

XXVI SIMPÓSIO BRASILEIRO DE RECURSOS HIDRÍCOS

ENTENDIMENTO DA SECA AGRÍCOLA FUTURA VIA MODELAGEM HIDROLÓGICA: APLICAÇÃO DO SWAT E SSWI COM CENÁRIOS CLIMÁTICOS FUTUROS

Vanine Elane Menezes de Farias¹; Richarde Marques da Silva² & Suzana Maria Gico Lima

Montenegro³

Abstract: Agricultural drought represents a critical hydrometeorological stress directly impacting agricultural productivity, especially in semi-arid regions. Soil moisture is a key variable for its monitoring, but its estimation faces observational limitations. This work investigates the evolution of agricultural drought in the Capibaribe River Basin under future climate change scenarios. For this purpose, the SWAT hydrological model was calibrated to simulate soil moisture, which was then forced with climate projections (CMIP6) and future land use scenarios (2015-2044). The Standardized Soil Water Index (SSWI) was applied to characterize drought. Results show that the SSP5-8.5 scenario projects more frequent droughts, while SSP2-4.5 indicates longer and more intense droughts. Differences are influenced by model sensitivity to climate forcings and projection uncertainties. The proposed methodological integration highlights the potential of hydrological modeling as a complementary tool for early warning systems and adaptive planning in the face of climate variability.

Keywords – Hydrological Modeling; Soil Moisture; Agricultural Drought.

Resumo: A seca agrícola representa um estresse hidrometeorológico crítico que afeta diretamente a produtividade agropecuária, especialmente em regiões semiáridas. A umidade do solo é variável-chave para seu monitoramento, mas sua estimativa enfrenta limitações observacionais. Este trabalho investiga a evolução da seca agrícola na Bacia do Rio Capibaribe em cenários futuros de mudanças climáticas. Para isso, o modelo hidrológico SWAT foi calibrado para simular a umidade do solo, que então foi alimentado com projeções climáticas do modelo MIROC6 (2015-2044). O Índice Padronizado de Umidade do Solo (SSWI) foi aplicado para caracterizar a seca. Os resultados revelam que o cenário SSP5-8.5 projeta secas mais frequentes, enquanto o SSP2-4.5 indica secas de maior duração e intensidade. Foram identificadas diferenças influenciadas pela sensibilidade do modelo às forçantes climáticas e incertezas das projeções. A integração metodológica proposta destaca o potencial da modelagem hidrológica como ferramenta complementar para sistemas de alerta precoce e planejamento adaptativo frente à variabilidade climática.

Palavras-Chave – Modelagem Hidrológica; Umidade do Solo; Seca Agrícola.

1. INTRODUÇÃO

A umidade do solo desempenha uma função crucial no contexto da hidrologia de bacias hidrográficas, exercendo influência sobre diversos processos hidrológicos. Sua dinâmica interna é

1) Pós-doutoranda, Universidade de São Paulo, Av. Dr. Arnaldo 715, São Paulo, São Paulo - SP, vaninefarias@gmail.com;

2) Bolsista de Produtividade do CNPq. Professor Associado II do Departamento de Geociências/CCEN/UFPB. Cidade Universitária, s/n – Castelo Branco, João Pessoa – PB. richarde@geociencias.ufpb.br

3) Profa. Titular, Universidade Federal de Pernambuco, Av. Prof. Moraes Rego, 1235 – Cid. Universitária, Recife – PE, suzana.ufpe@gmail.com

tanto um fator influenciador quanto influenciado por elementos como infiltração, percolação, condutividade hidráulica, recarga, escoamento, crescimento vegetal e características do solo. Essa dinâmica tem implicações significativas não apenas na hidrologia, mas também na agricultura e vegetação natural (Xu et al., 2020; Brocca et al., 2017). O excedente ou déficit de umidade do solo pode propiciar o surgimento de inundações ou secas, respectivamente, e sua variabilidade reflete a interação complexa entre clima, vegetação e processos do solo (Esit et al., 2021), sendo afetada por uma variedade de fatores e apresentando variações verticais nas camadas do solo (Eini et al., 2023).

Além de sua relevância para a vegetação, a umidade do solo representa uma variável essencial na avaliação e previsão de secas (Araujo et al., 2024; Zeri et al., 2022; Souza et al., 2021; Xu et al., 2020), na modelagem e previsão de inundações e deslizamentos, nos estudos de componentes hidrológicos (Eini et al., 2023; Fleischmann et al., 2021; Montenegro et al., 2019), nas estimativas de produtividade agrícola (Zhang et al., 2023), na investigação de mudanças climáticas, no gerenciamento da irrigação e em pesquisas agrícolas (Brocca et al., 2017). A compreensão dessa variabilidade é especialmente importante em regiões áridas e semiáridas, onde a irrigação é vital, mas os recursos hídricos são escassos, como ocorre no semiárido brasileiro (Montenegro et al., 2019).

Nos últimos anos, o Brasil experimentou períodos prolongados de secas intensas, que influenciam diretamente a dinâmica da umidade do solo e impactam a agricultura, a gestão de recursos hídricos e os ecossistemas (Ribeiro et al., 2021). A agricultura frequentemente sofre os primeiros impactos da seca devido à sua dependência crítica das reservas de umidade no solo durante diferentes fases de crescimento das culturas. Essas condições ressaltam a vulnerabilidade do setor agrícola, reforçando a necessidade de aprofundar os estudos sobre secas agrícolas e seus impactos (Narasimhan e Srinivasan, 2005).

Nesse contexto, a umidade do solo tem sido amplamente utilizada para avaliar a severidade das secas e realizar o monitoramento agrícola (Inocencio et al., 2020; Xu et al., 2020). Seu monitoramento contínuo permite avaliar o estresse hídrico nas culturas e fornecer alertas antecipados, contribuindo para mitigar impactos socioeconômicos negativos e perdas na produção (Esit et al., 2021).

A estimativa da umidade do solo pode ser realizada por meio de diversas abordagens, incluindo medições *in situ*, sensoriamento remoto e modelagem hidrológica. Embora métodos experimentais proporcionem maior precisão, a detecção remota e os modelos oferecem alternativas viáveis em grande escala (Brocca et al., 2017). A utilização do sensoriamento remoto no monitoramento da seca tem grande potencial, uma vez que permite captar variações espaciais e temporais associadas à redução da precipitação e da umidade do solo, traduzindo numericamente o estresse hídrico na vegetação (Eini et al., 2023; Souza et al., 2021). Sensores ópticos, térmicos e de micro-ondas, tanto ativos quanto passivos, têm sido amplamente utilizados na obtenção desses dados (Araujo et al., 2024; Brocca et al., 2017).

Os modelos hidrológicos e de superfície terrestre também exercem papel fundamental na estimativa da umidade do solo, permitindo simulações em diversas escalas e com diferentes níveis de detalhamento. Esses modelos compartilham equações baseadas no balanço hídrico e energético, mas diferem quanto à discretização espacial e vertical, à temporalidade e à parametrização (Brocca et al., 2017). O modelo SWAT (*Soil and Water Assessment Tool*) tem sido amplamente utilizado para esse fim, fornecendo estimativas diárias, mensais e anuais da umidade no perfil do solo, incluindo uma camada superficial de 300 mm para cada Unidade de Resposta Hidrológica (HRU). No SWAT, a umidade do solo representa a água disponível para as plantas, variando entre o ponto de murcha permanente e a saturação (Eini et al., 2023).

A esses dados de umidade, podem ser aplicados índices utilizados para caracterizar a seca agrícola, como o Índice Padronizado de Umidade do Solo (SSWI – *Standardized Soil Water Index*),

que é uma métrica estatística baseada no SPI e no Índice Z de Palmer. O SSWI expressa desvios-padrão em relação à média de uma série temporal de umidade do solo e tem se mostrado uma ferramenta eficiente para monitorar a seca agrícola, sobretudo em contextos de agricultura de sequeiro. Esse índice tem sido utilizado em conjunto com o modelo SWAT em diferentes regiões e contextos climáticos. Qiu et al. (2024), por exemplo, aplicaram o SSWI com o SWAT para avaliar secas agrícolas em uma bacia chinesa, enquanto Sam et al. (2023) investigaram os efeitos das mudanças climáticas sobre secas agrícolas na bacia do Rio Be, no Vietnã.

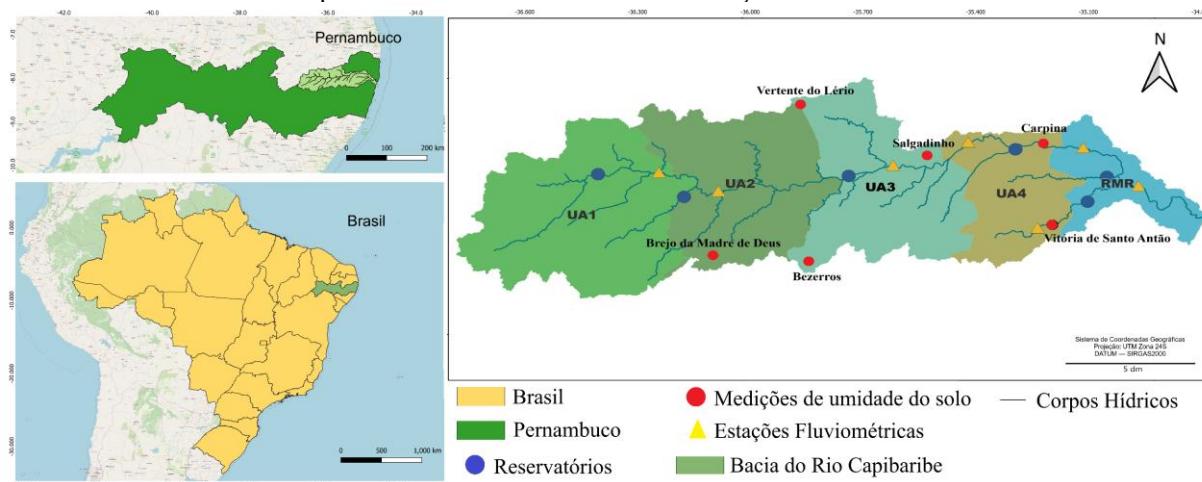
Diante desse cenário, este estudo tem como objetivo avaliar a capacidade do modelo SWAT em representar a umidade do solo atual, comparando seus resultados com dados observados na bacia, a partir da aplicação do índice SSWI. Além disso, busca-se utilizar os dados de saída do modelo SWAT utilizando projeções climáticas do CMIP6 para investigar possíveis cenários futuros de seca agrícola, contribuindo para o aprimoramento do monitoramento e da gestão de riscos agrícolas em regiões semiáridas.

2. MATERIAIS E MÉTODOS

2.1 Área de estudo

A bacia hidrográfica do Rio Capibaribe (Figura 1) está localizada em Pernambuco, Brasil, entre $7^{\circ}41'20''$ e $8^{\circ}19'30''$ S e $34^{\circ}51'00''$ e $36^{\circ}41'58''$ W, abrangendo cerca de 7.454 km^2 , o que representa 7,58% do território estadual. Com nascentes no semiárido e foz no Oceano Atlântico, a bacia apresenta forte heterogeneidade em termos de clima, relevo, solos e cobertura vegetal. A população é estimada em 1,71 milhão de habitantes, com destaque para Recife, onde residem 0,76 milhão e mais de 50% da área da cidade está inserida na bacia (Ribeiro Neto et al., 2014).

Figura 1 – Mapa: Bacia hidrográfica do Rio Capibaribe, com a localização dos pontos de medição de umidade do solo e postos fluviométricos usados na calibração do modelo.



Para fins de análise, adotou-se a subdivisão em quatro Unidades de Análise (UA), conforme o Plano Hidroambiental da Bacia (Pernambuco, 2010), com a adição de uma quinta subunidade correspondente à Região Metropolitana do Recife, dada sua dinâmica distinta. A precipitação média anual varia de 600 mm no semiárido a 2.400 mm no litoral, com período seco de setembro a março.

2.2 Modelagem Hidrológica

2.2.1. Elaboração da Base de Dados

A construção do modelo SWAT demandou uma base de dados geoespaciais e tabulares robusta, abrangendo:

- **Modelo Digital de Elevação (MDE):** Utilizou-se o ASTER *Global Digital Elevation Model* (GDEM), com resolução espacial de 30 metros, para delimitação da bacia, rede de drenagem e obtenção de dados topográficos.
- **Tipos de Solo:** O mapa pedológico foi obtido do Zoneamento Agroecológico de Pernambuco (ZAPE - Embrapa Solos, 2001).
- **Uso e Cobertura da Terra:** O mapa de uso e cobertura da terra para o ano de 2015 foi extraído da Coleção 7.0 do MapBiomas (30 metros de resolução) via *Google Earth Engine*. As classes originais foram agrupadas em seis categorias principais: Mata Atlântica, Vegetação Caatinga, Pastagem, Agricultura, Infraestrutura Urbana e Corpos Hídricos.
- **Dados Climáticos Históricos:** Séries históricas de precipitação, temperaturas máxima e mínima, radiação solar, velocidade do vento e umidade relativa do ar (1987-2019) foram obtidas do Instituto Nacional de Meteorologia - INMET, Agência Nacional de Águas e Saneamento Básico - ANA e a Agência Pernambucana de Águas e Clima – APAC. Foram selecionadas 18 estações pluviométricas após análise de consistência e completude dos dados.
- **Dados Fluviométricos:** Dados de vazão observados de 5 postos fluviométricos do Hidroweb (ANA, 2023) para o período de 1987 a 2019 foram utilizados para calibração e validação do modelo.

A integração de todos os dados e a configuração do modelo foram realizadas utilizando a interface *ArcSWAT*.

2.2.2. Calibração e Validação

A calibração do modelo SWAT para as vazões foi realizada de forma automatizada utilizando o software SWAT *Calibration and Uncertainty Procedures* (SWAT-CUP), aplicando o algoritmo *Sequential Uncertainty Fitting 2* (SUFI-2). O período de 1992 a 2010 foi utilizado para calibração, e de 2013 a 2019 para validação. O objetivo foi otimizar os parâmetros do modelo para reproduzir as vazões observadas com precisão.

2.2.3 Extração da umidade do solo no modelo SWAT

A umidade do solo (SM) simulada pelo SWAT foi extraída em milímetros de água disponível para as plantas. Para permitir a comparação com dados observacionais e a aplicação de índices de seca, os valores de SM foram convertidos para umidade volumétrica ($m^3 m^{-3}$). Esta conversão envolveu a adição do ponto de murcha e a divisão pela espessura da camada de solo, conforme abordagens de estudos como Rajib e Merwade (2016).

Para validação da umidade do solo simulada, foram utilizados dados de umidade volumétrica diária na camada superficial (10 cm) de estações monitoradas pelo CEMADEN e APAC (2015-2019) localizadas na bacia. A avaliação da correspondência entre os dados simulados e observados foi realizada através do coeficiente de correlação (R), viés médio (BIAS) e raiz do erro quadrático médio (RMSD), calculados pelas Equações 1, 2 e 3, respectivamente:

$$R = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^n (SM_{SWAT} - \bar{SM}_{SWAT}) \cdot (SM_{estação} - \bar{SM}_{estação})}{\sigma_{SWAT} \sigma_{estação}} \quad \text{Equação 1}$$

$$BIAS = \frac{1}{N} \cdot \sum_{i=1}^n (SM_{SWAT} - SM_{estação}) \quad \text{Equação 2}$$

$$RMSD = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (SM_{SWAT} - SM_{estação})^2} \quad \text{Equação 3}$$

Onde SM_{SWAT} é a umidade do solo volumétrica do SWAT, $SM_{estação}$ é a umidade do solo medida na estação, N é o comprimento do registro, e σ_{SWAT} e $\sigma_{estação}$ são os desvios-padrão dos dados do modelo e in situ.

2.3 Cenários Futuros de Clima

Para a projeção futura do clima, foram utilizados os dados do modelo MIROC6. Dentre os modelos analisados do CMIP6, o MIROC6 foi escolhido após uma avaliação de Farias (2025), onde ele apresentou melhor representação da seca na bacia do Rio Capibaribe. O conjunto de dados climáticos foi obtido no CLIMBra - *Climate Change Dataset for Brazil* (Ballarin et al., 2023). Optou-se pelos dados brutos, com resolução espacial de $0,25^\circ \times 0,25^\circ$, devido a questões de representatividade na área de estudo. Foram considerados os cenários de emissões do IPCC AR6: SSP2-4.5 (emissões intermediárias) e SSP5-8.5 (altas emissões). As variáveis climáticas de entrada (precipitação, temperaturas máxima e mínima, radiação líquida de ondas curtas na superfície, velocidade do vento e umidade relativa) foram obtidas para o período histórico (1980-2013) e projeções futuras (2015-2044). Para a correção de viés das projeções climáticas, foi empregado o método *Quantile Mapping* (QM), utilizando um código desenvolvido por Shrestha et al. (2017). Os dados observados da base *Brazilian Daily Weather Gridded Data* (BR-DWGD) de Xavier et al. (2016) (1980-2010) serviram como referência para a correção. Esse processo ajustou as projeções futuras de todas as variáveis climáticas de acordo com a função de distribuição acumulada dos dados observados.

2.4 Índice Padronizado de Água no Solo (SSWI)

O Índice Padronizado de Umidade do Solo (SSWI - *Standardized Soil Water Index*) foi aplicado aos dados de umidade do solo simulados pelo SWAT (atuais e futuros). O SSWI é calculado de forma análoga ao Índice de Precipitação Padronizado (SPI), utilizando as mudanças na umidade do solo como entrada. Eventos de seca são identificados quando os valores do SSWI são negativos e inferiores a -1. A classificação da severidade da seca segue a Tabela de McKee et al. (1993).

Para a análise da seca agrícola futura, foram consideradas suas características de intensidade (média dos valores negativos do SSWI), duração (número de meses consecutivos com seca) e frequência (número de eventos de seca para o período). A análise será realizada para diferentes escalas temporais do SSWI: 6 meses (SSWI-6), 12 meses (SSWI-12), 24 meses (SSWI-24) e 48 meses (SSWI-48), permitindo uma compreensão abrangente das secas de curta e longa duração.

3. RESULTADOS E DISCUSSÕES

3.1. Validação da Umidade do Solo Simulada pelo SWAT na Bacia do Rio Capibaribe

A umidade do solo (SM) simulada pelo modelo SWAT, após calibração e validação e convertida para umidade volumétrica (m^3/m^3), foi comparada com dados observados em diferentes pontos de monitoramento na Bacia Hidrográfica do Rio Capibaribe (Figura 2). A análise estatística, utilizando o coeficiente de correlação (R), viés médio (BIAS) e raiz do erro quadrático médio (RMSE), revelou uma correspondência satisfatória entre os dados simulados e medidos in situ na maioria dos locais.

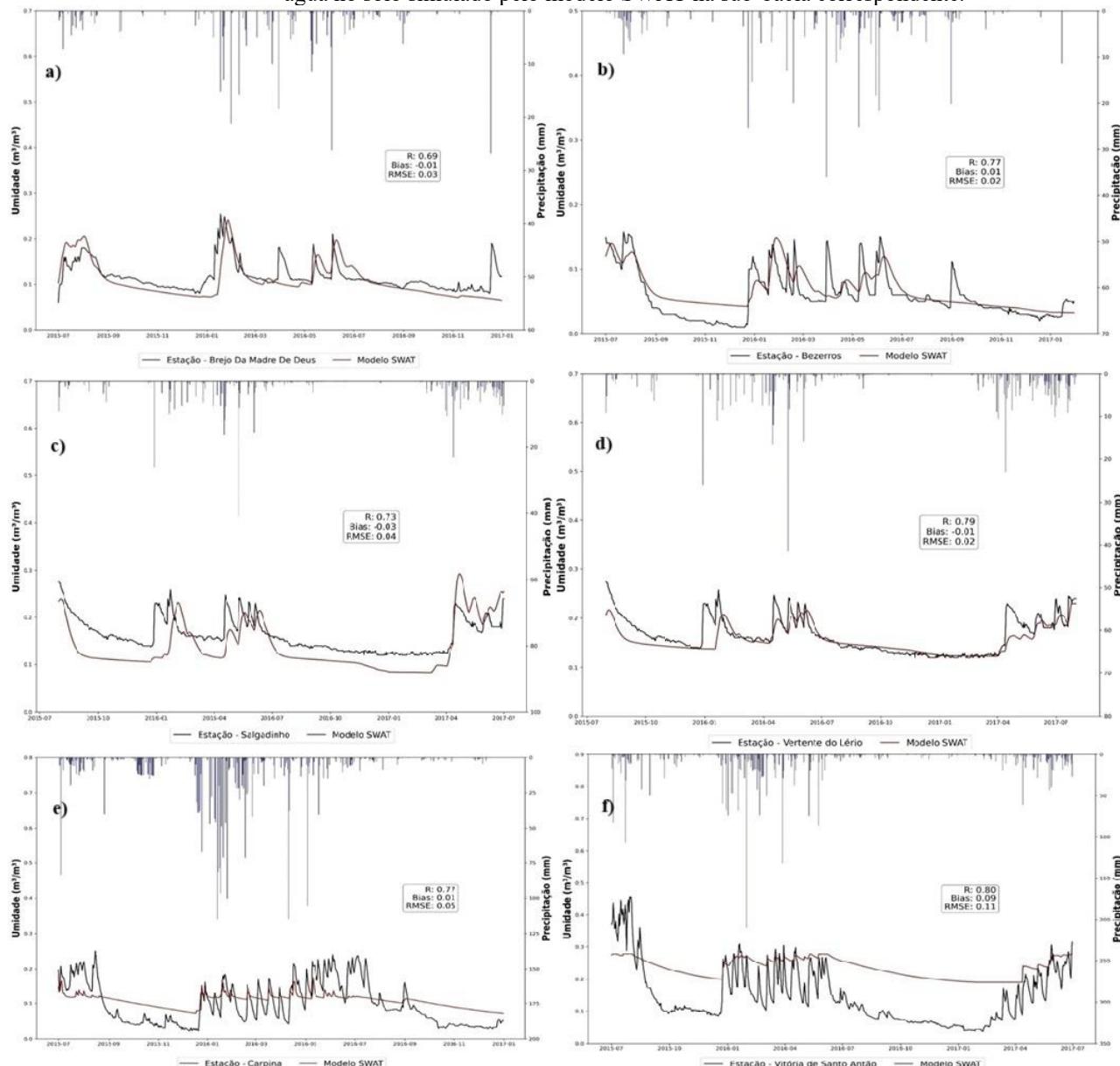
Em regiões semiáridas da bacia, como Brejo da Madre de Deus, Bezerros, Salgadinho e Vertente do Lério, o modelo SWAT conseguiu capturar as tendências gerais da dinâmica da umidade do solo, incluindo os aumentos após eventos de precipitação intensa. Os valores de R variaram de 0,69 a 0,79, indicando uma relação moderada a forte. O BIAS, entre -0,03 e 0,01, demonstrou que o modelo não apresentou tendência significativa de super ou subestimar a umidade do solo nesses pontos. Os resultados de RMSE sugeriram boa precisão nas estimativas. Contudo, observou-se uma

subestimação em períodos secos, possivelmente devido à complexidade de representar processos específicos do solo na região.

Na porção mais úmida da bacia, em Carpina e Vitória de Santo Antão, o modelo capturou a resposta da precipitação, mas apresentou limitações em reproduzir picos e vales com exatidão, embora com boa correlação estatística. As discrepâncias observadas em algumas sub-bacias podem ser atribuídas à diferença de escala entre os dados simulados (que representam o perfil do solo) e os observados, além da própria variabilidade espacial e temporal da umidade do solo.

De forma geral, o modelo SWAT demonstrou ser uma ferramenta eficaz para representar a dinâmica da umidade do solo na Bacia do Rio Capibaribe, apesar de algumas limitações pontuais

Figura 2 – Comparação entre a umidade do solo observada no ponto de medição em a) Brejo da Madre de Deus, b) Bezerros, c) Salgadinho, d) Vertente do Lério, e) Carpina, f) Vitória de Santo Antão, e o teor de água no solo simulado pelo modelo SWAT na sub-bacia correspondente.

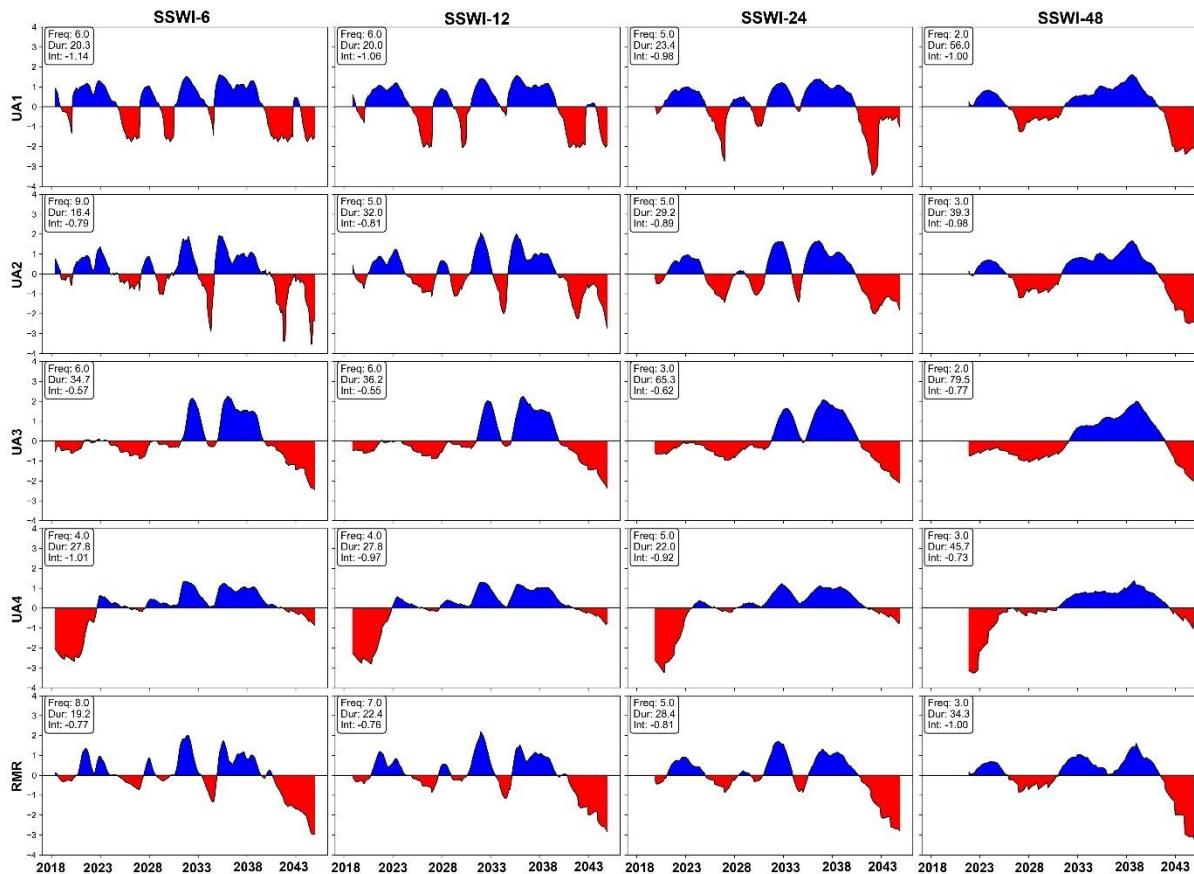


3.2. Caracterização da Seca Agrícola Futura na Bacia do Rio Capibaribe

A seca agrícola na Bacia do Rio Capibaribe foi analisada utilizando o Índice Padronizado de Umidade do Solo (SSWI), calculado a partir das simulações de umidade do solo do modelo SWAT forçado com projeções climáticas do MIROC6 para os cenários SSP2-4.5 e SSP5-8.5 (período 2015-2044). A análise focou na frequência, duração e intensidade dos eventos de seca em diferentes unidades de análise (UAs) da bacia, utilizando escalas temporais do SSWI (SSWI-6, SSWI-12, SSWI-24, SSWI-48).

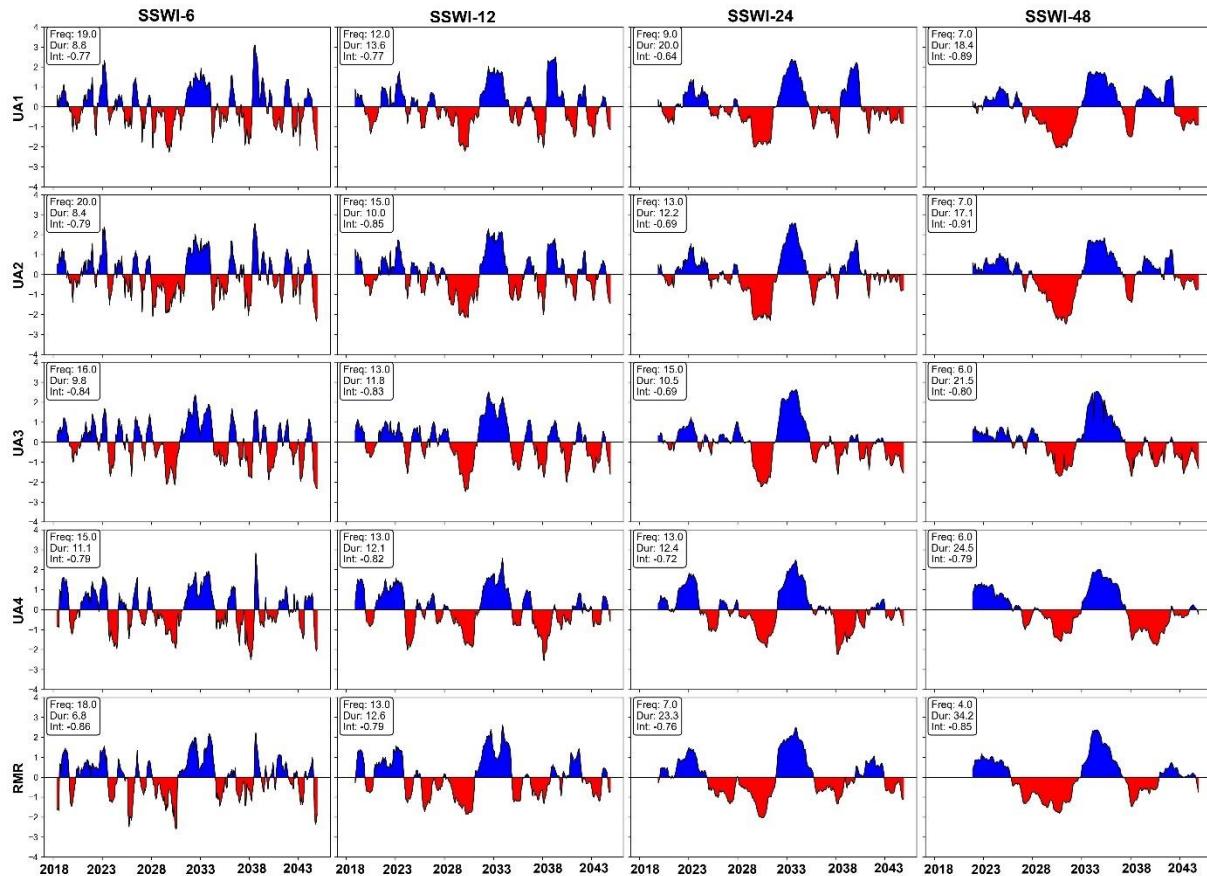
As Figuras 3 (SSP2-4.5) e 4 (SSP5-8.5) ilustram os padrões projetados para a seca de curto prazo sob os respectivos cenários. Uma observação inicial é a diferença na sensibilidade do SSWI entre os cenários, onde as flutuações e a variabilidade dos eventos de seca se mostram mais acentuadas no cenário SSP5-8.5 em comparação com o SSP2-4.5, especialmente nas escalas temporais mais curtas. Essa diferença pode ser atribuída à maior variabilidade e amplitude das projeções de variáveis climáticas (e.g., precipitação e temperatura) no cenário de altas emissões.

Figura 3 – Projeção do SSWI futuro para o cenário SSP2-4.5.



É fundamental ressaltar que as incertezas inerentes aos Modelos Climáticos Globais (MCGs) e aos processos de correção de viés também podem influenciar as diferenças observadas. Mesmo com a aplicação do Quantile Mapping, vieses residuais nas projeções climáticas podem afetar a resposta do SWAT, pois diferenças sutis na distribuição de probabilidade de variáveis como precipitação e temperatura entre os cenários podem ter um impacto significativo na dinâmica da umidade do solo simulada. Além disso, a sensibilidade intrínseca do modelo MIROC6 pode variar entre os diferentes cenários de emissões, e o processo de downscaling da resolução espacial de 0,25°x0,25° para a escala da unidade de resposta hidrológica (HRU) no SWAT pode amplificar ou atenuar certas respostas, dependendo das características de entrada de cada cenário.

Figura 4 – Projeção do SSWI futuro para o cenário SSP5-8.5.



A análise revelou padrões distintos entre os cenários em termos de frequência, duração e intensidade das secas:

Frequência: O cenário SSP5-8.5 projetou consistentemente uma maior frequência de eventos secos em quase todas as UAs e escalas temporais do SSWI (e.g., UA1, SSWI-6: 19 eventos no SSP5-8.5 vs. 6 no SSP2-4.5), sugerindo número maior de episódios de seca sob cenário de altas emissões.

Duração: Em contrapartida, a duração dos períodos secos foi consistentemente maior no SSP2-4.5, especialmente para as escalas de tempo mais longas do SSWI (e.g., UA1, SSWI-48: 56 no SSP2-4.5 vs. 18,4 no SSP5-8.5). Isso indica que, embora menos frequentes, as secas sob o cenário de emissões intermediárias podem persistir por períodos mais longos.

Intensidade: O cenário SSP2-4.5 tendeu a mostrar eventos de seca mais severos em diversas UAs (e.g., UA1, SSWI-6: -1,14 no SSP2-4.5 vs. -0,77 no SSP5-8.5). No entanto, em algumas UAs, como a Região Metropolitana do Recife (RMR), a intensidade se mostrou similar entre os cenários, indicando heterogeneidade regional na resposta. Em resumo, as projeções indicam que o cenário de emissões mais altas (SSP5-8.5) pode levar a eventos de seca mais frequentes, enquanto o cenário de emissões intermediárias (SSP2-4.5) sugere secas de maior duração e intensidade na Bacia do Rio Capibaribe, especialmente para as escalas de tempo mais longas da seca agrícola.

4. CONSLUSÃO

Este estudo demonstrou a integração bem-sucedida do modelo SWAT com o Índice Padronizado de Umidade do Solo (SSWI) para projetar secas agrícolas futuras na Bacia do Rio Capibaribe (2015-2044). O SWAT mostrou-se eficaz na simulação da umidade do solo, com boa correspondência aos dados observados. As projeções indicam que o cenário SSP5-8.5 (altas emissões) pode levar a secas mais frequentes, enquanto o SSP2-4.5 (emissões intermediárias) aponta para secas mais longas e intensas. As diferenças observadas são atribuíveis à sensibilidade do modelo e às incertezas das projeções climáticas. Em suma, a metodologia proposta oferece uma ferramenta valiosa para o planejamento adaptativo e sistemas de alerta precoce em regiões vulneráveis, auxiliando na gestão de riscos da seca agrícola frente às mudanças climáticas.

AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem a Fundação de Amparo à Ciência e Tecnologia do Estado de Pernambuco (FACEPE) pela bolsa de Pós-Graduação da primeira autora. À Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES) pela bolsa de doutorado sanduíche CAPES/PrInt. Aos projetos INCT- Observatório Nacional de Segurança Hídrica e Gestão Adaptativa (Proc. 406919/2022-4) CHAMADA Nº 58/2022/CNPq, ao CNPq/MCTIC/BRICS 29/2017 (Proc. 442335/2017.2), ao Universal MCTIC/CNPq 28/2018 (Proc. 431980/2018-7), e ao INCT Mudanças Climáticas II. Pela bolsa de Produtividade em Pesquisa – PQ (313392/2020-0) da terceira autora.

REFERÊNCIAS

- ARAUJO, D. C. S.; MONTENEGRO, S. M. G. L.; RIBEIRO NETO, A.; SILVA, S. F. (2024). Evaluation of satellite-based soil moisture for agricultural drought monitoring in the Brazilian semiarid region. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, Volume 33,101111. <https://doi.org/10.1016/j.rsase.2023.101111>.
- BALLARIN, A. S.; SONE, J. S.; GESUALDO, G. C.; SCHWAMBACK, D.; REIS, A.; ALMAGRO, A.; WENDLAND, E. C. CLIMBra - Climate change dataset for Brazil. *Scientific Data*, 10, 1–31. 2023. <https://doi.org/10.1038/s41597-023-01956-z>
- BROCCA, L.; CIABATTA, L.; MASSARI, C.; CAMICI, S.; TARPANELLI, A. Soil Moisture for Hydrological Applications: Open Questions and New Opportunities. *Water*, 9, 140. 2017. <https://doi.org/10.3390/w9020140>
- EINI, M. R.; MASSARI, C.; PINIEWSKI, M. (2023). Satellite-based soil moisture enhances the reliability of agro-hydrological modeling in large transboundary river basins. *Science of The Total Environment*, Volume 873, 162396. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2023.162396>.
- EMBRAPA SOLOS. Zoneamento Agroecológico de Pernambuco - ZAPE. (2001). Recife: Embrapa Solos - Unidade de Execução de Pesquisa e Desenvolvimento; Governo do Estado de Pernambuco (Secretaria de Produção Rural e Reforma Agrária). (Embrapa Solos. Documentos; no. 35).
- ESIT, M., KUMAR, S., PANDEY, A. et al. (2021). Seasonal to multi-year soil moisture drought forecasting. *Climate and Atmospheric Science* 4, 16. <https://doi.org/10.1038/s41612-021-00172-z>.
- FARIAS, V. E. M. Projeções de secas meteorológicas, agrícolas e hidrológicas na bacia do rio Capibaribe (PE), sob cenários futuros de mudanças climáticas e uso da terra. (2025). Tese apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil, Universidade Federal de Pernambuco, Recife.
- FLEISCHMANN, A. S. et al. (2021). Synergistic Calibration of a Hydrological Model Using Discharge and Remotely Sensed Soil Moisture in the Paraná River Basin. *Remote Sens.* 13, 3256. <https://doi.org/10.3390/rs13163256>.

INOCÊNCIO, T. M.; RIBEIRO NETO, A.; SOUZA, A. G. S. S. (2020). Soil moisture obtained through remote sensing to assess drought events. *Revista Brasileira De Engenharia Agrícola E Ambiental*, 24(9), 575–580. <https://doi.org/10.1590/1807-1929/agriambi.v24n9p575-580>.

MCKEE, T. B.; DOESKEN, N. J.; KLEIST, J. The relationship of drought frequency and duration to time scales. *Proceedings of the Eighth Conference on Applied Climatology*, Anaheim, CA. American Meteorological Society, n. Boston, p. 179–184, 1993.

MONTENEGRO, A. A. A., et al. (2019). Spatio Temporal Soil Moisture Dynamics and Runoff under Different Soil Cover Conditions in a Semiarid Representative Basin in Brazil. *Advances in Geosciences*, 48, 19–30. <https://doi.org/10.5194/adgeo-48-19-2019>.

NARASIMHAN, B.; SRINIVASAN, R. (2005). Development and evaluation of Soil Moisture Deficit Index (SMDI) and Evapotranspiration Deficit Index (ETDI) for agricultural drought monitoring. *Agricultural and Forest Meteorology*, Volume 133, Issues 1–4, P. 69–88. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2005.07.012>.

PERNAMBUKO. SECRETARIA INFRAESTRUTURA E RECURSOS HÍDRICOS (SIRH). Plano hidroambiental da bacia hidrográfica do Rio Capibaribe. Tomo I - Diagnóstico Hidroambiental. Recife: [s.n.], 2010a. v. 01/03.

QIU, J.; SHEN, Z.; HIE, H. (2024). Drought impacts on hydrology and water quality under climate change. *Science of the Total Environment*, 858, 159854. <http://dx.doi.org/10.1016/j.scitotenv.2022.159854>.

RAJIB, M. A. E MERWADE, V. (2016). Improving soil moisture accounting and streamflow prediction in SWAT by incorporating a modified time-dependent Curve Number method. *HYdrological Processes*. V. 30, 603–624. <https://doi.org/10.1002/hyp.10639>.

RIBEIRO, F. L.; GUEVARA, M.; VÁZQUEZ-LULE, A.; CUNHA, A. P.; ZERI, M.; VARGAS, R. (2021). The impact of drought on soil moisture trends across Brazilian biomes, *Nat. Hazards Earth System Sciences*, 21, 879–892. <https://doi.org/10.5194/nhess-21-879-2021>.

RIBEIRO NETO, A.; SCOTT, C. A.; LIMA, E. A.; MONTENEGRO, S. M. G. L.; AND CIRILO, J. A. (2014). Infrastructure sufficiency in meeting water demand under climate-induced socio-hydrological transition in the urbanizing Capibaribe River basin – Brazil, *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, 18, 3449–3459, <https://doi.org/10.5194/hess-18-3449-2014>.

SAM, T. T.; NHI, P. T. T.; MAI, N. T. H.; LINH, D. Q.; LOI, P. T. (2023). The climate change effects on agricultural drought in the Be River Basin. *IOP Conf. Ser.: Earth Environ. Sci.* 1170 012006, <https://doi.org/10.1088/1755-1315/1170/1/012006>.

SHRESTHA, M.; ACHARYAA, S. C.; SHRESTHA, P. K. (2017). Bias correction of climate models for hydrological modelling – are simple methods still useful? *Meteorological Applications*, v. 24, p. 531–539. <https://doi.org/10.1002/met.1655>.

SOUZA, A. G. S.; RIBEIRO NETO, A.; SOUZA, L. L. (2021). Soil moisture-based index for agricultural drought assessment: SMADI application in Pernambuco State-Brazil. *Remote Sensing of Environment*, Volume 252, 112124. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2020.112124>.

XAVIER, A. C.; KING, C. W.; SCANLON, B. R. (2016). Daily gridded meteorological variables in Brazil (1980–2013). *International Journal of Climatology*, 36, 2644–2659. <https://doi.org/10.1002/joc.4518>.

XU, L; ABBASZADEH, P.; MORADKHANI, H.; CHEN, N.; ZHANG, X. Continental drought monitoring using satellite soil moisture, data assimilation and an integrated drought index, *Remote Sensing of Environment*, Volume 250, 112028. 2020. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2020.112028>.

ZERI, M. et al. (2022). Importance of including soil moisture in drought monitoring over the Brazilian semiarid region: An evaluation using the JULES model, in situ observations, and remote sensing. *Climate Resilience and Sustainability*, 1, e7. <https://doi.org/10.1002/clis.2.7>