco-2012	0,12	0,08	68,35	-1,15	0,05	0,29	
Úmido -2015	0,23	0,13	57,47	-1,61	0,05	0,41	
Seco -2015	0,21	0,12	55,45	-1,40	0,08	0,43	
Úmido -2019	0,27	0,14	53,30	-1,48	0,06	0,43	
Seco -2019	0,15	0,10	66,53	-1,41	0,05	0,36	
Úmido -2022	0,31	0,14	46,44	-1,07	0,07	0,45	
Seco -2022	0,30	0,15	48,38	-1,21	0,07	0,44	

Os períodos avaliados apresentam umidade do solo variando de 0,05 a 0,45, onde os meses mais úmidos apresentam maior desvio padrão, com máximo de 0,15 para o período seco em 2022. Esses maiores valores de desvio padrão são justificados pela variabilidade dos tipos de solo no bacia hidrográfica, onde áreas com solos mais profundos armazenam maiores quantidades de água, enquanto áreas mais rasas apresentam baixa retenção. O coeficiente de variação também apresentou alta variabilidade (CV > 60%) nos períodos mais secos de 2012 e 2019. Além da discrepância entre os valores máximos e mínimos de cada mês, há uma variação muito grande. Em outras palavras, enquanto algumas áreas estão muito úmidas, outras permanecem secas. Os resultados são consistentes com Li et al. (2022), que avaliaram a dinâmica espaçotemporal da umidade do solo no noroeste da China. Os autores identificaram maior umidade média do solo nas zonas mais baixas e menores variações espaciais nas áreas de relevo plano. Este comportamento pode ser explicado pelo fato de algumas áreas estarem muito úmidas, outras permanecerem secas devido ao escoamento da água de áreas mais elevadas para mais baixas.

A dispersão significativa entre os dados indica uma distribuição não normal, conforme observado através do teste de Kolmogorov-Smirnov, onde todos os meses apresentaram distribuição não normal ao nível de 5% de probabilidade. Apesar dos dados não apresentarem uma distribuição normal, também não houve tendência aparente. Foram produzidos semivariogramas experimentais bem definidos e com alta dependência espacial para a umidade do solo simulada pelo modelo SWAT para os meses avaliados, conforme Figura 10. Os parâmetros dos semivariogramas e os resultados de validação são apresentados na Tabela 7.



Figura 10. Semivariogramas de umidade do solo simulada pelo SWAT para a bacia experimental do Riacho Jatobá nos períodos úmido e seco dos anos de 2010, 2012, 2015, 2019 e 2022.

Período	Modelo	Efeito pepita (C0)	Patamar (C0+C1)	Alcance (A, m)	SDD	r ²
Úmido - 2010	Esférico	0,00189	0,02389	1112	7,91%	0,94
Seco - 2010	Esférico	0,0044	0,0227	1159	19,38%	0,95
Úmido - 2012	Esférico	0,00777	0,01894	1067	41,02%	0,9
Seco - 2012	Exponencial	0,00074	0,00687	159	10,77%	0,46
Úmido - 2015	Esférico	0,00402	0,01934	1116	20,79%	0,93
Seco - 2015	Esférico	0,00706	0,01422	1072	49,65%	0,92
Úmido - 2019	Esférico	0,00356	0,02342	1129	15,20%	0,94
Seco - 2019	Exponencial	0,00561	0,01132	1044	49,56%	0,87
Úmido - 2022	Esférico	0,00001	0,02432	1073	0,04%	0,94
Seco - 2022	Esférico	0,0007	0,0258	1077	2,71%	0,94

Tabela 7. Parâmetros e modelos de semivariograma para umidade do solo simulada

SDD - Grau de dependência espacial, r² - coeficiente de determinação

As semivariâncias aumentam com a maior umidade do solo eo patamar (C0+C1) está diretamente relacionado à disponibilidade de água derivada da chuva para a BERJ, como também mostra a Tabela 6. Dessa forma, os períodos chuvoso e seco de 2010 e úmidos de 2015 e 2019, apresentaram maiores precipitações médias dentro do conjunto avaliado, resultando em alcances mais altos, com faixas variando de 1.112 a 1.159. Em contrapartida, os demais períodos avaliados apresentam faixas variando de 159 a 1.077.

Os modelos de semivariograma que melhor se ajustaram aos dados foram o esférico e exponencial, o exponencial para os períodos secos de 2012 e 2019, e o esférico para os demais períodos. A relação entre efeito pepita e patamar variou de 0 a 17%, indicando forte dependência espacial para os períodos avaliados, exceto para os períodos seco de 2012, 2015 e 2019, que apresentaram dependência espacial moderada (entre 25 e 75%). Os coeficientes de determinação (r²) dos modelos ajustados variaram de alto, com máximo de 0,95 e mínimo de 0,87. Para o período seco de 2012, foi encontrado r² insatisfatório, com valor de 0,46, o baixo valor de r² é explicado pela alta variabilidade da umidade nesse período. Além disso, os modelos de semivariograma foram validados utilizando o Método Jack-Knifing, apresentando valor médio próximo de 0 e desvio padrão próximo de 1,0.

No contexto da variabilidade espacial da umidade do solo, não foi observada distribuição uniforme nesta bacia hidrográfica (Figura 8), sendo observadas diferenças significativas. A taxa de aumento da umidade relativa do solo em algumas áreas indica que a chuva teve influência significativa na umidade relativa do solo, corroborando com Zhu et al. (2019). Níveis mais baixos de umidade são predominantes na bacia, particularmente em áreas elevadas. Apesar disso, a área próxima ao exutório da bacia mantém a umidade, mesmo durante os períodos de seca. Feng et al. (2023) destacam o impacto combinado da elevação e da precipitação na dinâmica da umidade do solo em regiões caracterizadas por regiões de relevo heterogêneos. Esta observação está alinhada com as nossas descobertas, onde áreas mais baixas com solos mais profundos demonstram níveis de umidade elevados, mesmo durante períodos de menor precipitação ou sem precipitação.

Na Figura 11 são apresentados os mapas de krigagem ordinária da média mensal de umidade do solo simulada pelo modelo SWAT para os períodos úmido e seco dos anos de 2010, 2012, 2015, 2019 e 2022 na bacia do Riacho Jatobá. A umidade do solo variou entre 0 e 0,5 cm³ cm⁻³ na bacia, com maiores concentrações no centro e próximo ao exutório, onde a altitude é menor.

Nos períodos mais secos, prevalecem na bacia níveis mais baixos de umidade do solo, entre 0 e 0,2 cm³ cm⁻³, inclusive nas áreas centrais. Porém, a região próxima ao exutório permanece úmida mesmo nos períodos de seca, com exceção do ano de 2012, que apresentou níveis de umidade abaixo de 0,2 cm³ cm⁻³. Nesse contexto, não foi observada distribuição uniforme nesta bacia hidrográfica (Figura 11), sendo observadas diferenças significativas.



Figura 11. Krigagem ordinária da média mensal de umidade do solo simulada pelo modelo SWAT para os períodos úmido e seco dos anos de 2010, 2012, 2015, 2019 e 2022.

3.6. Co-krigagem de umidade do solo simulada pelo modelo com elevação e os índices biofísicos

De acordo com as correlações identificadas na Análise de Componentes Principais, foram ajustados semivariogramas cruzados de umidade do solo simulada pelo modelo SWAT com elevação, NDWIveg e temperatura superficial, conforme observado na Figura 12, com seus parâmetros na Tabela 8.

Em relação à temperatura superficial, observaram-se semivariâncias positivas (Figura 12), em que o modelo Gaussiano apresentou o melhor ajuste, detectando forte dependência espacial (máximo de 0,31 e mínimo de 0,03), com r² satisfatório. O maior valor de alcance registrado foi de 1.753,30 m para o período seco de 2012, e o menor foi de 1.108,51 m para o período chuvoso de 2022.



Figura 12. Semivariogramas cruzados da umidade do solo simulada pelo modelo SWAT com elevação e NDWIveg e Temperatura da Superfície.

Período	Modelo	lo Efeito Patamar pepita (C0) (C0+C1)		Alcance (A. m)	SDD	r ²			
Elevation									
Úmido – 2010	Gaussian	-0,01	-5,628	1051,35	0,18%	0,94			
Seco - 2010	Gaussian	-0,01	-5,355	1092,92	0,19%	0,94			
Úmido – 2012	Gaussian	-0,05	-4,701	1169,13	1,06%	0,95			
Seco - 2012	Gaussian	-0,087	-2,268	1392,57	3,84%	0,94			
Úmido – 2015	Gaussian	-0,01	-4,896	1092,92	0,20%	0,95			
Seco - 2015	Gaussian	-0,02	-3,776	1170,87	0,53%	0,95			
Úmido – 2019	Gaussian	-0,01	-5,529	1079,07	0,18%	0,94			
Seco - 2019	Gaussian	-0,036	-2,843	1267,86	1,27%	0,93			
Úmido – 2022	Gaussian	-0,01	-5,784	1027,11	0,17%	0,93			
Seco - 2022	Gaussian	-0,01	-5,892	1032,3	0,17%	0,93			
		NDV	VIveg						
Úmido – 2010	Gaussian	-0,000001	-0,001882	1092,92	0,05%	0,91			
Seco - 2010	Gaussian	-0,000001	-0,001242	1051,35	0,08%	0,91			
Úmido – 2012	Gaussian	-0,00001	-0,00646	1106,78	0,15%	0,94			
Seco - 2012	Exponential	-0,000871	-0,001772	1806	49,15%	0,3			
Úmido – 2015	Gaussian	-0,000001	-0,000644	1096,39	0,16%	0,67			
Seco - 2015	Gaussian	-0,000001	-0,002692	1264,4	0,04%	0,93			
Úmido – 2019	Gaussian	-0,000001	-0,001262	971,68	0,08%	0,81			
Seco - 2019	Gaussian	-0,000001	-0,001822	1248,81	0,05%	0,95			
Úmido – 2022	Gaussian	-0,000001	-0,001262	1446,26	0,08%	0,96			
Seco - 2022	Gaussian	-0,000001	-0,002332	995,93	0,04%	0,87			
		Land Surface	e Temperature						
Úmido – 2010	Gaussian	0,0001	0,2092	1252,27	0,05%	0,96			
Seco - 2010	Gaussian	0,0001	0,2812	1179,53	0,04%	0,98			
Úmido – 2012	Gaussian	0,0001	0,3142	1172,6	0,03%	0,96			
Seco - 2012	Gaussian	0,0001	0,0674	1753,3	0,15%	0,84			
Úmido – 2015	Gaussian	0,001	0,327	1115,44	0,31%	0,98			
$\operatorname{Seco}-2015$	Gaussian	0,0001	0,1992	1624,66	0,05%	0,95			
Úmido – 2019	Gaussian	0,0001	0,1982	1182,99	0,05%	0,96			
Seco – 2019	Gaussian	0,0001	0,0484	1570,97	0,21%	0,87			
Úmido – 2022	Gaussian	0,0001	0,2292	1108,51	0,04%	0,95			
Seco - 2022	Gaussian	0,0001	0,0792	1115,44	0,13%	0.92			

Tabela 8. Parâmetros de ajuste do semivariogram cruzado para umidade do solo simulada com elevação, NDWIveg e temperatura superficial.

Ao examinar o semivariogram cruzado com NDWIveg, observamos um comportamento inverso, caracterizado por semivariâncias negativas. O modelo gaussiano apresentou o melhor ajuste, com forte dependência para todos os meses avaliados e r² satisfatório, exceto para o período seco de 2012, considerado como uma seca extrema. As

faixas do modelo variaram de 971.68 a 1.806 m. Semivariâncias negativas significam que os valores simulados de umidade do solo respondem de maneira oposta ao índice NDWIveg. Embora valores mais elevados de NDWIveg geralmente indiquem maior absorção de luz na faixa verde, associada à presença de água na vegetação, notamos, na bacia do Riacho Jatobá, que as áreas com vegetação mais densa estão localizadas em pontos mais altos da bacia, onde a umidade do solo é menor, conforme descrito por Feng et al. (2023).

O comportamento dos semivariogramas cruzados entre a umidade do solo e a elevação também é negativo, com soleiras variando de -2,268 a -5,892, sendo o modelo gaussiano o que melhor se ajusta para todos os períodos avaliados. A dependência espacial foi classificada como alta.

É importante notar que estes padrões espaciais podem ser influenciados por vários fatores, incluindo características do solo, tipos de vegetação e uso da terra. A interação destes fatores contribui para a dinâmica complexa da distribuição da umidade do solo em paisagens heterogêneas. As Figuras 13 A, B e C apresentam os mapas de co-krigagem da umidade do solo simulada com NDWIveg, temperatura superficial (LST) e elevação, respectivamente.

Os mapas de co-krigagem apresentam um grau significativo de similaridade, com níveis mais baixos de umidade do solo observados nos limites da bacia e níveis mais elevados na parte central da bacia, onde está localizada a maior parte da rede de drenagem. O exutório da bacia também apresentou níveis máximos de umidade. Em todas as análises de co-krigagem, 2022 emergiu como o ano mais chuvoso na bacia, com níveis de umidade do solo superiores a 0,5 cm³cm⁻³ de sudoeste a nordeste, tanto nos períodos úmidos quanto secos do ano.

No ano de 2012, que foi o mais seco da série avaliada, observou-se que a lâmina de umidade do solo atingiu 9 mm nos pontos de menor elevação durante o período seco. Os períodos secos de 2012 e 2019 exibiram semelhanças, com ambos apresentando baixas lâminas de umidade do solo, atribuídas à escassez de água que antecedeu esses anos.

Através de imagens de satélite, percebe-se que temperaturas mais elevadas são registradas em áreas mais baixas, que coincidem com as regiões mais úmidas da bacia. Essa associação se deve à atmosfera, que em altitudes mais baixas retém mais calor, contribuindo para temperaturas mais elevadas. Além disso, em altitudes mais baixas, a cobertura de áreas verdes é geralmente menor, levando a um efeito de resfriamento reduzido nessas áreas e, consequentemente, a temperaturas mais altas (Kang et al. 2023).

Consequentemente, devido à elevação, áreas mais baixas apresentam solos mais úmidos, e essa umidade do solo tende a reter mais calor (Peng et al., 2020). Pela PCA (Figura 7), umidade do solo, temperatura superficial e NDWIveg apresentam relação positiva, oposta à elevação. Zhang et al. (2022) também encontraram relações negativas entre umidade do solo e elevação ao avaliar encostas em uma típica região de pastagem semiárida. Os autores atribuíram essas relações às propriedades do solo e às características da vegetação, uma vez que o escoamento de água das regiões mais altas para as mais baixas concentra mais água (Figura 13).



Figura 13. Co-krigagem de umidade do solo simulada com elevação, NDWIveg e temperatura da superfície terrestre

Pesquisa realizada por Wei et al. (2022) revelaram, por meio de uma análise dos impactos do uso da terra, elevação e tipo de solo no fluxo de base usando uma combinação de conjuntos de dados gerados pelo modelo SWAT e regressão linear múltipla, que a precipitação efetiva na reposição do fluxo de base foi maior em áreas com declives mais acentuados. Consequentemente, essas áreas apresentam reduzida capacidade de infiltração, aumento das taxas de escoamento superficial e, consequentemente, menor umidade residual do solo, principalmente nos períodos de seca.

3.7. Análise de incerteza

A Tabela 9 mostra os valores médios dos erros associados à krigagem da umidade do solo e à co-krigagem entre umidade e elevação do solo e parâmetros biofísicos. Podese observar que, em comparação com a umidade do solo simulada, a associação entre umidade do solo, elevação, LST e NDWI geralmente reduziu o erro em média. Especificamente, a LST reduziu o erro para a maioria dos períodos, exceto para os períodos secos de 2012 e 2019 (Seco-2010, Seco-2010 e Úmido-2019). Notavelmente, a associação com NDWI e elevação apresentou médias semelhantes em relação à krigagem, que apresentou melhor desempenho no período seco de 2022 do que a co-krigagem.

	Umidade do solo simulada		Elevação		NDWIveg		LST	
Período	Média	SD	Média	SD	Média	SD	Média	SD
Úmido -2010	-0.003	0.082	-0.003	0.081	-0.003	0.082	-0.003	0.081
Seco - 2010	-0.004	0.094	-0.004	0.094	-0.004	0.095	-0.002	0.094
Úmido -2012	-0.005	0.099	-0.004	0.098	-0.004	0.098	-0.003	0.100
Seco - 2012	-0.003	0.069	-0.003	0.069	-0.003	0.069	-0.005	0.071
Úmido - 2015	-0.005	0.090	-0.005	0.090	-0.005	0.090	-0.002	0.089
Seco - 2015	-0.005	0.087	-0.005	0.087	-0.005	0.087	-0.003	0.092
Úmido -2019	-0.005	0.093	-0.005	0.093	-0.005	0.093	-0.002	0.091
Seco - 2019	-0.004	0.081	-0.004	0.081	-0.004	0.081	-0.004	0.080
Úmido - 2022	-0.002	0.066	-0.002	0.066	-0.002	0.066	-0.003	0.067
Seco - 2022	-0.003	0.076	-0.003	0.075	-0.003	0.075	-0.003	0.075

Tabela 9. Valores médios de erros associados à krigagem da umidade do solo e à cokrigagem entre umidade do solo, altitude e parâmetros biofísicos.

SD-Desvio padrão.

Os mapas de desvio padrão de erro da umidade do solo simulada (Figura 14) fornecem uma ideia da magnitude das incertezas associadas à krigagem e à co-krigagem entre a umidade do solo simulada, elevação, NDWI e temperatura. Para todos os períodos mapeados, o erro padrão foi menor próximo aos centros dos HRUs e na região central da BERJ e é possível notar que a co-krigagem reduz os desvios padrão e as incertezas na modelagem da umidade do solo.



Figura 14. Mapas de desvio padrão da umidade do solo simulada com krigagem e cokrigagem entre umidade do solo simulada com NDWI, LST e elevação.

Com base nas análises espaciais e no erro médio, foi possível identificar um padrão consistente de redução de erros através da co-krigagem. A modelagem focou na umidade do solo média simulada considerando as Unidades de Resposta Hidrológica (HRUs) delineadas pelo modelo SWAT. No entanto, os pontos associados as HRUs concentraram-se predominantemente no centro da bacia experimental, resultando em aumento de incerteza nas áreas periféricas, devido ao número reduzido de pontos nessas áreas. Além disso, a associação com os índices de vegetação não apresentou resultados satisfatórios em todos os períodos. Isto pode ser atribuído à grande variação espacial no comportamento dos próprios índices, principalmente nos períodos de seca.

A investigação do desvio padrão do erro da umidade do solo simulada pelo modelo SWAT, e da co-krigagem entre umidade, elevação, NDWIveg e temperatura do solo (Figura 14) revelou erros que variam de 0 a 0,6, com maior valor nas bordas da bacia. Distribuições de erros semelhantes foram encontradas por Araújo et al. (2018) ao mapear atributos do solo (por exemplo, textura, carbono, densidade do solo) na BERJ. Os autores observaram menor variação nos atributos na região central, onde os solos são mais desenvolvidos, indicando uma dinâmica hídrica possivelmente mais uniforme. Carvalho et al. (2019) atribuíram esse comportamento à krigagem, onde o erro associado à estimativa de valores para mapeamento aumenta proporcionalmente com a distância.

4. Conclusão

A calibração do modelo SWAT reduziu a incerteza da modelagem, resultando em uma simulação mais robusta da umidade do solo na Bacia Experimental do Riacho Jatobá (BERJ) de 2010 a 2022. O modelo teve um bom desempenho na representação da dinâmica de umidade do solo observada.

A distribuição espaço-temporal dos parâmetros biofísicos (NDVI, SAVI, NDWIveg, LST) derivados de dados de satélite concordaram com as condições climáticas da bacia. A análise de componentes principais revelou fortes associações entre NDWIveg, LST e elevação com umidade do solo simulada pelo modelo SWAT. Os semivariogramas cruzados indicaram uma relação inversa entre a umidade do solo e o índice NDWIveg, influenciada pela vegetação densa nas áreas mais altas da bacia do Riacho Jatobá, onde a umidade do solo tendeu a ser menor.

A análise de krigagem comum destacou que os níveis elevados de umidade do solo estavam concentrados nas áreas central e próximo ao exutório da bacia, enfatizando o impacto da elevação e da precipitação na dinâmica da umidade do solo em regiões topograficamente variadas. Mesmo durante os períodos de seca, as áreas mais baixas com solos mais profundos exibiram consistentemente valores mais elevados de umidade do solo (por exemplo, em 2010, 2015, 2019 e 2022), resultando em valores de erro das estimativas da krigagem da umidade do solo mais baixos nas Unidades de Resposta Hidrológica (HRUs) centrais e em áreas com dinâmica da água mais uniforme e solos bem desenvolvidos.

A aplicação da co-krigagem para modelagem da umidade do solo reduziu consistentemente os erros, principalmente durante os períodos de seca, ao incorporar elevação, NDWI e LST. Esta abordagem diminuiu significativamente as incertezas no mapeamento da umidade do solo, aumentando a confiabilidade das previsões do modelo.

Capítulo IV: Considerações finais

O monitoramento intensivo dos componentes hidrológicos na bacia do Riacho Jatobá forneceu informações valiosas sobre a dinâmica hidrológica da área, incluindo padrões de precipitação e umidade do solo. A bacia apresenta uma distribuição sazonal da precipitação, com a maioria ocorrendo de fevereiro a julho e quantidades mais baixas de setembro a dezembro. Os anos secos superam os anos chuvosos, com anos extremamente secos e úmidos frequentemente ligados aos fenômenos El Niño e La Niña.

Os padrões de umidade do solo refletem os padrões de precipitação, com condições mais úmidas de maio a julho e condições mais secas de setembro a dezembro. Tanto o modelo SMAP quanto o SWAT demonstraram desempenho satisfatório na simulação de eventos hidrológicos, com o SWAT se mostrando mais eficaz na representação de eventos de baixa vazão típicos de regiões semiáridas. Além disso, a capacidade do SWAT para simulação espaço-temporal detalhada permite um estudo abrangente dos componentes hidrológicos ao longo do tempo e do espaço.

A calibração do modelo SWAT reduziu efetivamente a incerteza da modelagem, levando a simulações robustas da dinâmica da umidade do solo de 2010 a 2022. Descobriu-se que parâmetros biofísicos derivados de satélite, como NDVI e LST, estão intimamente associados à dinâmica da umidade do solo, particularmente em áreas com vegetação densa e topografia variada. A aplicação da co-krigagem melhorou ainda mais a precisão da modelagem da umidade do solo, especialmente durante os períodos de seca, ao integrar fatores adicionais, como elevação e temperatura da superfície do solo. Essa abordagem aumentou a confiabilidade das previsões de umidade do solo, contribuindo para uma melhor compreensão dos processos hidrológicos na bacia do Riacho Jatobá.

Capítulo V: Referências bibliográficas

Abbaspour, K. C. et al. (2015). A continental-scale hydrology and water quality model for Europe: Calibration and uncertainty of a high-resolution large-scale SWAT model. Journal of Hydrology, 524, 733–752.

Abbaspour, K. C., Johnson, C. A., & Van Genuchten, M. T. (2004). Estimating uncertain flow and transport parameters using a sequential uncertainty fitting procedure. Vadose zone journal, 3(4), 1340-1352.

Abbaspour, K.C. et al. (2007). Modelling hydrology and water quality in the prealpine/alpine Thur watershed using SWAT. Journal of Hydrology, 333, 413-430.

Agência Nacional de Águas. (2017). Atlas irrigação: uso da água na agricultura irrigada. Brasília: ANA.

Alexandre, A. M. B. et al. (2005). Regionalização de parâmetros de modelos hidrológicos. XVI Simpósio Brasileiro de Recursos Hídricos, 17.

Allen, R. G., Tasumi, M., & Trezza, R. (2002). Surface Energy Balance Algorithm for Land (SEBAL) – Advanced training and user Manual. Version 1.0. NASA: Idaho.

Allen, R. G.; Pereira, L. S.; Raes, D.; Smith, M. (1998). Crop evapotranspiration: guidelines for computing crop water requirements. Roma: FAO, 300p. FAO. Irrigation and Drainage Paper, 56.

Allen, R.G., Tasumi, M., Trezza, R., Waters, R., Bastiaanssen, W.G.M., 2002. SEBAL (Surface Energy Balance Algorithms for Land). Advance Training and Users Manual–Idaho Implementation, 97 p.

Almeida, C.N.; Barbosa, L. R.; Freitas, E. S.; Marie, A.; Silans, B. P. (2015) Operação e manutenção da bacia hidrográfica experimental do riacho Guaraíra: desafios e dificuldades enfrentados ao longo de 12 anos. In Anais do XXI SBRH – Simpósio Brasileiro de Recursos Hídricos

Almeida, T. A. B. (2020). Avaliação experimental e numérica da adequação e disponibilidade de águas subterrâneas aluviais e de reuso para fins agrícolas no Semiárido. (Dissertação de Mestrado, Universidade Federal Rural de Pernambuco, Recife, Pernambuco, Brasil).

ANA, 2019. Plano Nacional de Segurança Hídrica / Agência Nacional de Águas e Saneamento Básico. Brasília.

Andrade, C. B., Oliveira, L. M. M., Omena, J. A. M., Gusmão, A. C. V. e L., & Rodrigues, D. F. B. (2018). Avaliação de Índices de vegetação e características fisiográficas no Sertão Pernambucano. Revista Revista Brasileira de Geografia Física, 11(4), 1159–1175. https://doi.org/10.26848/rbgf.v11.4.p1159-1175

Andrade, C. W. L., Montenegro, S. M. G. L., Lima, J. R. S., Montenegro, A. A. A., & Magalhães, A. G. (2017). Modelagem hidrológica sob mudanças na cobertura vegetal de uma bacia hidrográfica no Nordeste do Brasil. Journal of Environmental Analysis and Progress, 2, 239-248.

Andrade, C.W.L. de; Montenegro, S.M.G.L.; Lima, J.R. de S.; Montenegro, A.A. de A.; Magalhães, A.G. Modelagem Hidrológica Sob Escassez de Dados Na Bacia Do Alto

Mundaú, Nordeste Do Brasil. Journal of Environmental Analysis and Progress **2017**, 2, 227–238, doi:10.24221/jeap.2.3.2017.1443.227-238.

Andrade, C.W.L. de; Montenegro, S.M.G.L.; Montenegro, A.A.A.; Lima, J.R. de S.; Srinivasan, R.; Jones, C.A. Soil Moisture and Discharge Modeling in a Representative Watershed in Northeastern Brazil Using SWAT. Ecohydrology & Hydrobiology **2019**, 19, 238–251, doi:10.1016/j.ecohyd.2018.09.002.

Andrade, C.W.L., Montenegro, S.M.G.L., Montenegro A.A.A., Lima, J.R.S., Srinivasan, R., Jones, C.A. (2019). Soil moisture and discharge modeling in a representative watershed in Northeastern Brazil using SWAT. Ecohydrology and Hydrobiology, 19, 238-251.

Andriotti, J. L. S. (2003). Fundamentos de estatística e geoestatística. São Paulo: Ed. Unisios.

Araújo, D.C.D.S.; Montenegro, S.M.G.L.; Montenegro, A.A. de A.; Dos Santos, D.P.; Rodrigues, R.A.S. Temporal Stability of Soil Moisture in Banana Cropping Area in the Brazilian Semiarid Region. Revista Brasileira de Engenharia Agricola e Ambiental **2019**, 23, 852–859, doi:10.1590/1807-1929/agriambi.v23n11p852-859.

Araújo, E. D. S., Machado, C. C. C., & Souza, J. O. P. (2019). Considerações sobre as paisagens semiáridas e os enclaves subúmidos do nordeste seco: Uma abordagem sistêmica. Revista de Geografia (Recife), 36(3).

Araújo, H. L., Montenegro, A. A. A., Lopes, I., Carvalho, A. A., Silva, E. C., & Gonçalves, G. E. (2020). Espacialização da precipitação na Bacia Hidrográfica do Rio Brígida no semiárido de Pernambuco. Revista Brasileira de Geografia Física, 13(1), 391. http://dx.doi.org/10.26848/rbgf.v13.1.p391-405.

Araújo, L. E., Moraes Neto, J. M., & Souza, F. A. S. (2009). Análise climática da bacia do rio Paraíba –Índice de Anomalia de Chuva (IAC).Revista de Engenharia Ambiental, 6(3), 508-523.

Arnold, J. G., & Allen, P. M. (1996). Estimating hydrologic budgets for three Illinois watersheds. Journal of Hydrology, 176, 57-77.

Arnold, J. G., Kiniry, J. R., Srinivasan, R., Williams, J. R., Haney, E. B., & Neitsch, S. L. (2012). Input/Output Documentation version 2012. Texas Water Resources Institute-TR-439, 650p.

Arnold, J. G., Srinivasan, R., Muttiah, R. S., & Williams, J. R. (1998). Large area hydrologic modeling and assessment part I: model development. Journal of the American Water Resources Association, 34(1).

Arnold, J.G.; Moriasi, D.N.; Gassman, P.W.; Abbaspour, K.C.; White, M.J.; Srinivasan, R.; Santhi, C.; Harmel, R.D.; Van Griensven, A.; Liew, M.W. Van; et al. SWAT: Model use, calibration, and validation. Trans ASABE 55, 1491–1508.

Arnold, J.G.; Srinivasan, R.; Muttiah, R.S.; Williams, J.R. large area hydrologic modeling and assessment part i: model development. JAWRA - Journal of the American Water Resources Association **1998**, 34, 73–89, doi:10.1111/j.1752-1688.1998.tb05961.x.

Bacalhau, J. R.; Ribeiro Neto, A.; Montenegro, S.M.G.L. Water supply reservoir operation in relation to climate variability: pirapama river basin (pernambuco-brazil).

Journal of Urban and Environmental Engineering, [s.l.], v. 10, n. 2, p. 279-287. Doi: 10.4090/juee.2016.v10n2.279287.

Bai, T., & Tahmasebi, P. (2022). Sequential Gaussian simulation for geosystems modeling: a machine learning approach. Geoscience Frontiers, 13(1), 1-14. http://dx.doi.org/10.1016/j.gsf.2021.101258.

Barbosa, H.A., Kumar, T.L., Paredes, F., Elliott, S., Ayuga, J.G., 2019. Assessment of Caatinga response to drought using meteosat-SEVIRI normalized difference vegetation index (2008–2016). ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing. 148, 235-252. https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2018.12.014

Barros, A. S., Farias, L. M. de, & Marinho, J. L. A. (2020). Aplicação do Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI) na Caracterização da Cobertura Vegetativa de Juazeiro Do Norte – CE. Revista Brasileira de Geografia Física, 13(6), 2885-2895.

Bressiani, D. A., Gassman, P. W., Fernandes, J. G., Garbossa, L. H. P., Srinivasan, R., Bonumá, N. B., & Mendiondo, E. M. (2015). Review of Soil and Water Assessment Tool (SWAT) applications in Brazil: Challenges and prospects. International Journal of Agricultural and Biological Engineering, 8(3), 9-35.

Bressiani, D.; Srinivasan, R.; Jones, C.A.; Mendiondo, E.M. Effects of Different Spatial and Temporal Weather Data Resolutions on the Stream Flow Modeling of a Semiarid Basin, Northeast Brazil. International Journal of Agricultural and Biological Engineering **2015**, 8, 1–16, doi:10.3965/j.ijabe.20150803.970.

Cambardella, C.A.; Moorman, T.B.; Novak, J.M.; Parkin, T.B.; Karlen, D.L.; Turco, R.F.; Konopka, A.E. Field-Scale Variability of Soil Properties in Central Iowa Soils. Soil science society of America journal **1994**, 58, 1501–1511.

Campos, D. O.; Santos, J. W. B.; Assis, P. R. (2018) Aplicação do modelo hidrológico SMAP na determinação da produção de água em uma bacia hidrográfica costeira. Revista Brasileira de Geografia Física. v. 11, n. 1, p. 124-138. Doi:10.26848/rbgf.v11.1.p124-138.

Carvalho, A.A. de; Montenegro, A.A. de A.; Assis, F.M.V. de; Tabosa, J.N.; Cavalcanti, R.Q.; Almeida, T.A.B. Spatial Dependence of Attributes of Rainfed Maize under Distinct Soil Cover Conditions. Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental **2019**, 23, 33–39, doi:10.1590/1807-1929/agriambi.v23n1p33-39.

Carvalho, A.A. de; Montenegro, A.A. de A.; Silva, H.P. da; Lopes, I.; Morais, J.E.F. de; Silva, T.G.F. da Trends of Rainfall and Temperature in Northeast Brazil. Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental **2020**, 24, 15–23, doi:10.1590/1807-1929/agriambi.v24n1p15-23.

Chagas, A. M. S. et al. (2022). Use of geotechnologies for morphometric analysis of experimental basin in the semiarid region to support hydrological simulation. Revista Engenharia na Agricultura - REVENG, 30, 19–35. DOI: 10.13083/reveng.v30i1.12629.

Chagas, A. M. S., Montenegro, A. A., Almeida, T. A. B., & Silva, J. A. S. (2020). Caracterização dos padrões de chuva na bacia do Riacho Jatobá no semiárido de Pernambuco. XV Simpósio de Recursos Hídricos do Nordeste, 1–10. Chagas, A.M.S.; Montenegro, A.A. de A.; Lins, F.A.C.; Farias, C.W.L. de A. Análise Da Umidade Do Solo Em Bacia Experimental No Semiárido Pernambucano Utilizando o Modelo SWAT. Agrometeoros **2022**, 30, doi:10.31062/agrom.v30.e026993.

Chander, G.; Markham, B.L.; Helder, D.L. Summary of Current Radiometric Calibration Coefficients for Landsat MSS, TM, ETM+, and EO-1 ALI Sensors. Remote Sens Environ **2009**, 113, 893–903, doi:10.1016/j.rse.2009.01.007.

Chen, M., Cataldi, M., & Francisco, C. N. (2023). Application of Hydrological Modeling Related to the 2011 Disaster in the Mountainous Region of Rio De Janeiro, Brazil. Climate, 11(3), 55.

Cirilo, J. A. et al. (2020). Development and application of a rainfall-runoff model for semiarid regions. Revista Brasileira de Recursos Hídricos, 25, 1– 19. https://doi.org/10.1590/2318-0331.252020190106.

Coelho, V.H.R.; Montenegro, S.; Almeida, C.N.; Silva, B.B.; Oliveira, L.M.; Gusmão, A.C. V.; Freitas, E.S.; Montenegro, A.A.A. Alluvial Groundwater Recharge Estimation in Semiarid Environment Using Remotely Sensed Data. J Hydrol (Amst) **2017**, 548, 1–15, doi:10.1016/j.jhydrol.2017.02.054.

Collischonn, W. (2001). Simulação hidrológica de grandes bacias.

Corrêa, M. M., & Ribeiro, M. R. (2001). Levantamento detalhado de solos da Fazenda Nossa Senhora do Rosário (Pesqueira-PE). Recife: UFRPE/UFPE/CNPq/BNB.

Costa, A. A. D., Santos E.A.G., & Silva Neves, S.M.A. (2020). Análise morfométrica da bacia hidrográfica Paraguai/Jauquara, Mato Grosso-Brasil. Geosul, 35(74), 483-500.

Costa, J. M. F. da et al. (2022). The water, climate and energy nexus in the São Francisco River Basin, Brazil: an analysis of decadal climate variability. Hydrological Sciences Journal, 67(1), 1–20. https://doi.org/10.1080/02626667.2021.1985124.

Couto, E. G., Stein, A., & Klamt, E. (1997). Large area spatial variability of soil chemical properties in central Brazil. Agriculture Ecosystems and Environment, 66, 139-152.

Silva, A. F., & de Andrade Farias, C. W. L. (2021). Análise morfométrica da bacia hidrográfica do Rio Mundaú utilizando o modelo SWAT. Revista Semiárido De Visu, 9(2), 76-86.

Montenegro, A.A.A.; Souza, T.E.M.S.; Souza, E.R.; Montenegro, S.M.G.L. Temporal Dynamics of Soil Moisture and Rainfall Erosivity in a Tropical Volcanic Archipelago. J Hydrol (Amst) **2018**, 563, 737–749, doi:10.1016/j.jhydrol.2018.06.047.

Sales, J. M.J.; Netto, A. O. A.; Carvalho, C. M. (2022). Hydrological modeling of hydrographic basin in the northeast semiarid region of Brazil. Research, Society and Development, 11(3), e48711326735.

Bueno, E.O.; De Oliveira, V.A.; Viola, M.R.; de Mello, C.R. Desempenho Do Modelo SWAT Para Diferentes Critérios de Geração de Unidades de Resposta Hidrológica. Sci Agrar **2017**, 18, 114–125.

Queiroz, M.G.; Silva, T.G.F.; Zolnier, S.; Jardim, A.M. da R.F.; de Souza, C.A.A.; Araújo Júnior, G. do N.; de Morais, J.E.F.; de Souza, L.S.B. Spatial and Temporal Dynamics of Soil Moisture for Surfaces with a Change in Land Use in the Semiarid Region of Brazil. Catena (Amst) **2020**, 188, 104457, doi:10.1016/j.catena.2020.104457.

Del-Toro-Guerrero, F.J.; Daesslé, L.W.; Méndez-Alonzo, R.; Kretzschmar, T. Surface Reflectance–Derived Spectral Indices for Drought Detection: Application to the Guadalupe Valley Basin, Baja California, Mexico. Land (Basel) **2022**, 11, 783, doi:10.3390/land11060783.

Denys, E.; Engle, N.L.; Magalhães, A.R. Secas No Brasil: Política e Gestão Proativas; Centro de Gestão e Estudos Estratégicos—CGEE: Brasília, Brazil, 2016; ISBN 978-85-5569-116-4.

DEUTSCH, C. V; Journel, A. IN APPLIED GEOSTATISTICS 1998.

Devia G. K., Ganasri B. P., & D. G. S. (2015). A Review on Hydrological Models. Aquatic Procedia, 4, 1001–1007.

Diniz, F. G., & Takahasi, A. (2022). Análise do uso e ocupação do solo da APA do Lajeado, Campo Grande (MS), ao longo de dez anos (2010-2020). GEOFRONTER, 8.

Estácio, A. B. S. (2020). Climate change and model parameter uncertainties propagated to ungauged reservoir catchments in Ceará. A study for water availability assessment. Universidade Federal do Ceará.

Farias, C.W.L. de A.; Viana, J.F. de S.; Miranda, R. de Q.; Silva, S.F. da; Vasco, G.; Montenegro, S.M.G.L.; Galvíncio, J.D. Técnica de Calibração Para Modelagem Da Bacia Hidrográfica Do Rio São Francisco, Brasil, Utilizando o SWAT. Revista Brasileira de Geografia Física **2023**, 16, 1621–1628, doi:10.26848/rbgf.v16.3.p1621-1628.

Fathololoumi, S.; Vaezi, A.R.; Alavipanah, S.K.; Ghorbani, A.; Biswas, A. Comparison of Spectral and Spatial-Based Approaches for Mapping the Local Variation of Soil Moisture in a Semiarid Mountainous Area. Science of the Total Environment **2020**, 724, doi:10.1016/j.scitotenv.2020.138319.

Feng, T.; Shen, Y.; Wang, F.; Chen, Q.; Ji, K. Spatiotemporal Variability and Driving Factors of the Shallow Soil Moisture in North China during the Past 31 Years. J Hydrol (Amst) **2023**, 619, 129331, doi:10.1016/j.jhydrol.2023.129331.

Fontes Júnior, R. V. P. (2016). Experimentação e modelagem hidrológica aplicada à Bacia do Alto Ipanema-PE. (Tese de Doutorado em Engenharia Agrícola), Universidade Federal Rural de Pernambuco, Recife.

Fontes Junior, R. V. P., Montenegro, A. A. A., Montenegro, S. G. L. M., & Santos, T. E. (2012). Estabilidade temporal da potenciometria e da salinidade em vale aluvial no semiárido de Pernambuco. Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental, 16(11), 1188-1197.

Fontes Júnior, R., & Montenegro, A. (2019). Impact of land use change on the water balance in a representative watershed in the Semiarid of the state of Pernambuco using the SWAT model. Engenharia Agrícola, 39(1), 110-117.

Gao, B. NDWI—A Normalized Difference Water Index for Remote Sensing of Vegetation Liquid Water from Space. Remote Sens Environ **1996**, 58, 257–266, doi:10.1016/S0034-4257(96)00067-3.

Gassman, P. W.; Sadeghi, A. M.; Srinivasan, R. (2014). Applications of the SWAT model special section: overview and insights. Journal of Environmental Quality, 43, 1-8.

Goovaerts, P. Geostatistics for Natural Resources Evaluation; Applied Geostatistics, 1997;

Gorelick, N.; Hancher, M.; Dixon, M.; Ilyushchenko, S.; Thau, D.; Moore, R. Google Earth Engine: Planetary-Scale Geospatial Analysis for Everyone. Remote Sens Environ **2017**, 202, 18–27, doi:10.1016/j.rse.2017.06.031.

Gupta, H.V.; Sorooshian, S.; Yapo, P.O. Status of Automatic Calibration for Hydrologic Models: Comparison with Multilevel Expert Calibration. J Hydrol Eng **1999**, 4, 135–143, doi:10.1061/(ASCE)1084-0699(1999)4:2(135).

Hargreaves, G. H.; Samani, Z. A. (1985). Reference Crop Evapotranspiration from Temperature. Applied Engineering in Agriculture, [S.1.], 1(2), 96-99. http://dx.doi.org/10.13031/2013.26773.

Huang, L.; Bao, W.; Hu, H.; Traselin Nkrumah, D.; Li, F. Rock Fragment Content Alters Spatiotemporal Patterns of Soil Water Content and Temperature: Evidence from a Field Experiment. Geoderma **2023**, 438, 116613, doi:10.1016/j.geoderma.2023.116613.

Huete, A. R. (1988). A soil adjusted vegetation index (SAVI). Remote Sensing of Environment, 25, 295-309.

Huete, A.; Didan, K.; Miura, T.; Rodriguez, E.P.; Gao, X.; Ferreira, L.G. Overview of the Radiometric and Biophysical Performance of the MODIS Vegetation Indices. Remote Sens Environ **2002**, 83, 195–213, doi:10.1016/S0034-4257(02)00096-2.

Huete, A.R. A Soil-Adjusted Vegetation Index (SAVI). Remote Sens Environ **1988**, 25, 295–309, doi:10.1016/0034-4257(88)90106-X.

INMET - Instituto Nacional de Meteorologia. Banco de Dados Meteorológicos para Ensino e Pesquisa - BDMEP. Disponível em: <http://www.inmet.gov.br/portal/index.php?r=bdmep/bdmep>

IPCC, 2022. Pörtner, H. O., Roberts, D. C., Poloczanska, E. S., Mintenbeck, K., Tignor, M., Alegría, A., Okem, A. (2022).: Summary for policymakers.

Isaaks, E.H.; Srivastava, R.M. Applied Geostatistics. (No Title) 1989.

Jardim, A.M. da R.F.; Araújo Júnior, G. do N.; Silva, M.V. da; Santos, A. dos; Silva, J.L.B. da; Pandorfi, H.; Oliveira-Júnior, J.F. de; Teixeira, A.H. de C.; Teodoro, P.E.; de Lima, J.L.M.P.; et al. Using Remote Sensing to Quantify the Joint Effects of Climate and Land Use/Land Cover Changes on the Caatinga Biome of Northeast Brazilian. Remote Sens (Basel) **2022**, 14, 1911, doi:10.3390/rs14081911.

Jardim, A.M. da R.F.; Silva, M.V. da; Silva, A.R.; Santos, A. dos; Pandorfi, H.; Oliveira-Júnior, J.F. de; de Lima, J.L.M.P.; Souza, L.S.B. de; Araújo Júnior, G. do N.; Lopes, P.M.O.; et al. Spatiotemporal Climatic Analysis in Pernambuco State, Northeast Brazil. J Atmos Sol Terr Phys **2021**, 223, 105733, doi:10.1016/j.jastp.2021.105733.

Journel, A. G., & Huijbregts, C. J. (1978). Mining geostatistics. London: Academic Press.

Kane, R. P. (1989). Relationship between the southern oscillation/El Niño and rainfall in some tropical and midlatitude regions.Proceedings of the Indiana Academy of Sciences, 98(3), 223-235. http://dx.doi.org/10.1007/BF02881825

Kang, S.M.; Ceppi, P.; Yu, Y.; Kang, I.S. Recent Global Climate Feedback Controlled by Southern Ocean Cooling. Nat Geosci **2023**, 16, 775–780, doi:10.1038/s41561-023-01256-6.

Khan, R.; Gilani, H.; Iqbal, N.; Shahid, I. Satellite-Based (2000–2015) Drought Hazard Assessment with Indices, Mapping, and Monitoring of Potohar Plateau, Punjab, Pakistan. Environ Earth Sci **2020**, 79, 23, doi:10.1007/s12665-019-8751-9.

King, K. W., Arnold, J. G., Williams, J. R., & Scrinivasan R. (1996). Soil and Water Assessment Tool–SWAT. USDA, Agricultural Research Service.

Lacerda, F. F. (2016). Tendências de temperatura e precipitação e cenários de mudanças climáticas de longo prazo no Nordeste do Brasil e em ilhas oceânicas (Tese de doutorado). Programa de Pós-graduação em Engenharia Civil, Centro de Tecnologia e Geociências, Universidade Federal de Pernambuco, Recife.

Landim, P. M. B. (2003). Análise estatística de dados geológicos. 2.ed. São Paulo: UNESP.

Landim, P.M.B. Análise Estat\'\istica de Dados Geológicos; Unesp, 2004;

Lemos Filho, L. C. A., Ferreira, L. L. N., & Lyra, D. L. (2017). Variabilidade espacial de atributos do solo indicadores de degradação ambiental em microbacia hidrográfica. Revista Agro@mbiente on-line, 11(1), 11-20.

Lessa, L. G. F., da Silva, A. F., Zimback, C. R. L., & Machado, R. E. (2012). Análise Espacial do Conteúdo de Água da Bacia hidrográfica do Rio Pardo. IRRIGA, 17(3), 376-386.

Li, L.; Wu, D.; Wang, T.; Wang, Y. Effect of Topography on Spatiotemporal Patterns of Soil Moisture in a Mountainous Region of Northwest China. Geoderma Regional **2022**, 28, e00456, doi:10.1016/j.geodrs.2021.e00456.

Lima, I. P. C. (2022). Avaliação dos processos hidrológicos em uma bacia do semiárido com o modelo SWAT calibrado com evapotranspiração por satélite. Campina Grande.

Lima, W. DE P. (2008). Hidrologia florestal aplicada ao manejo de bacias hidrográficas. Piracicaba: FEALQ.

Lima, W. P. (1986). Princípios de hidrologia florestal para o manejo de bacias hidrográficas. Escola Superior de Agricultura "Luiz de Queiroz". Departamento de Ciências Florestais Piracicaba - São Paulo. Piracicaba.

Lins, F. A. C., Montenegro, A. A. A., Farias, C. W. L. A., Chagas, A. M. S., Miranda, R. Q., & Galvíncio, J. D. (2021). Análise da dinâmica temporal da evapotranspiração real em uma bacia hidrográfica do Semiárido através de modelagem hidrológica e sensoriamento remoto. Irriga, 26(3), 543-564.

Lins, F. A. C., Montenegro, A. A. A., Farias, C. W. L. A., da Silva, M. V., de Souza, W. M., de Albuquerque Moura, G. B., da Silva, T. G. F., & Montenegro, S. M. G. (2024). Soil moisture and hydrological processes dynamics under climate and land use changes in a semiarid experimental basin, Brazil. Ecohydrology & Hydrobiology, 17.

Lins, F. Investigação de Processos Hidrológicos e de Dinâmica de Umidade Do Solo Na Bacia Hidrográfica Do Rio Ipanema:Experimentação e Modelagem, Institution: Recife, 2022. Lopes, I. & Montenegro, A.A.A. (2017). Hydrological Processes Simulation at Plot Scale Using The Smap Model In The Semiarid. Revista Geama, 78-86.

Lopes, J. E. G., Braga, B. P. F., & Canejo, J. G. (1982). SMAP - A Simplified Hydrological Model. In: Applied Modeling in Catchment Hydrology, 563.

Magalhães, A. G., Montenegro, A. A. A., Andrade, C. W. L., Montenegro, S. M. G. L., & Fontes Júnior, R. V. P. (2018). Hydrological modeling of an experimental basin in the semiarid region of the Brazilian State of Pernambuco. Ambiente & Água, 13.

Magalhães, A.G.; Montenegro, A.A. de A.; Andrade, C.W.L. de; Montenegro, S.M.G.L.; Fontes Júnior, R.V. de P. Hydrological Modeling of an Experimental Basin in the Semiarid Region of the Brazilian State of Pernambuco. Revista Ambiente e Agua **2018**, 13, doi:10.4136/ambi-agua.2204.

Marengo, J. A. (2010). Vulnerabilidade, impactos e adaptação à mudança do clima no semiárido do Brasil. Parcerias Estratégicas, 13(27), 149-176.

Marengo, J. A.; Alves, L. M.; Beserra, E. A.; Lacerda, F. F. (2011). Variabilidade e mudanças climáticas no semiárido brasileiro. Recursos hídricos em regiões áridas e semiáridas, 1.

Marengo, J.A. et al. (2020). Assessing Drought in the Drylands of Northeast Brazil under Regional Warming Exceeding 4 °C. Natural Hazards, 103, 2589–2611. https://doi.org/10.1007/s11069-020-04097-3.

Marengo, J.A.; Cunha, A.P.M.A.; Nobre, C.A.; Ribeiro Neto, G.G.; Magalhaes, A.R.; Torres, R.R.; Sampaio, G.; Alexandre, F.; Alves, L.M.; Cuartas, L.A.; et al. Assessing Drought in the Drylands of Northeast Brazil under Regional Warming Exceeding 4 °C. Natural Hazards **2020**, 103, 2589–2611, doi:10.1007/s11069-020-04097-3.

Markham, B. L. & Barker, J. L. Thematic mapper band pass solar exoatmospherical irradiances. International Journal of Remote Sensing, v. 8, n. 3, p. 517-523, 1987. https://doi.org/10.1080/01431168708948658

Martínez-Fernández, J.; Molina-Navarro, E.; González-Zamora, Á.; Sánchez-Gómez, A.; Almendra-Martín, L. SWAT Soil Moisture Assessment under Mediterranean Conditions: An Intercomparison Analysis in the Henares Basin (Spain). J Hydrol Reg Stud **2023**, 48, 101460, doi:10.1016/j.ejrh.2023.101460.

Mathias, S.A.; Skaggs, T. H.; Quinn, S.A.; Egan, S. N. C.; Finch, L. E.; Oldham, C.D. (2015) A soil moisture accounting-procedure with a Richards' equation-based soil texture dependent parameterization. Water Resources Research. v. 51, n. 1, p. 506-523.doi: 10.1002/2014wr016144.

McFeeters, S.K. The Use of the Normalized Difference Water Index (NDWI) in the Delineation of Open Water Features. Int J Remote Sens **1996**, 17, 1425–1432, doi:10.1080/01431169608948714.

Medeiros, E. S. D., Lima, R. R. D., & Santos, C. A. C. D. (2023). Spatiotemporal Kriging for Days without Rainfall in a Region of Northeastern Brazil. Climate, 11(1), 21.

Mello, C. R., Viola, M. R., De Oliveira Bueno, E., & De Oliveira, V. A. (2017). Desempenho do modelo SWAT para diferentes critérios de geração de unidades de resposta hidrológica. Scientia Agraria, 18(2), 114-125.

Melo Neto, J. O., Silva, A. M., Mello, C. R., & Mello Junior, A. V. (2014). Simulação Hidrológica Escalar com o Modelo SWAT. Revista Brasileira de Recursos Hídricos, 19(1), 177-188.

Melo, E.C.S.; Melo, A.S.; Melo, E.G.S.; Silva, T.L.V. (2011). "Estudo da variabilidade da precipitação no estado de Pernambuco". Revista de Geografia (UFPE), Recife, v.28, n.1, p.82-92.

Melo, R.; Montenegro, A. Dinâmica Temporal Da Umidade Do Solo Em Uma Bacia Hidrográfica No Semiárido Pernambucano. Revista Brasileira de Recursos Hídricos **2015**, 20, 430–441, doi:10.21168/rbrh.v20n2.p430-441.

Mendes, F. D. D. S. (2021). Avaliação da aplicação do modelo SWAT para simulações hidrológicas na bacia hidrográfica do rio Bicudo, em Minas Gerais.

Mendiondo, E. M., & Tucci, C. E. M. (1997). Escalas hidrológicas: I Conceitos. Revista Brasileira de Recursos Hídricos, 2(2), 21-44.

Merz, R., Parajka, J., & Blöschl, G. (2009). Scale effects in conceptual hydrological modeling. Water Resources Research, 45(9).

Montenegro, A. A., & Montenegro, S. M. G. L. (2006). Variabilidade espacial de classes de textura, salinidade e condutividade hidráulica de solos em planície aluvial. Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental, 10(1).

Montenegro, A. A. A., & Ragab, R. (2010). Hydrological response of a Brazilian semiarid catchment to different land use and climate change scenarios: modeling study. Hydrological Processes, 24, 2705-2723.

Montenegro, A. A. A., Abrantes, J. R. C. B., Lima, J. L. M. P., Singh, V. P., & Santos, T. E. M. (2013). Impact of mulching on soil and water dynamics under intermittent simulated rainfall. Catena, 109(1), 139-149.

Montenegro, A.; Ragab, R. Hydrological Response of a Brazilian Semi-arid Catchment to Different Land Use and Climate Change Scenarios: A Modelling Study. Hydrol Process **2010**, 24, 2705–2723, doi:10.1002/hyp.7825.

Montenegro, A.A.A.; Lopes, I.; De Carvalho, A.A.; De Lima, J.L.M.P.; De Souza, T.E.M.S.; Araújo, H.L.; Lins, F.A.C.; Almeida, T.A.B.; Montenegro, H.G.L.A. Spatio Temporal Soil Moisture Dynamics and Runoff under Different Soil Cover Conditions in a Semiarid Representative Basin in Brazil. Advances in Geosciences **2019**, 48, 19–30, doi:10.5194/adgeo-48-19-2019.

Montenegro, A.A.A.; Montenegro, S.M.G.L. Variabilidade Espacial de Classes de Textura, Salinidade e Condutividade Hidráulica de Solos Em Planície Aluvial. Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental **2006**, 10, 30–37, doi:10.1590/S1415-43662006000100005.

Montenegro, S. M. G. L., Montenegro, A. A. A., Mackay, R., & Oliveira, A. S. C. (2003). Dinâmica hidro-salina em aquífero aluvial utilizado para agricultura irrigada familiar em região semiárida. Revista Brasileira de Recursos Hídricos, 8, 85-92.

Montenegro, S.M.G.L.; da Silva, B.B.; Antonino, A.C.D.; Lima, J.R.S.; de Souza, E.S.; de Oliveira, L.M.M.; de Moura, A.E.S.S.; Souza, R.M.S. Hydrological Studies in Experimental and Representative Basins in Pernambuco State, Brazil. Proceedings of the International Association of Hydrological Sciences **2014**, 364, 422–428.

Moriasi, D. N., Arnold, J. G., Van Liew, M. W., Binger, R. L., Harmel, R. D., & Veith, T. L. (2007). Model evaluation guidelines for systematic quantification of accuracy in watershed simulations. Transactions of the ASABE, 50(3), 885-900.

Moriasi, D.N.; Gitau, M.W.; Pai, N.; Daggupati, P. Hydrologic and Water Quality Models: Performance Measures and Evaluation Criteria. Trans ASABE **2015**, 58, 1763–1785, doi:10.13031/trans.58.10715.

Moura, M. S. B., Galvincio, J. D., Brito, L. T. D. L., Souza, L. S. B., Sá, I. I. S., & Silva, T. G. F. D. (2007). Clima e água de chuva no semi-árido: Potencialidades da água de chuva no Semi-Árido brasileiro.

Nascimento, J. M., Frade, T. G., & Silva, R. M. (2018). Modelagem da resposta do escoamento em uma bacia do semiárido da Paraíba utilizando o modelo SWAT (Modelling of runoff response in semiarid catchment of Paraíba State using SWAT). Revista Brasileira de Geografia Física, 11(3), 1137-1150.

Nash, J. E., & Sutcliffe, J. V. (1970). River flow forecasting through conceptual models: Part 1. A discussion of principles. J. Hydrology, 10(3), 282-290.

Nash, J.E.; Sutcliffe, J.V. River Flow Forecasting through Conceptual Models Part I — A Discussion of Principles. J Hydrol (Amst) **1970**, 10, 282–290, doi:10.1016/0022-1694(70)90255-6.

National Oceanic and Atmospheric Administration – NOAA. (2020a). Climate Prediction Center. Historical El Nino / La Nina episodes (1950-2020).

Neitsch, S. L., Arnold, J. G., Kiniry, J. R., & Williams, J. R. (2005). Soil and water assessment tool: Theoretical documentation version 2005. Temple: Blackland Research Center.

Neitsch, S. L., Arnold, J. G., Kiniry, J. R., & Williams, J. R. (2011). Soil and water assessment tool theoretical documentation version 2009. Texas Water Resources Institute.Souza et al. 2018

Neto, M.A. da S.; Jesus, J.E.G. de; Montenegro, A.A. de A.; Sousa, L. de B. de; Lins, F.A.C.; Chagas, A.M.S. das Parâmetros Biofísicos Como Instrumento Analítico de Degradação Do Solo Em Bacia Experimental Do Semiárido Pernambucano. Agrometeoros **2022**, 30, doi:10.31062/AGROM.V30.E026989.

Oliveira-Júnior, J.F. de; de Gois, G.; Silva, I.J. de L.; de Oliveira Souza, E.; Jardim, A.M. da R.F.; Silva, M.V. da; Shah, M.; Jamjareegulgarn, P. Wet and Dry Periods in the State of Alagoas (Northeast Brazil) via Standardized Precipitation Index. J Atmos Sol Terr Phys **2021**, 224, 105746, doi:10.1016/j.jastp.2021.105746.

ONU. (2015). Organização das Nações Unidas. Acesso: 10 out. 2022. Disponível em: https://brasil.un.org/pt-br/68965-ate-2030-planeta-pode-enfrentar-deficit-de-agua-de-ate-40-alerta-relatorio-da-onu.

Parracciani, C.; Buitenwerf, R.; Svenning, J.-C. Impacts of Climate Change on Vegetation in Kenya: Future Projections and Implications for Protected Areas. Land (Basel) **2023**, 12, 2052, doi:10.3390/land12112052.

Peng, J.; Albergel, C.; Balenzano, A.; Brocca, L.; Cartus, O.; Cosh, M.H.; Crow, W.T.; Dabrowska-Zielinska, K.; Dadson, S.; Davidson, M.W.J.; et al. A Roadmap for High-Resolution Satellite Soil Moisture Applications – Confronting Product Characteristics

with User Requirements. Remote Sens Environ **2021**, 252, 112162, doi:10.1016/j.rse.2020.112162.

Pensuk, T.A.; Miyai, J.; Buakhao, W.; Phonekeo, V. Soil Moisture Sensor Measurement and Vegetation-Soil-Water Related Indices – A Case Study in Mango Plantation, Nakhorn Ratchasima Province, Thailand. International Journal of Geoinformatics **2022**, 18, 71–90, doi:10.52939/ijg.v18i2.2155.

Peruzzo, J. S., Pereira, M. C. dos S., Silva, L. D. R. da, Oliveira, B. S. de, & Silvino, G. da S. (2019). Sensoriamento remoto aplicado ao monitoramento ambiental da bacia do Alto Piranhas, Semiárido Nordestino. Revista Brasileira de Meio Ambiente, 7(3), 28-37.

Portal, G.; Jagdhuber, T.; Vall-llossera, M.; Camps, A.; Pablos, M.; Entekhabi, D.; Piles, M. Assessment of Multi-Scale SMOS and SMAP Soil Moisture Products across the Iberian Peninsula. Remote Sens (Basel) **2020**, 12, 570, doi:10.3390/rs12030570.

Reboita, M. S., Rodrigues, M., Armando, R. P., Freitas, C., Martins, D., & Miller, G. (2016). Causas da semiaridez do Sertão nordestino. Revista Brasileira de Climatologia, 19(2), 254-277

Refati, D.C.; Silva, J.L.B. da; Macedo, R.S.; Lima, R. da C.C.; Silva, M.V. da; Pandorfi, H.; Silva, P.C.; Oliveira-Júnior, J.F. de Influence of Drought and Anthropogenic Pressures on Land Use and Land Cover Change in the Brazilian Semiarid Region. J South Am Earth Sci **2023**, 126, 104362, doi:10.1016/j.jsames.2023.104362.

REHISA. Relatório Final da Caracterização das bacias exp. do semiárido, IBESA – Implantação de bacias exp. do semiárido para o desenvolvimento de metodologias de avaliação dos balanços hídricos e energéticos em diferentes escalas temporais e espaciais. Projeto integrado UFRN-UFCUFPB-UFCG-UFRPE-UFP-UFBA, p.143, 2004.

Rennó, C. D., & Soares, J. V. (2007). Conceitos básicos de modelagem hidrológica. In Geomática: modelos e aplicações ambientais (Eds. M.S.P. Meirelles, G. Câmara, & C.M. Almeida) (pp. 163-190). Brasília: Embrapa Informação Tecnológica.

Ribeiro, D. R. (2021). Apresentação do SWAT como Ferramenta de Gestão de Recursos Hídricos. Estudo de Caso: Rio São José dos Dourados.

Rodrigues, L. O., Souza, W. M., Oliveira, C. V. S., & Pereira, M. L. T. (2017). Influência dos eventos de El Niño e La Niña no regime de precipitação do Agreste de Pernambuco.Revista Brasileira de Geografia Física, 10(6), 1995-2009.

Rooy, M. P., & Van, A. (1965). Rainfall Anomaly Index Independent of Time and Space. Notes, 14, 1-43.

Rouse, J. W., Haas, R. H., Schell, J. A., Deering, D. W., & Harlan, J. C. (1973). Monitoring the vernal advancement of retrogradation of natural vegetation. Greenbelt: National Aerospace Spatial Administration.

Salles, L. A. (2012). Calibração e validação do modelo SWAT para a predição de vazões na bacia do ribeirão Pipiripau (Dissertação de Mestrado). Faculdade de Tecnologia, Universidade de Brasília.

Santos, H. G., Jacomine, P. K. T., Anjos, L. H. C., Oliveira, V. A., Lumbreras, J. F., Coelho, M. R., Cunha, T. J. F. (2018). Sistema brasileiro de classificação de solos. Brasília, DF: Embrapa.

Santos, J. Y. G., Carvalho Neto, J. G., Silva, R. M., Montenegro, S. M. G. L., & Santos, C. A. G. (2013). Aplicação do modelo SWAT para a simulação chuva-vazão na Bacia do Rio Tapacurá, Estado de Pernambuco. In Anais do XX Simpósio Brasileiro de Recursos Hídricos (pp. 1-8).

Santos, T. E. M., Montenegro, A. A. A., & Silva, D. D. (2011). Umidade do solo no semiárido pernambucano usando-se reflectometria no domínio do tempo (TDR). Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental, 15, 670-679.

Sartori, A.; Lombardi Neto, F.; Genovez, A. M. (2005). Classificação hidrológica de solos brasileiros para a estimativa da chuva excedente com o método do Serviço de Conservação do Solo dos Estados Unidos Parte 1: Classificação. Revista Brasileira de Recursos Hídricos, v. 10, n. 4, p. 05-18.

Sharma, A.; Patel, P.L.; Sharma, P.J. Influence of Climate and Land-Use Changes on the Sensitivity of SWAT Model Parameters and Water Availability in a Semiarid River Basin. Catena (Amst) **2022**, 215, 106298, doi:10.1016/j.catena.2022.106298.

Silva Junior, V.P.; Montenegro, A.A.A.; Melo, R.O. de Temporal Stability of Soil Moisture in an Experimental Watershed in the Pernambuco Semiarid Region. Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental **2016**, 20, 880–885, doi:10.1590/1807-1929/agriambi.v20n10p880-885.

Silva, A. E., Vitorino, M. I., Barbosa, M. R. de V., Souza, L. C. de, & Araujo, J. F. de. (2019). Application of different vegetation indices for monitoring agricultural drought in the Caatinga biome, Brazil. Brazilian Journal of Development, 5(9), 14485–14499. https://doi.org/10.34117/bjdv5n9-459

Silva, C. S., & Girão, O. (2020). Análise morfométrica e caracterização geomorfológica da bacia hidrográfica do rio Jaboatão (BHRJ)–Pernambuco. Geosul, 35(75), 441-460.

Silva, C. V. S., Silva, J. L. B., Moura, G. B. A., Lopes, P. M. O., Nascimento, C. R., & Silva, L. C. (2019). Monitoramento da cobertura vegetal por sensoriamento remoto no semiárido brasileiro através de índices de vegetação. Nativa, 7(6), 708-717.

Silva, D. A. O. et al. (2019). Evolução Espaço-Temporal do Risco de Degradação da Cobertura Vegetal de Petrolina-PE. Revista Brasileira de Meteorologia, 34, 1-11.

Silva, J. L. B. et al. (2017). Spatial distribution of biophysical parameters in the Ipanema River Basin using remote sensing techniques. Journal of Hyperspectral Remote Sensing, 7, 324-333.

Silva, J.B.A. da; Almeida, G.L.P. de; Silva, M.V. da; Oliveira-Junior, J.F. de; Pandorfi, H.; Sousa, A.M.O. de; Marinho, G.T.B.; Giongo, P.R.; Ferreira, M.B.; Sousa, J.S. de; et al. Characterization of Water Status and Vegetation Cover Change in a Watershed in Northeastern Brazil. J South Am Earth Sci **2023**, 130, 104546, doi:10.1016/j.jsames.2023.104546.

Silva, J.L.B.; Moura, G.B.A.; Silva, Ê.F.F.; Lopes, P.M.O.; Silva, T.T.F.; Lins, F.A.C.; Silva, D.A.O.; Ortiz, P.F.S. Spatial-Temporal Dynamics of the Caatinga Vegetation Cover by Remote Sensing in Municipality of the Brazilian Semiarid. Revista Brasileira de Ciências Agrárias - Brazilian Journal of Agricultural Sciences **2019**, 14, 1–10, doi:10.5039/agraria.v14i4a7128.

Silva, J.R.L.; Montenegro, A.A.A.; Monteiro, A.L.N.; Silva Junior, V.P. Modelagem Da Dinâmica de Umidade Do Solo Em Diferentes Condições de Cobertura No Semiárido Pernambucano. Revista Brasileira de Ciências Agrárias - Brazilian Journal of Agricultural Sciences **2015**, 10, 293–303, doi:10.5039/agraria.v10i2a4219.

Silva, L. A. (2009). Regime de escoamento e recarga subterrânea de nascentes na região do Alto Rio Grande - MG (Dissertação de Mestrado). Universidade Federal de Lavras.

Silva, M. V. M. et al. (2021). Projection of Climate Change and Consumptive Demands Projections Impacts on Hydropower Generation in the São Francisco River Basin, Brazil. Water, 13(3), 332. https://doi.org/10.3390/w13030332.

Silva, M. V., Pandorfi, H., Almeida, G. L. P., Lima, R. P., Santos, A., Jardim, A. M. R. F., ... & Silva, R. A. B. (2021). Spatiotemporal monitoring of soil and plant indicators under forage cactus cultivation by geoprocessing in Brazilian semiarid region. Journal Of South American Earth Sciences, 107, 1-10.

Silva, M.V. da; Pandorfi, H.; Peixoto, M.S.M.; Barbosa Filho, J.A.D.; Almeida, G.L.P. de; Oliveira da Silva, I.J.; Oliveira, K.P.L. de; Viana, V. de S.S.; Oliveira-Júnior, J.F. de; Guiselini, C.; et al. Vaginal Temperature Modeling in Holstein Cows and Cluster Analysis by the Cophenetic Correlation Coefficient. J Therm Biol **2023**, 115, 103580, doi:10.1016/j.jtherbio.2023.103580.

Silva, R. M., Santos, C. A. G., & Santos, J. Y. G. (2017). Evaluation and modeling of runoff and sediment yield for different land covers under simulated rain in a semiarid region of Brazil. International Journal of Sediment Research, v. 33, n. 2, p. 117-125, 2018.

Silva, R. M., Santos, C. A. G., Santos, J. Y. G., Silva, J. F. C. B. C., & Brasil Neto, R. M. (2020). Spatial distribution and estimation of rainfall trends and erosivity in the Epitácio Pessoa reservoir catchment, Paraíba, Brazil. Natural Hazards, 102(3), 829-849.

Silva, T. F. P., Montenegro, A. A. A., Silva, J. R. L., Montenegro, S. M. G. L., Moura, A. E. S. S., & Oliveira, L. M. M. (2013). Avaliação da precipitação e umidade do solo na bacia do Ipanema, no semiárido de Pernambuco. In Anais do XX Simpósio Brasileiro de Recursos Hídricos

Silveira, A. L. L. (2009). Ciclo hidrológico e bacia hidrográfica. Hidrologia: Ciência e Aplicação, 4, 35–52.

Sokal, R.R.; Rohlf, F.J. THE COMPARISON OF DENDROGRAMS BY OBJECTIVE METHODS. Taxon **1962**, 11, 33–40, doi:10.2307/1217208.

Sousa, L. de B. de; Montenegro, A.A. de A.; Silva, M.V. da; Lopes, P.M.O.; Silva, J.R.I.; Silva, T.G.F. da; Lins, F.A.C.; Silva, P.C. Spatiotemporal Dynamics of Land Use and Land Cover through Physical–Hydraulic Indices: Insights in the São Francisco River Transboundary Region, Brazilian Semiarid Area. AgriEngineering **2023**, 5, 1147–1162, doi:10.3390/agriengineering5030073.

Souza, J.C. De; Lopes, E.R.D.N.; Sousa, J.A.P. de; Padovanni, N.G.; Lourenço, R.W. Dinâmica Espacial e Sazonal Da Temperatura, Umidade e Estresse Hídrico Em Diferentes Tipos de Cobertura Vegetal. Geography Department University of Sao Paulo **2019**, 37, 80–94, doi:10.11606/rdg.v37i0.144716.

Srinivasan, R., Zhang, X., & Arnold, J. (2010). SWAT Ungauged: Hydrological budget and crop yield predictions in the upper Mississippi River Basin. American Society of Agricultural and Biological Engineers, 53, 1533-1546.

Tomasella, J.; Silva Pinto Vieira, R.M.; Barbosa, A.A.; Rodriguez, D.A.; Oliveira Santana, M. de; Sestini, M.F. Desertification Trends in the Northeast of Brazil over the Period 2000–2016. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation **2018**, 73, 197–206, doi:10.1016/j.jag.2018.06.012.

Tucci, C. E. M. (2005). Modelos hidrológicos (2ª ed.). Porto Alegre: Editora da UFRGS/ABRH.

Tucci, C. E. M. (2007). Hidrologia: ciência e aplicação (4ª ed.). Porto Alegre: Editora da UFRGS/ABRH.

Tucci, C. E. M., & Clarke, R. T. (1997). Impacto das mudanças de cobertura vegetal no escoamento: Revisão. Revista Brasileira de Recursos Hídricos, 2, 135-152.

Uniyal, B.; Dietrich, J.; Vasilakos, C.; Tzoraki, O. Evaluation of SWAT Simulated Soil Moisture at Catchment Scale by Field Measurements and Landsat Derived Indices. Agric Water Manag **2017**, 193, 55–70, doi:10.1016/j.agwat.2017.08.002.

USGS/NASA USGS/NASA Available online: https://earthexplorer.usgs.gov/ (accessed on 10 September 2023).

Vauclin, M.; Vieira, S.R.; Vachaud, G.; Nielsen, D.R. The Use of Cokriging with Limited Field Soil Observations. Soil Science Society of America Journal **1983**, 47, 175–184, doi:10.2136/sssaj1983.03615995004700020001x.

Vieira, S. R. (2000). Geoestatística em estudos de variabilidade espacial do solo: Tópicos em ciência do solo. Viçosa - MG: Sociedade Brasileira de Ciência do Solo, p.1-54.

Warrick, A. W., & Nielsen, D. R. (1980). Spatial variability of soil physical properties in the field. In D. Hillel (Ed.), Applications of soil physics (pp. 319-34). New York: Academic.

Warrick, A.W. Spatial Variability of Soil Physical Properties in the Field. Applications of soil physics **1980**, 319–344.

Wei, C.; Dong, X.; Ma, Y.; Zhao, W.; Yu, D.; Tayyab, M.; Bo, H. Impacts of Land Use Types, Soil Properties, and Topography on Baseflow Recharge and Prediction in an Agricultural Watershed. Land (Basel) **2022**, 12, 109, doi:10.3390/land12010109.

Wu, J., Wang, Z., Dong, Z., Tang, Q., Lv, X., & Dong, G. (2018). Analysis of natural streamflow variation and its influential factors on the Yellow River from 1957 to 2010. Water, 10(9), 1155.

Zeri, M.; Costa, J.M.; Urbano, D.; Cuartas, L.A.; Ivo, A.; Marengo, J.; Alvala, R. A Soil Moisture Dataset over the Brazilian Semiarid Region. Mendeley Data Version **2020**, 2.

Zhang, Y.; Liang, S.; Zhu, Z.; Ma, H.; He, T. Soil Moisture Content Retrieval from Landsat 8 Data Using Ensemble Learning. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing **2022**, 185, 32–47, doi:10.1016/j.isprsjprs.2022.01.005.

Zhu, G.; Li, Q.; Pan, H.; Huang, M.; Zhou, J. Variation of the Relative Soil Moisture of Farmland in a Continental River Basin in China. Water (Basel) **2019**, 11, 1974, doi:10.3390/w11101974